



34. VDI/VW Gemeinschaftstagung

Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren 2018

Wolfsburg, 07. und 08. November 2018

Bildquelle: VW AG

VDI-BERICHTE
Herausgeber:
VDI Wissensforum GmbH

Bibliographische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliographische Daten sind im Internet unter www.dnb.de abrufbar.

Bibliographic information published by the Deutsche Nationalbibliothek (German National Library)

The Deutsche Nationalbibliothek lists this publication in the Deutsche Nationalbibliographie (German National Bibliography); detailed bibliographic data is available via Internet at www.dnb.de.

© VDI Verlag GmbH · Düsseldorf 2018

Alle Rechte vorbehalten, auch das des Nachdruckes, der Wiedergabe (Photokopie, Mikrokopie), der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen und der Übersetzung, auszugsweise oder vollständig.

Der VDI-Bericht, der die Vorträge der Tagung enthält, erscheint als nichtredigierter Manuscriptdruck.

Die einzelnen Beiträge geben die auf persönlichen Erkenntnissen beruhenden Ansichten und Erfahrungen der jeweiligen Vortragenden bzw. Autoren wieder. Printed in Germany.

ISSN 0083-5560

ISBN 978-3-18-092335-2

Inhalt

► Vorwort

Vorwort	1
T. Form, Volkswagen AG	

► Jahrmarkt der Innovationen – Kurzpräsentationen im Plenum

Measuring method of function and quality of automated lateral control based on high-precision digital "Ground Truth" maps	3
D. Schneider, B. Schick, University of Applied Science Kempten, Kempten; Research Center Allgäu; B. Huber, GeneSys Elektronik GmbH, Offenburg; H. Lategahn, Atlatec GmbH, Karlsruhe	
Synthetic Aperture Radar as Automotive Application – Improving angular resolution of radar sensors by means of coherent integration	17
A. Löffler, Continental, BU ADAS, Lindau; T. Gisder, Volkswagen AG, Wolfsburg	
Lab-on-Wheels – Ein Absicherungswerkzeug für den nahtlosen Übergang zwischen Simulation und Fahrzeug	25
S. Hakuli, S. Stölzl, B. Pithan, Continental Engineering Services, Frankfurt a. M.	
Current lane keeping assistance systems in benchmarking – accepted or rejected by customers?	33
S. Aydogdu, MdynamiX AG, Munich; B. Schick, M. Wolf, University of Applied Sciences, Kempten	
Streich- und Lenkgesten für manöverbasiertes automatisiertes Fahren: Streicheln Sie schon oder drücken Sie noch?	47
A. Sommer, V. L. Kaschub, Fraunhofer IAO, Stuttgart	
Camera Based Lost Cargo Detection for Automated Driving	55
D. Krökel, S. Hachfeld, M. du Bois, M. Pfitzer, S. Hegemann, Continental, Lindau	
Virtuelle Entwicklung und Absicherung von Funktionen der Eigenlokalisierung im Kontext des Autonomous Valet Parking	63
S. Bewersdorff, Assystem Germany GmbH, Berlin; J. Kath, TESIS GmbH, München	
Einsatz Evolutionärer Algorithmen zur Generierung relevanter Verkehrsszenarien zur Absicherung hochautomatisierter Fahrfunktionen	71
A. Bussler, Volkswagen AG, Wolfsburg	

► Künstliche Intelligenz (KI)

Die Künstliche Intelligenz für Autonomes Fahren am Beispiel der StVO – Wie schafft ein autonomes Fahrzeug die Führerscheinprüfung? 79
H. Fischer, L. Glas, C. Jannasch, K. Sölter, ESG Elektroniksystem- und Logistik-GmbH, München

Intelligentes Fahrwerk – Aus Situationen lernen 91
A. Noll, R. Schwarz, D. Reitze, I/EF-F4, Audi AG, Ingolstadt

Klassifikation von Fahrbahnzuständen mithilfe von Datenaggregation 107
W. Jarisa, R. Henze, TU Braunschweig, Braunschweig; B. Hartmann, Continental Teves AG & Co. oHG, Frankfurt a. M.

► Sensorik

Echtzeit 3D Objekterkennung mit Punktwolken 125
M. Simon, S. Milz, Valeo Schalter und Sensoren GmbH, Kronach

Radarbasierte Klassifikation von Fußgängern für Pre-Crash Systeme 137
P. Held, D. Steinhauser, A. Kamann, R. Lugner, T. Brandmeier, CARISSMA, Technische Hochschule Ingolstadt, Ingolstadt; A. Koch, F. Gruson, Continental, Business Unit ADAS, Lindau

Machine Learning for Vision-based Pedestrian Detection Achievements and Future Challenges 151
M. Karg, C. Scharfenberger, R. Thiel, Continental, ADC Automotive Distance Control Systems GmbH, Lindau

► Absicherung

Absicherung der Umfeldwahrnehmung von hoch- und vollautomatisierten Fahrzeugen	165
M. Berk, D. Straub, Technische Universität München; O. Schubert, H.-M. Kroll, B. Buschardt, AUDI AG, Ingolstadt	
Herleitung eines Lösungsraums für die Bewertung der Usability von Anzeige- und Bedienkonzepten (hoch)automatisierter Fahrfunktionen.	185
S. Hergeth, F. Naujoks, A. Keinath, BMW Group, München; K. Wiedemann, N. Schöming, WIVW GmbH, Würzburg; C. Mehner, Ludwig-Maximilians-Universität, München	
Erkennung von Basismanövern auf Autobahnen aus Messdaten zur Erstellung von Szenarien und Testfällen für den Absicherungsprozess	195
F. Schuldt, R. Philipp, Volkswagen AG, Wolfsburg; T. Menzel, TU Braunschweig, Braunschweig	

► Infrastrukturmaßnahmen für die Mobilität von morgen

Connecting Austria – Leitprojekt für kooperatives, vernetztes, automatisiertes Fahren – Szenariobasierte Entwicklung und Bewertung an verkehrs- und energieeffizienten Strategien für Platooning	211
A. Kuhn, ANDATA, Hallein, Österreich; T. Novak, Swarco Futurit, Perchtoldsdorf, Österreich; W. Schildorfer, HiTec marketing, Wien, Österreich	
Degradation Aspects for Urban Automated Taxis	223
C. Krümmel, D. Wanner, Robert Bosch GmbH, Stuttgart	
Wenn der Fahrgast ohne Fahrer auskommt – Betrachtung von Nutzeranforderungen für zukünftige Mobilitätskonzepte am Beispiel von SEDRIC.	231
J. Drücke, D. Palzer, L. Bendewald, Volkswagen AG, Konzernforschung, Wolfsburg	

► Architekturen

Generische Methode zur reproduzierbaren und fahrerzentrierten Eingriffsgestaltung systeminitiiertter Ausweichmanöver zur Gewährleistung der Kontrollierbarkeit im Fehlerfall	245
C. Löffler, L. Ahrens, Robert Bosch GmbH, Abstatt; N. Schneider, Würzburger Institut für Verkehrswissenschaften, Veitshöchheim	
Resiliente Architekturen für dynamische und intelligente Systeme	263
J.-S. Müller, H. Decke, S. Scholz, R. Moritz	
Aufbau einer Functional Engineering Platform (FEP) für den kontinuierlichen Entwicklungsprozess bei Volkswagen – Die FEP für Continuous Integration und Continuous Testing in der virtuellen Fahrzeugentwicklung und -absicherung	265
S. Balci, T. Filler, A. Soppa, Volkswagen AG, Wolfsburg	

► Absicherung

Konzept für Mentorensysteme – Neuartige Fahrerassistenzsysteme am Beispiel Race Trainer	283
S. Schacher, Volkswagen AG, Wolfsburg; R. King, TU Berlin, Berlin	
Das autonome Fahrzeug oder der Mensch – Wer ist besser und leistungsfähiger?	299
M. Dotzauer, DLR e.V., Berlin; K. Preuk, C. Schießl, DLR e.V., Braunschweig; D. Patz, KFV, Wien	
Bewertung verschiedener Ansätze zur Verifikation und Validierung des automatisierten Fahreng – Die Eignung von Ansätzen für die Argumentation von Sicherheit	315
K. Klonecki, W. Wachenfeld, Continental, Frankfurt; P. Junietz, H. Winner, Fachgebiet Fahrzeugtechnik, TU Darmstadt	

► Mobility on demand – Komfort/Diskomfort

- Hochautomatisiertes Fahren – Welche Fahrmanöver- und Umgebungsmerkmale beeinflussen erlebten Diskomfort? 331
P. Roßner, A. C. Bullinger, TU Chemnitz, Professur Arbeitswissenschaft und Innovationsmanagement, Chemnitz
- Der Mensch als bestimmender Faktor zukünftiger Mobilitätskonzepte – Physikalisch-geometrische Untersuchung zur Reduzierung kinetogener Ausprägungen im Zusammenhang fahrzeugspezifischer Nutzungsszenarien 345
D. Bohrmann, K. Bengler, Technische Universität München, Garching; K. Lehnert, Technische Universität Berlin, Berlin; U. Scholly, Daimler AG, Sindelfingen
- Tätigkeiten während automatisierter Lkw-Fahrphasen – Produktivität und Akzeptanz 361
A. Pagenkopf, A. Engeln, Do UX GmbH, Tübingen; I. Othersen, Volkswagen Aktiengesellschaft, Wolfsburg

► Kooperatives Verhalten

- Analyse von Lkw-Überholmanövern auf Autobahnen für die Entwicklung kooperativer Fahrerassistenzsysteme – Kooperationsbereitschaft von Lkw-Fahrern mit und ohne kooperative Fahrerassistenzsysteme 371
J. Fank, P. Krebs, F. Diermeyer, Technische Universität München
- Informationsbedarf von Nutzern konventioneller, vernetzter und automatisierter, vernetzter Fahrzeuge im urbanen Mischverkehr 391
S. Springer, C. Schmidt, F. Schmalfuß, TU Chemnitz, Chemnitz
- Kommunikation zwischen Fußgängern und Fahrzeugen – Querungsintentionen und Interaktionsverhalten im Niedriggeschwindigkeitsbereich 407
A. Hensch, J. Halama, C. Ackermann, M. Beggiato, I. Neumann, J. F. Krems, Technische Universität Chemnitz, Chemnitz

Vorwort

Sehr geehrte Damen und Herren,

Fahrerassistenzsysteme und insbesondere automatisches Fahren definieren die Mobilität der Zukunft in erheblichem Maße. Zahlreiche Systeme sind heute fest im Markt etabliert. Studien belegen, dass durch deren Einführung nicht nur der Fahrkomfort, sondern vor allem die Sicherheit des Fahrers und seiner Umgebung deutlich gesteigert wird.

Fahrerassistenz und automatisches Fahren – quo vadis? Der Automatisierungsgrad nimmt in nahezu allen Fahrzeugklassen stetig zu. Systeme zur Längs- und Querregelung werden verstärkt kombiniert, um eine maximale Fahrerentlastung bei permanenter Verfügbarkeit zu gewährleisten. Im Rahmen von aktuellen Entwicklungstrends werden sowohl existierende Fahrerassistenzsysteme weiterentwickelt als auch automatische Fahrfunktionen erforscht. Die Kundenakzeptanz ein zentraler Schlüssel für den Erfolg solcher Systeme. Die daraus resultierenden Aufgaben sind von zahlreichen Herausforderungen geprägt. Insbesondere sind dabei zu nennen:

- Welche Rolle spielt die „Künstliche Intelligenz“ beim automatisierten Fahren heute – morgen und übermorgen?
- Wie lassen sich Systeme mit künstlicher Intelligenz und automatisierte Fahrfunktionen per se absichern?
- Wie kann kooperatives Verhalten zwischen automatisierten Fahrzeugen und anderen Verkehrsteilnehmern gestaltet werden?
- Welche Kundenfunktionen und Geschäftsfelder ergeben sich aus der Weiterentwicklung heutiger Assistenzsysteme und automatisiertem Fahren (Stichwort: z.B. Mobility on Demand)?
- Wie sehen die Sensortechnologien und -konzepte in der Zukunft des automatisierten Fahrens aus?
- Welcher Grad der IT-Sicherheit ist beim automatisierten Fahren notwendig und welcher Umgang mit Daten ist möglich?

Wir laden Sie herzlich ein, auf der traditionsreichen großen VDI/VW-Gemeinschaftstagung 2018 mit Ihnen über Ihre aktuellen Ideen und Projekte für Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren zu diskutieren. Ebenfalls wird die Tagung erneut durch den „Jahrmarkt der Innovationen“ von jungen Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern aus der Forschung und Industrie ergänzt.

Im Namen des Programmausschusses

Prof. Dr.-Ing. Thomas Form, Volkswagen AG

Measuring method for function and quality of automated lateral control based on high-precision digital "Ground Truth" maps

D. Schneider, M.Sc., Prof. B. Schick,
University of Applied Science Kempten, Kempten;
Research Center Allgaeu;
Dr. B. Huber, GeneSys Elektronik GmbH, Offenburg;
Dr. H. Lategahn, Atlatec GmbH, Karlsruhe

Abstract

Advanced driver assistance systems (ADAS) of longitudinal control are widely used. In contrast to longitudinal controls, lateral controls are a growing market since this technique plays a major role in a successful introduction of automated driving. Customer and benchmark studies conducted by the University of Applied Sciences Kempten and Consline AG have clearly shown that the vehicle behavior and customer experience such as tracking performance, driver-vehicle interaction, availability, degree of stress and the sense of security of today's lane keeping assistance systems are consistently rated as extremely unsatisfactory [14]. As a consequence, there is a moderate level of trust and low customer acceptance. A new measuring method based on high-precision and accurate digital maps (ground truth) was developed. With this method, analysis of the entire chain of action, from sensor to tracking is possible. Position, direction and motion of the vehicle and its reference distance to road markings can be precisely measured in the digital map using a high-precision inertial measurement system (IMU) with RTK-DGPS and SAPOS correction service. The measuring method can be used in particular on public routes, since test areas are still insufficient due to the very small tracks and driving maneuver variations for lane keeping assistance systems. For a precise assessment of the sensor, planning and control performance as well as the overall driving characteristics, a very precise knowledge of the routes and the route excitation is required. For this purpose, high precision and accurate digital maps (ground truth) of real tracks were generated. A roof mounted stereo camera system combined with an RTK-DGPS IMU was used to provide offline-generated digital maps with high precision in the OpenDRIVE or OpenStreetMap format, as well as other common simulation formats like IPG CarMaker. In order to be able to carry out the dynamic driving evaluation as well as the simultaneous evaluation of the sensor, planning and control performance in the digital maps in real time, a route format with a regular grid, based on OpenCRG (Curved Regular Grid), was further developed. An IMU with RTK-DGPS and correction service (e.g. SAPOS) provides in real time the highly accurate position, direction and movement of the ego vehicle of up to two centimeters in the lateral and longitudinal direction. In addition, a special measuring steering wheel was built to objectify the driver-vehicle interaction, in particular the steering torque curve and the tracking. Particular attention was paid to the reuse of the original steering wheel with all functions, such as airbag, operation and hands-off detection. The novelty is the ability to measure the recognition, planning and control performance of environmental sensors, algorithms and controllers compared to the reference "Ground Truth". In addition, the driving characteristics of the entire vehicle can be assessed in terms of its tracking performance, driver-vehicle interaction, availability, degree of relieving and a sense of security. Another novelty is the consistent use of digital maps in driving tests as well as in the MIL / SIL / HIL simulation as a digital twin.

1 INTRODUCTION

Advanced driver assistance systems (ADAS) classified into SAE-level 1 and 2 support the driver in its task to control the vehicle in lateral and longitudinal direction [15]. For that a lanekeep assistant system (LKAS) which is already used in field, keeps the car in the actual lane by actively intervene in steering. The information about localization are provided by camera or LIDAR (light detection and ranging) [19]. Different customer and benchmark studies, conducted by the University of applied science Kempten have shown that customer's stress level increases while driving with activated LKAS [14]. To enhance customer's approval for ADAS and autonomous driving (AD) it is strictly indispensable that the drivers safety feeling increases, while his stress level decreases simultaneously. To transform common "fun to drive" into "fun to be driven" it is necessary to fulfill the following hypothesis, shown in figure 1.

Simple	High	Low	Easy	100%	High	High
HMI	Driving Quality	Vehicle Reaction	Driver Interaction	Availability	Safety Feeling	De-Stress

Figure 1: Hypothesis to convert "fun to drive" into "fun to be driven".

Only a system which enhances drivers' safety-feeling and reduces the stress level, confidence will increase and the driver will use such systems. If functions are not fulfilling these criteria, users will continuously drive without using ADAS [1]. Thus, it is necessary to define objective parameters on which a system can be evaluated on. At numerous expert workshops, benchmark tests and measuring campaigns, relevant attributes for the LKAS (type 2) were systematically and structurally developed. The subjective and objective characteristics of such were transferred and linked to a so-called level model, consisting of subjective customer evaluation, subjective expert evaluation and objective characteristic key performance indicators (KPI). At the top customer level the main criterias are lane tracking quality, edge guidance, driver-vehicle interaction, availability, de-stress, sense for safety and human-machine-interface (HMI). These criterias are more detailed on an expert level. The objective level describes the subjective parameters of the abovementioned levels in a mathematically way, which can be used as input for the common V-model [2]. A schematic representation is shown in figure 2.

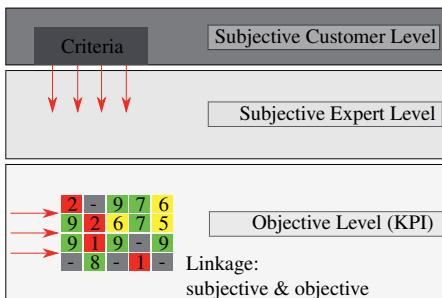


Figure 2: Layer based evaluation model from subjective to objective level.

1.1 Formulation of the problem

Unfortunately, there is still no proving ground available that is needed to evaluate a realistic behavior of ADAS. For the evaluation of LKAS, a high knowledge of the road is essential. While increasing the complexity of ADAS, test effort has risen to a level that can no longer be performed in real driving tests [18]. For that it is strictly necessary that a digital proving ground including realistic attributes such as downward slopes, declensions, shadows etc. is still used for simulation. Stringent defined quality requirements for ADAS/AD functions are required for developing and homologation. In 2018, there is no law that describes the minimum quality requirements for an ADAS in SAE-level 2. A deeper look on the system reveals that the systems react and behave unpredictably. One reason for this may be that the sensor does not sufficiently detect the given situation/environment. For this purpose, a reference measurement must be carried out under real conditions using sensors with factor n higher resolution than the system under test.

1.2 Solving of the problem

A new format for ultra high precise maps were developed which can be used for the real driving test as well as for the simulation in a so called "digital twin". Digital twins of any road can be created whilst being offline. Additionally, it is possible to rate sensor performance and the quality of detection by using merged information from map and inertial measuring unit (IMU). For an estimation of the sensor performance, comparison of the sensor output and reality can be made. All used driving maneuvers to evaluate ADAS as a system have been developed, that a test drive can be carried out under real traffic conditions. Unpredictable events and real (critical) situations can be measured.

2 STATE OF THE ART

2.1 Lane Keeping Assistant Systems

Two categories of lane keeping assist systems are available. The non-steering system (e. g. LDW) provides visual, acoustic and haptic feedback if an unwanted lane departure might happen. On the other side, the second category are lane keeping assistant systems (LKAS), which can be divided into two subtypes. Type 1 does not support active steering in the center of the lane however the steering torque strongly increases at the edges of the lane – known as edge guidance. Due to that, a large control free corridor is created and the vehicle is returned only when approaching the lane boundary.

In contrast to that, type 2 LKAS provides continuous support-steering-torque even if driving in the center of the lane. The provided torque increases slowly as a function of distance to the center of the lane – known as center guidance. Here, the control corridor is kept narrow and the resulting torque distribution is similar to a bathtub. Figure 3 shows the expected steering behavior for different LKAS types. The information about ego-localization as well as lane-information are provided mainly by using a monocular camera. The functionality of an LDW is given in both LKAS-types as well [4].

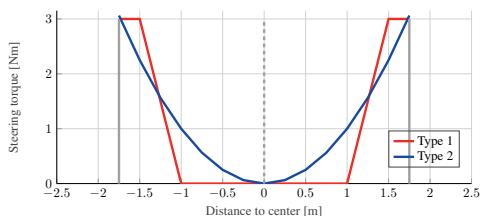


Figure 3: Steering torque behavior of different LKAS-types.

2.2 Digital Maps

Three dimensional digital map data is widely considered as cornerstone of future highly and fully automated vehicles. An environmental model of the immediate vicinity of the ego vehicle is the basis of control and decision making of such systems. The static part of this environmental model typically comes from high accuracy 3D map data with model of lane geometry, road signs, edges and many more. In addition, maps can also be used for routing, navigation and localization.

Sourcing these high fidelity maps on a vast scale, however, is a Herculean task - let alone maintaining them at short turn around times. Building a first version of these maps with highly complex mapping hardware which is consisting of multiple lidar and camera systems is the current approach. Multiple lidar and camera systems are combined/equipped with extremely expensive global navigation systems for designated mapping vans. Updates from a connected crowd of vehicles and will be fused into existing map data fully automatically. Current progress in artificial intelligence eventually pave the way to such technology. The race towards fully automatic map building with low-cost sensors might soon separate the wheat from the chaff.

Notable players in the 3D mapping race are the European and Chinese map providers which pour money into the research of the swiss-army-knife of map building mentioned above. TomTom and HERE are competing in Europe, US and Japan whereas Navinfo and Autonavi cover the Chinese market. In addition the two web search giants Google and Baidu have entered the market.

The challenge of building 3D map data from low-cost sensors has given fertile ground to various startup companies which all focus on the crowd sourcing approach and follow different approaches. DeepMap, Carmera and Civil Maps from the US, DeepMotion from China and atlavec from Germany are to be mentioned. In contrast to the other companies, Carmera and atlavec do not require Lidar for high fidelity 3D mapping.

2.3 Vehicle Dynamic Measuring

Inertial Measurement Units (IMUs) are a standard for vehicle dynamics measurement for decades. For detection of an exact position (of a body) on the earth's surface, the inertial technology has already been used in 1958 by the US submarine Nautilus for navigation under the North Pole's ice. The IMU comprises the inertial sensors, three gyroscope channels to measure rotational speed (e.g. yaw rate) and three acceleration channels to measure linear acceleration in three dimensions. The accelerometers are also used to keep the system analytically leveled in steady state, accounting for the orientation of the earth's gravity vector. Gyros are used to calculate the pitch, roll and yaw of the vehicle at any instant under motion. From the accelerometer channels, velocity and position are continuously calculated in real time by numerical integration. The main properties include, for example, high bandwidth (100...1000 Hz), low data latency and low noise. The main disadvantage of any IMU is the fact that the internal calculated motion states like position and velocity show an inaccuracy, the so-called drift, which increases over time, due to imperfections of the inertial sensors. In contrast, Global Navigation Satellite System (GNSS) receivers, e.g. GPS receivers, provide velocity and position data, as well. They do not have a drift, but signal noise, high data latency and measurement errors due to signal reflections and signal blackouts when passing bridges or tunnels. The GNSS measurement can be improved through the differential approach (DGNSS), engaging a local GNSS base station or using a GNSS base station network service (e.g. the German AxiomNet or SAPOS). This results in position accuracies in global coordinate frame down to centimeter in real-time with so-called Real Time Kinematik (RTK) DGNSS corrections. Additionally, precise time measurements are derived from GNSS signals. Consequently, the combination of DGNSS and IMU leads to a highly accurate measurement device which describes all dynamic movements of the vehicle. The data fusion is done using an extended Kalman filter in the navigation computer of the DGNSS/IMU system. As a result, typical jumps or outages known from purely GPS-based measurements are perfectly suppressed.

Figure 4 shows an example for speed signals, recorded on a public road under realistic conditions with GNSS signal distortions: The velocity over time plot with a velocity scale up to 80 kph shows the signal of a GPS receiver (black) with noise of up to 10 kph and total signal loss over several seconds, the inertial velocity (blue) calculated from acceleration with the signal drift and the output of the Kalman filter (red) which is the smoothed inertial signal, compensated for drift by the Kalman filter using the GPS signal.

The steering wheel is an important interface between the vehicle and the driver. In order to be able to evaluate the steering behavior, it is important to measure parameters such as the steering wheel torque (SWT) and the steering wheel speed (SWV) objectively and independently from the internal vehicle bus. Commercially available steering wheels can be divided into three classes. First, the replacement steering wheel, which involves loss of airbag and control elements. It is mainly used for driving dynamic measurements. Control elements on this steering wheel and airbag functions are no longer available due to so-called top-mounted steering wheels (category II). These top-mounted steering wheels are placed on the original wheel itself. Due to the mechanical change, a moment detuning cannot be ruled out here. Only with the so-called insert measuring steering wheel the original function of the steering wheel with all elements of active safety remains available and a detuning of the original moments, friction and hystereses can be minimized. Above all, the functionality of the so-called hands-off detection plays an essential role here. Between the steering wheel and the steering column (attachment on the steering teeth) a measuring socket is installed. All types of construction offer an incremental measuring method (optical, inductive, magnetic or interferential). The force measurement is based on strain gauges with a measuring bridge.

2.4 Quality Evaluation

Systems available on the market from SAE levels 1 and 2 are not subject to any legal minimum requirements in terms of quality and accuracy. To this end, the OEMs are driven by their own responsibility with suppliers and service providers. The so-called European New Car Assessment Programme (Euro-NCAP) emerges as a non-governmental institution that defines and evaluates test measures. The Euro-NCAP, was founded in 1996 for the Department of Transport in UK, with the aim to investigate the behavior of assistance systems in new vehicles. First and foremost, the emergency brake assistant (AEB) is the best-known example. The latest regulations (as of 11/2017) define not only objective assessment criteria and quality measures for LSS (Lane Support Systems) but also maneuvers containing traffic participants. In addition to maneuvers and speed profiles, information on road conditions can be found here. Euro-NCAP specifies a fixed curve radius of 1200 m for the LSS test [6, 5]. A further test definition is given in the ISO 11279 guideline. This guideline includes information and definitions, for instance testing conditions [11].

With the draft of UNECE-78, stringent, objective evaluation criteria for LDW have been published. The regulation defines hard limits for dynamic parameters such as jerk (max. $5 \frac{m}{s^3}$, lateral). UNECE also defines the speed profile for test runs. Among other things, a lateral acceleration of $0.9 \cdot \max(a_y)$ is required. Due to this definition, there must be a different curve radius on the test tracks due to their dependence on lateral acceleration and speed as well as curve radius [16].

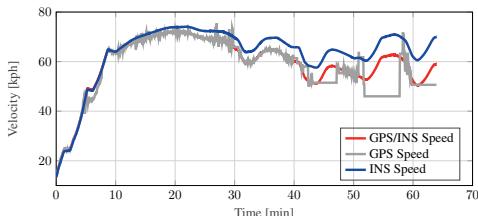


Figure 4: Speed signal comparison between INS and GPS.

The tool AVL-Drive developed by AVL in 1998 was already expanded in 2017 to transform and evaluate subjective system properties of an LKAS into objective parameters. The ADAS extension, which refers to common ISO rating scale, finds defined events by the so-called "event collector" within the test run and describes, among other things, the lane guidance quality using distance to lane limits. Measurement data can be generated in two ways. On the one hand, the vehicle's internal sensors can be accessed via bus access and the measured values can be fed to the evaluation routings; on the other hand, external sensors can also be used for ego localization. Holzinger *et al.* showed that the evaluation should take place on test tracks in order to meet efficiency and reproducibility. According to the authors, it is also possible to use the tool for software testing during development [9].

In 2018 Fen published a simulative methodology for the determination of KPIs for transverse and longitudinal ADAS. The test scenario presented is a combination of Full Speed Range ACC (FSRA) and LKAS. The author focuses on the description and evaluation of vehicle-independent parameters such as jerks or accelerations. In contrast to that, vehicle-specific indicators such as torques from the powertrain are not considered. The description of the KPI itself is based on the information obtained by evaluating extremes and averages of given signals [7]. The methods presented here determine the quality characteristics without defined route knowledge. This makes it impossible to locate the vehicle on the track with high precision and to evaluate it in accordance with the criteria.

3 PROPOSED METHOD

3.1 Measuring Setup

Vehicle dynamics must be recorded in all six degrees of freedom for the evaluation of LKAS. Even with bad GPS-signals, highly precise values are recorded with the help of GeneSys' ADMA G-Pro. The built-in fiber optic gyroscopes enable high-precision movements to be detected. Using so-called dead reckoning navigation, it is possible to record stable trajectories under real-time even in case of GPS failures. GPS coordinates are represented by the SAPOS HEPS (high-precision real-time positioning service). A static accuracy of ± 2 cm and a dynamic accuracy of ≤ 10 cm is achieved. It is possible to correct the measured values for the direction of movement by means of a downstream forward-backward in order to avoid undesired reset jumps. Atlatec's roof mounted box (atlabox) is a good example for a stereo camera system which is able to generate the measuring section in a later process. A cross calibration between atlabox and GeneSys' platform can be realized by synchronization via master clock. DEWETron LT-02, for instance, takes over the synchronization at this point. By this coupling it is possible to provide and correct the atlabox, equipped with own RTK-GPS, with information about pitch, yaw and roll. The built-in measuring steering wheel makes it possible to measure mechanical driver-vehicle interaction independently of the vehicle bus. All steering wheel functions can still be maintained at this point. Figure 5 shows a schematic structure of a measuring vehicle.

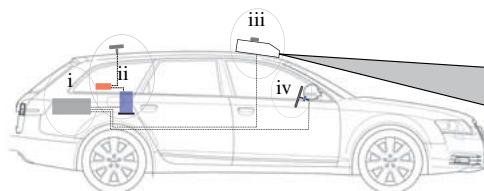


Figure 5: Built-up test vehicle with (i) Measuring-Computer, (ii) ADMA combined with RTK-GPS, (iii) Atlabox, and (iv) insert-steeringwheel from [13].

3.2 Ground Truth Maps

Atlatec has developed a method to create high accuracy 3D maps with nothing but two cameras, a low-cost IMU and GPS. The imagery, inertial measurements and GPS data are fused in large nonlinear systems of equations relating the sensor measurements to the trajectory of the sensor pod. These systems of equations are solved by means of least-squares optimization. Areas of self-overlapping trajectories are robustly detected and fused into the optimization process to assure a high degree of map consistency. Finally objects are detected and a reconstruction process is launched to translate the object detections (e.g. road signs) into 3D. An example of 3D map is shown in figure 6.



Figure 6: 3D map created by atlatec.

In order to be able to precisely locate the ego vehicle in the lane in post-processing as well as online, a description format (CRO, Curved Regular Objects) was developed based on OpenCRG. Based on different layers, an orthogonal grid can be stretched over the entire measuring section. Layer 0 describes the base layer, whose header contains general information about the number of grid lines, increments, etc. A regular point trajectory with the distance s between the respective points forms the baseline (skeleton) for the network structure (given in figure 7(a)). Along this skeleton line, the normal vector generates the grid line over all lanes. The grid cells are located perpendicular to the skeleton line. By superimposing

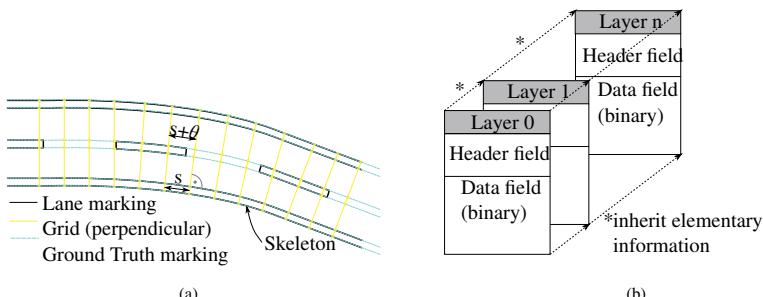


Figure 7: Scheme of the used road structure (CRO) (a) and based grid-map (b).

the layers it is possible to set up different constructions in positive z-direction (ISO 70000). For example, information such as the position of crash barriers, bollards, traffic signs or (sign) bridges can be placed above the base layer. In figure 7(b) a schematic representation of the layer model is given.

By the aid of an orthogonal network structure, it is possible to reference the respective grid cell after initial positioning belong to ego vehicles position, so that no computationally effort for global positioning has to take place at runtime. This format has the advantage that the information can be inherited between the layers. Thus it is possible to provide all traffic signs to a waypoint T_i within a radius of x meters. The basis of the highly accurate map is the measurement of lane markings. Following semi-automatic annotation, individual road points are assigned to a high-precision GPS position via stereo camera. This processing step allows to create a map (Ground Truth, GT) with high accuracy. The resulting map is converted to the defined input format for CRO generation by optimization and preparation (spline interpolation of the individual lines, outlier handling, ...). By transferring to the OpenDRIVE format, the resulting highly accurate map can be used in the simulation. Further tools such as Trian3DBuilder are used to create hyper realistic environments.

3.3 Quality evaluation

By transferring the vehicle dynamic measurement data into a uniform time-discrete input signal, it is guaranteed that measurement channels can be processed from simulation as well as real driving tests. The signal filtering based on ISO 4138 and UNECE R79 eliminates noise and external excitations. Therefore, a phase-corrected 4th order Butterworth with 3 dB cut-off frequency of 0.2 Hz and 10th order Butterworth with half power frequency of 12 Hz were used. A central step in quality determination is to locate the ego vehicle on the road. To find related start and endpoints of the car in the basic layer (see chapter 3.2) a N-D nearest point search is started initial [3]. Fundamental is the determination of lateral deviation from the center line (d_s) as a mathematical measuring channel for later evaluation at every timestamp. Determine d_s as the minimum distance between vehicle position at time t_i and ground truth position. Due to the definition of the grid structure for used GT maps, there are asynchronous occurrences of location point (X_i) of the GT road and GPS-measurements at this point. After corresponding value pairs are found in the GT line (see perpendicular foot), the distance in metric dimensions can be determined by using the calculation rule according to *Vincenty* or using the Haversine-method (see below) [17, 10].

To calculate the distance in meters (d_s) the inverse haversine formula has to be applied.

$$d_{s_i} = r \text{hav}^{-1}(\text{hav}(\Theta)) = 2r \arcsin\left(\sqrt{\text{hav}(\Theta)}\right) \quad (1)$$

with

$$\begin{aligned} \text{hav}(\Theta) &= \\ \text{hav}(\varphi_2 - \varphi_1) + \cos(\varphi_1) \cos(\varphi_2) \text{hav}(\lambda_2 - \lambda_1) & \end{aligned} \quad (2)$$

where $\varphi_{1|2}$ represents latitude of point 1|2, $\lambda_{1|2}$ longitude of point 1|2 and r represents world's radius [10].

By analyzing the mathematical channel d_s , objective parameters such as the drift velocity can be determined by deriving the distance respect to time ($\frac{dd_s}{dt}$). Further channels like lateral acceleration (a_y) and steering wheel torque/angle are the inputs for rating driving quality, vehicle reaction and stress-level. Jerks (derivation lat. accel. respect to time) are indicators for smooth vehicle reaction whereby the so-called steering reversal rate (SRR) represents how often the driver needs to interact while driving with activated LKAS. The steering torque can be used to evaluate the driver interaction e.g. how much the driver has to intervene to stay in the lane.

Caused by bus communication (if desired) and external sensors (approx. 1 GB/s, [12]), this concept can be integrated on a big data platform, for instance on a Hadoop cluster. The KPIs are evaluated on any number of nodes simultaneously, which results in efficient fleet evaluation.

4 EXPERIMENTAL RESULTS

4.1 Cross calibration ADMA

The following experiment was conducted to test the fusion of the high accuracy of the ADMA system with the fidelity of the atlavec mapping device.

Data from the atlavec atlabox was recorded time synchronously with data from the ADMA. Time synchronization was solved by harnessing the pulse-per-second (PPS) signal of the two respective GPS receivers. The pulse is perfectly in sync as it is radio transmitted to both receivers. The PPS signal also triggers the cameras of the atlabox to assure perfectly time synchronized datasets. Note that the image stream alone is used from the atlavec system, GPS and IMU data are replaced by the GeneSys ADMA. In principal the setup described above allows to simply use the pose information from the ADMA processing in the atlavec mapping tool chain. This, however, does require a careful cross-calibration of the two systems as both operate in their own reference frames. The origin of the ADMA coordinate system resides in the ADMA IMU (which is inside the test vehicle) whereas the atlavec reference frame is tied to the left camera of the sensor pod (which is on top of the vehicle). Both of these coordinate systems are rigidly linked to one another and cross-calibration procedures yield the coordinate transform from one to the other. This transform is finally applied to the ADMA IMU trajectory yielding a high accuracy atlavec camera trajectory which is then used for mapping.

Cross-calibrating the systems (e.g. estimating the abovementioned coordinate transform) is done as following. The trajectory of the atlavec camera is computed by modified bundle adjustment. The trajectory is a sequence of poses where each consisting of six-dimensional comprising position as well as orientation in 3D. The ADMA system delivers the same sequence of poses with same parametrization. An initial guess of the sought-for transform can now be applied to the ADMA trajectory which roughly aligns it with the atlavec trajectory. The difference of each pose pair (e.g. atlavec pose and corresponding ADMA pose after transform) is accumulated and summed into a scalar error value. This value indicates the quality of the fit of the two trajectories, hence the quality of the transform. Standard optimization techniques allow to successively improve the error value by varying the transform. Optimization is processed until convergence yielding a robust estimate of the cross-calibrating transform. An example of a map that is created from an ADMA trajectory is shown in Figure 8.



Figure 8: A map created with an ADMA trajectory after successful cross-calibration of the two systems.

4.2 Evaluation of LKAS

As described in chapter 3 special attention will be paid to the calculation of the distance to line. The required full automated localization into the GT road is the basic step in quality evaluation. A graphical example is illustrated in figure 9. Belonging to this localization the calculation of d_s is applied and shown in 9(b).

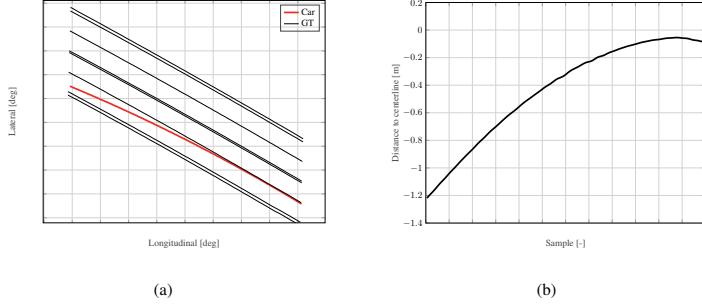


Figure 9: Located Ego-vehicle in GT-road (9(a)) as well as distance to middleline (9(b)).

The change in lateral acceleration produces jerks, which are regarded as an indicator of vehicle reaction. The percentage distribution of jerks during a statistic test drive on German highway (more than 30 km in a row) shows that jerks larger than $5 \frac{m}{s^3}$ occur. The distribution (clustered into 3 classes referring to [8]) is shown in figure 10(a).

By analyzing the so-called bathtub-chart (given in fig. 10(b)) further information about steering behavior as well as localization offsets can be extracted. The slope of the branches (α and β in fig. 10(b)) is an indicator how fast and comfortable the system reacts. A general center-offset of vehicles localization within the lane can be figured out by analyzing the area around zero.

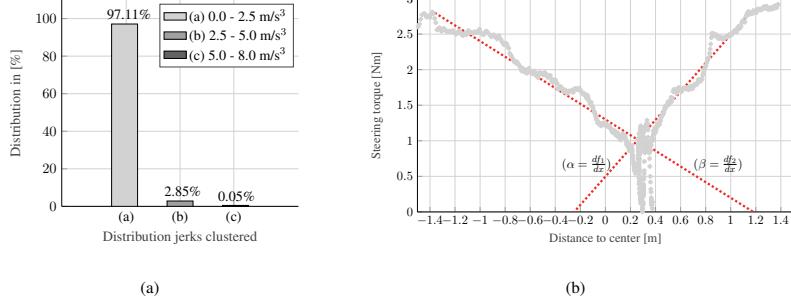


Figure 10: Percentual distribution occurring jerks (a) and bathtub chart (b).

High precise simulation environment is essential to evaluate camera based ADAS in virtual test drive. The determination of the distance to centerline as well as evaluation of jerks and steering torque via the

distance to lane marking can be integrated into the developed framework for ADAS evaluation. The determination of the KPIs is identical to the real driving test. DoE (design of experiments) makes it possible to apply parameter optimization based on the developed layer model. AVL Cameo offers the possibility of automated test execution and optimization. In figure 11 an example of the digital twin is given.

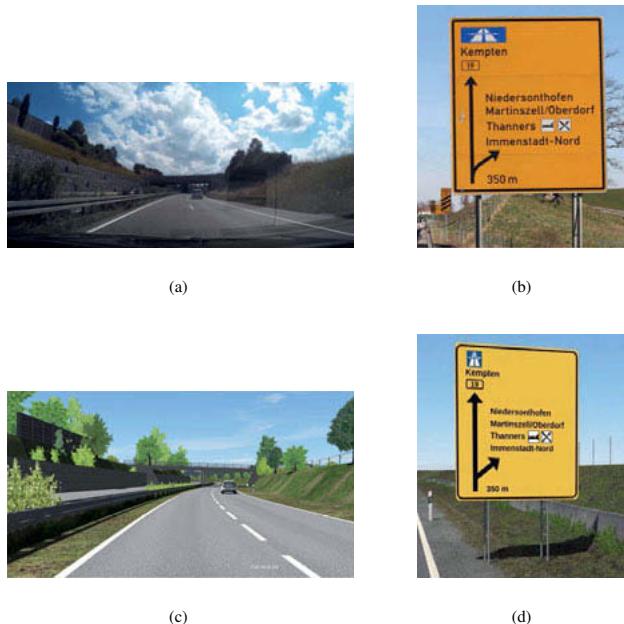


Figure 11: Graphical comparison between real road (a,b) and simulation (c,d).

5 FUTURE WORK

The key factor for ADAS evaluation is the road-knowledge. Prediction of the ego position is needed for this evaluation, especially in absence of GPS signals or in presence of unprecise GPS signals due to so-called dead reckoning. One solution for this problem is the usage of landmarks. Landmarks, such as fixed traffic signs or bridges, are ideal for localization. By correcting the ego position, using visual odometry, the inexactly GPS position can be mapped to the ground truth. Thus, it is possible to evaluate the ADAS during driving in valleys and cities. In further working packages, the functionality using steady landmarks to correct the ego position on a highly precise level on embedded system will be presented by the group of UAS Kempten, GeneSys and atlatec.

6 CONCLUSION

Due to the upcoming test effort for ADAS and AD it is not possible to test and rate the functions only in real driving tests. For that, it is strictly necessary to use HIL/SIL/MIL simulation as well as test rides on real roads to develop and test ADAS. Common test methods and definitions relay to restricted proving grounds with non-real traffic situations and road behavior. This paper presents a new method to rate ADAS while driving on public roads. With the mounted stereo camera system, it is possible to drive on any road and to produce the needed ground truth information whilst post processing. By using the CRO ground truth map it is possible to run a prototypical function on a simulated environment (as digital twin) right before testing on real road. The proposed measuring method enables a quality rating without access to internal vehicle bus by using IMU combined with an RTK-GPS and insert steering wheel. The results presented in this paper shows the offline-localized vehicle in GT road, position-dependent calculation as well as the derivation of KPIs and system specific charts. It can be shown that available LKAS (series vehicle) interact with greater jerks than recommended.

7 ACKNOWLEDGEMENTS

The research for this paper was financially supported by the Bundesministerium für Wirtschaft und Energie within the Zentrale Innovationsprogramm Mittelstand (ZIM), grant no. ZF 4091103BZ7. We want to thank Dr. E. Beck for managing this project, atlatec GmbH and GeneSys GmbH for their support.

References

- [1] ARNDT, S. *Evaluierung der Akzeptanz von Fahrerassistenzsystemen*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, Wiesbaden, 2011.
- [2] BALAJI, S., AND MURUGAIYAN, M. S. Waterfall vs. v-model vs. agile: A comparative study on sdlc. *International Journal of Information Technology and Business Management* 2, 1 (2012), 26–30.
- [3] BARBER, C. B., DOBKIN, D. P., AND HUHDANPAA, H. The quickhull algorithm for convex hulls. *ACM Transactions on Mathematical Software* 22, 4 (dec 1996), 469–483.
- [4] BARTELS, A., ROHLFS, M., HAMEL, S., SAUST, F., AND KLAUSKE, L. K. Querführungsassistenz. In *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, H. Winner, S. Hakuli, F. Lotz, and C. Singer, Eds., ATZ/MTZ-Fachbuch. Springer Vieweg, Wiesbaden, 2015, pp. 938–956.
- [5] EURO-NCAP. Sicherheitsassistenten. www.euroncap.com/de/fahrzeugsicherheit/die-bedeutung-der-bewertungen/sicherheitsassistenten/, 2018. Date 13.02.2018.
- [6] EUROPEAN NEW CAR ASSESSMENT PROGRAMME. Test protocol – lane support systems, 2017.
- [7] FEN, A. Simulative determination of key performance indicators of comfort-orientated advanced driver assistance systems. *ATZ worldwide* 120, 1 (2018), 76–79.
- [8] GOTTKHEASKAMP, R. Analyse von bewegungs- und stellvorgängen. Düsseldorf.
- [9] HOLZINGER, J., AND BOGNER, E. Objektivierte bewertung von fahrerassistenzfunktionen. *ATZ-Automobiltechnische Zeitschrift* 119, 9 (2017), 16–21.
- [10] INMAN, J. *Navigation and Nautical Astronomy for the Use of British Seamen*. C. and J.Rivington, 1835.

- [11] ISO11270. Intelligent transport systems - lane keeping assistance systems - performance requirements and test procedures, May 2014.
- [12] LUCKOW, A., KENNEDY, K., MANHARDT, F., DJEREKAROV, E., VORSTER, B., AND APON, A. Automotive big data: Applications, workloads and infrastructures. In *2015 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (Oct 2015), pp. 1201–1210.
- [13] SARANGA, D. Audi a6 avant. www.the-blueprints.com/blueprints/cars/audi/59229/view/audi-a6-avant-2013/N, 2013. Date: 28.08.2018.
- [14] SEIDLER, C. Fahrerlebnis versus mentaler und physischer stress erwartungen und bewertung aus kundensicht. Master's thesis, Technische Universität Darmstadt, 2018.
- [15] SOCIETY OF AUTOMOTIVE ENGINEERS. Taxonomy and definitions for terms related to on-road motor vehicle automated driving systems. Standard: J3016, Oct. 2014.
- [16] UNECE. Unece78: Ece/trans/wp.29/2017/10, 2017.
- [17] VINCENTY, T. Direct and inverse solutions of geodesics on the ellipsoid with application of nested equations. *Survey Review* 23, 176 (1975), 88–93.
- [18] WINNER, H. Absicherung automatischen fahrens. In *6. FAS-Tagung München* (2013).
- [19] WINNER, H., HAKULI, S., LOTZ, F., AND SINGER, C. *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, vol. 3. Springer Vieweg, 2015.

Synthetic Aperture Radar as Automotive Application

Improving angular resolution of radar sensors by means of coherent integration

Dipl.-Ing. **A. Löffler**, Continental, BU ADAS, Lindau;
M.Sc. **T. Gisder**, Volkswagen AG, Wolfsburg

Kurzfassung

Radar mit synthetischer Apertur (SAR) ist eine Möglichkeit zur starken Verbesserung der Winkelauflösung eines Radarsensors und wird üblicherweise bei der terrestrischen Beobachtung durch Satelliten und Flugzeuge eingesetzt. Der Fortschritt in der Fahrzeug-Odometriemessung und der Rechenleistung, insbesondere auf dem Gebiet der graphischen Verarbeitungseinheiten (GPUs), ermöglicht die Anwendung von fahrzeugbasiertem SAR, realisiert durch günstige HF-Komponenten und performanten Rechenleistungseinheiten. Wir zeigen, dass ein SAR-Betrieb mit heutigen Serien-Radarsensoren in Kombination mit einer verbesserten Fahrzeug-Odometrie und einem GPU-basierten Auswertesystem für die SAR-Bildberechnung möglich ist.

Abstract

Synthetic Aperture Radar (SAR) is a means of highly improving the angular resolution of a radar sensor and is usually applied in terrestrial observation on satellites and airplanes. The continuous progress in vehicle odometry measurements and computational power, particularly in the field of graphical processing units (GPUs), enables the application of vehicle-based SAR leading to cheap RF components together with high computational power units. We show that SAR operation is possible with today's series radar sensors in combination with an improved vehicle odometry and a GPU-driven system for the SAR image calculation.

1. Fundamental Operating Principle

A side-looking fast chirp-based radar sensor delivers pure A/D data. A processing unit maps the radar ramps (chirps) to the corresponding relative positions (delivered by the vehicle's odometry unit). A GPU-based processing unit takes these data pair and calculates the final image using a backprojection-based SAR algorithm to be able to cope with non-linear movements. Final angular resolution is around 2 cm (range independent).

Figure 1 shows the basic vehicle setup, consisting of several side-looking short range radar (SRR) sensors delivering timestamped ADC data, an odometry unit delivering timestamped

odometry data, a timemaster unit to distribute time signals and a GPU-based SAR processing unit that calculates the final SAR image in real-time. Our current setup consists of one 90° side-looking SRR sensor running at 24 GHz delivering ADC data, which is timestamped at an intermediate acquisition unit, as is the odometry data.

For SAR processing, there is the necessity to sample data at equidistant steps in order to fulfil the sampling theorem and to provide a proper SAR image. This requirement needs a further processing step (i.e., data mapping) before the actual SAR processing. In this processing step odometry information is transformed into equidistant sample points, fulfilling above mentioned requirements. Sequentially, the radar ramps are also fitted into that equidistant grid, so that at each point in distance there is one (interpolated) ramp available. However, ghost targets arise if the sampling theorem cannot be held. This usually occurs when the SRR sensors do not deliver ADC data during normal calculation phase. A distinct SAR operation mode in the radar sensor is able to overcome this issue in future releases.

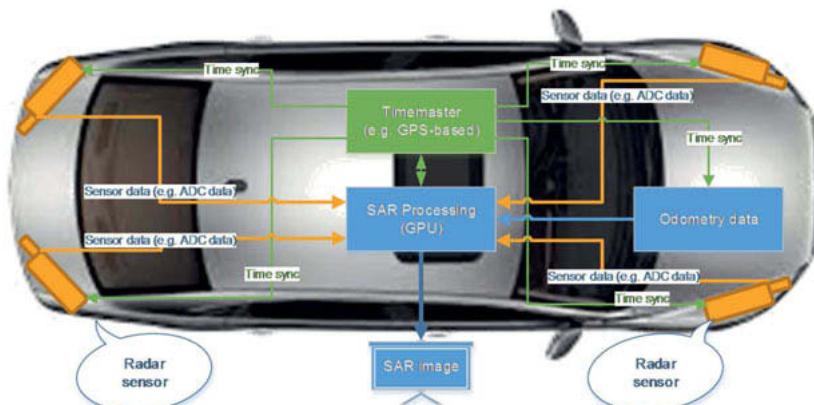


Fig. 1: General vehicle setup for SAR operation.

2. SAR Requirements

The very basic idea of Synthetic Aperture Radar is the artificial prolongation of the physical antenna aperture. As the size of the antenna aperture D has a direct influence on the angular resolution $\Delta\varphi \propto D^{-1}$ of the radar sensor it would be, generally speaking, preferable to have the antenna aperture as large as possible. That, of course, is contrary to the wish of keeping sensors as small as possible. Using the principle of SAR, the given small physical aperture of

the installed radar sensor is artificially enlarged by applying the movement the radar sensor has been accomplished (see Figure 2) resulting in an artificial aperture D_{SAR} .

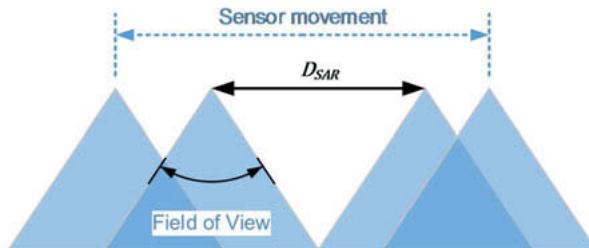


Fig. 2: Synthetic Aperture: Generation of an artificial aperture of size D_{SAR} using the sensor's movement

Depending on the sensor's Field of View (FOV) the synthetic aperture is magnitudes higher than the real aperture of the fundamental antenna of the sensor, leading to a range-independent angular resolution in the range of centimeters. Actually, we achieve a resolution of around 6 mm with the 24 GHz SRR (see [1]). For a distance of 10 m this corresponds to a resolution of around 0.034°.

However, this highly increased angular resolution comes with a major requirement regarding the sensor's pose, respectively, the accuracy of the measurement of the sensor's covered way distance. With the current 24 GHz setup, there is a maximum sampling distance of 4.8 mm which has to be fulfilled – this can be seen as a Nyquist criterion for spatial sampling. This means that at least every 4.8 mm in travelled sensor distance a new radar measurement must be evaluated. Otherwise, ghost targets will arise. Currently, a spatial sampling distance of 2 mm is realized in order to keep some margin to cope with non-linear movements. The accuracy of these measurements taken must be less than a quarter of the wavelength λ , better $\lambda/10$, which corresponds to 3.1 mm respectively 1.2 mm. For a 77/79 GHz system this would correspond to 960 μm respectively 380 μm. The higher the measurement deviations the higher the blur in the resulting SAR image, and the smaller the sensor's FOV the worse gets the angular resolution (see [3]).

3. SAR Evaluation

Assuming synchronized radar ADC data and the corresponding position of the sensor respectively antenna, the data is principally processed as follows (see Figure 3):

1. Calculate range FFT (range compression)
2. Interpolate complex range FFT result w.r.t. phase differences (depends on sensor movement) on SAR image
3. Perform complex addition on existing SAR image

As this process takes a lot of computational power if performed sequentially, an optimized code on CUDA basis (DRIVE PX 2) is used to process data in real time (see [4] for details).

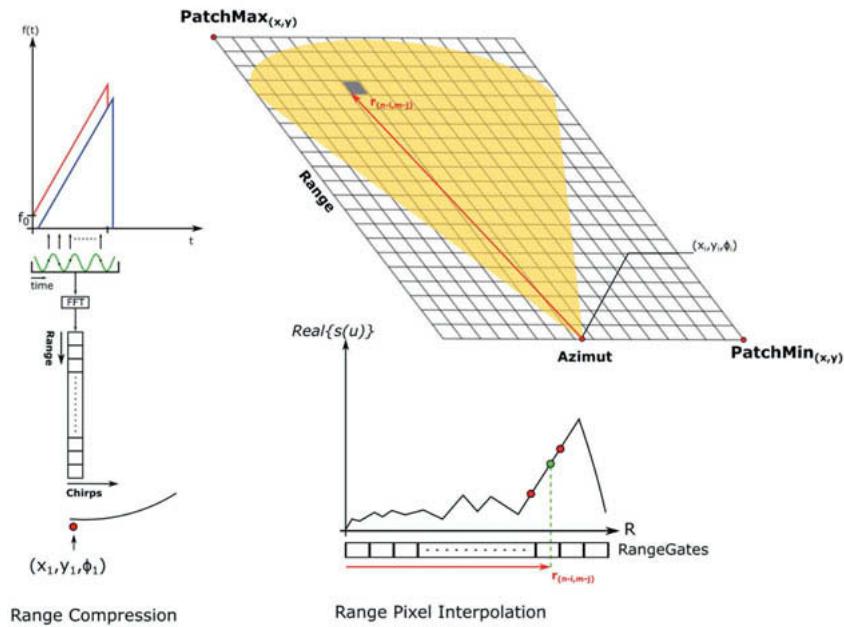


Fig. 3: SAR processing steps

4. Improvements

The above mentioned functionalities run with one RF transmit and one RF receive path. Basically, this is enough to provide data for the generation of a proper SAR image. However, due to the availability of several RF transmit and receive paths, the resulting SAR image can be improved w.r.t. SNR and the maximum ego velocity can be increased accordingly. These multi-channel approaches are described in detail in [2]. Instead of using one virtual channel (1 TX and 1 RX), an approach with eight virtual channels is realized (2 TX and 4 RX) to improve the general SAR performance regarding dynamic range and image quality (e.g., side views).

5. Measurement results

Several measurement campaigns have been conducted to evaluate the SAR approach. Some of these results are shown below.

Figures 4 shows the measurement setup of Scenario #1 where an aluminum can is placed between two parked cars. Figure 5 shows the resulting SAR image carried out by a raytracing simulation. With respect to Figure 4 the SAR image is shown from top view. Already one can see the sharp edges in the curbstone due to the high angular resolution. In contrary, as the range resolution is around 25 cm the spreading in range (bottom to top) is rather bad. Using the 79 GHz band together with high bandwidth will equalize the range resolution in comparison to the azimuth resolution. The interrupted bars at the top of the image correspond to the curbstone. Side views of the cars as well as the can are seen at the bottom of the image. Figure 6 shows the corresponding measurement of Scenario #1. At the very top, the image shows the trees and the street lamp posts as point target. The interleaves in the curbstone are recognized well due to the angular resolution. The aluminum can is seen clearly as are the side views of the parked cars. Additionally, driving by the sides of a vehicle introduces double reflections which can also be seen at a double distance from the sensor itself.



Fig. 4: Aluminum can (edged in red color) between two parallel parked cars (Scenario #1). There is also a curbstone with interleaves and trees/street lamps in the back.

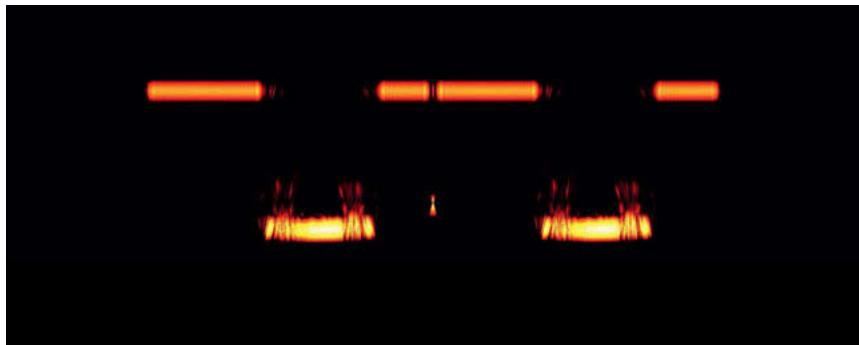


Fig. 5: Raytracing Simulation of Scenario #1: The top shows the curbstone, at the bottom one can see the sides of the vehicles as well as the aluminum can in between.



Fig. 6: Measurement result of Scenario #1: The top shows the curbstone as well as the interleaves (of the curbstone) and the trees behind. At the bottom one can see the sides of the vehicles as well as the corresponding double reflections and the aluminum can in between the cars.

In order to be able to verify the SAR measurements, an additional lidar sensor is applied to the ego vehicle. The following measured SAR images show the SAR image together with overlaid lidar data in blue color (Figure 7 – 9). A good correlation between the lidar data and the corresponding SAR image is given, proofing that the principle of SAR is able to be applied for automotive application. The red line at the bottom of Figure 7 – 9 shows the sensor's movement.

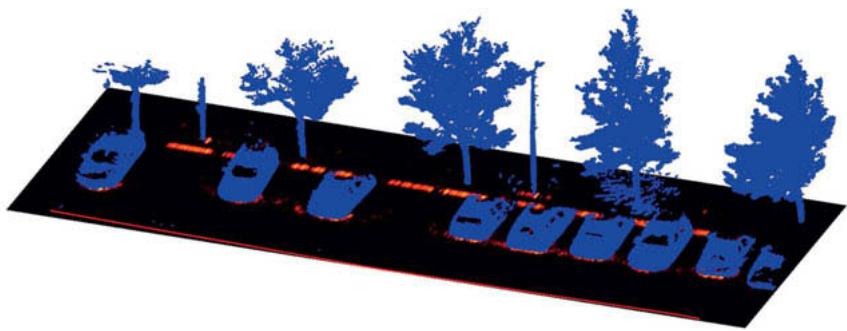


Fig. 7: Parking scenario (Scenario #2)

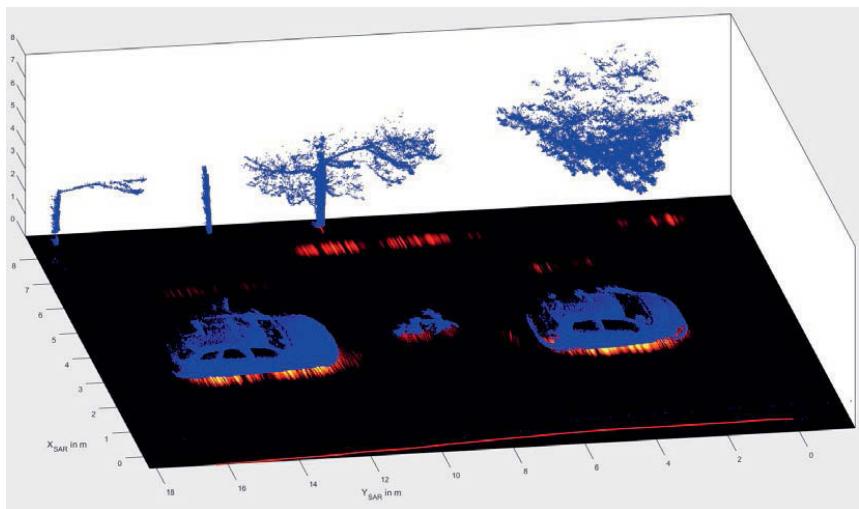


Fig. 8: Scenario with two parked cars and a bicycle in between (Scenario #3)

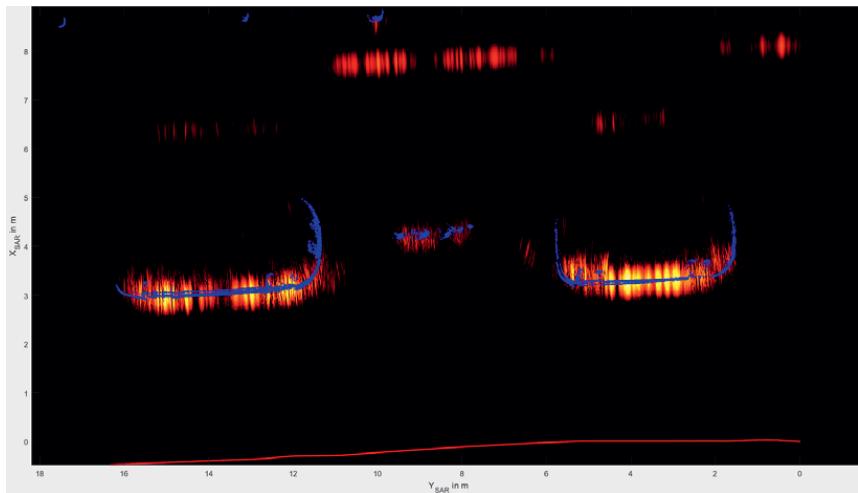


Fig. 9: Scenario #3 seen from top view

7. Summary

The paper describes the application of SAR for the usage in automotive environment. A very high angular resolution can be achieved if the underlying sensor movement is very accurately extracted. Therefore, possible application scenarios using SAR include parking, as well as SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) within automatic driving functionality.

8. References

- [1] "Automotive Synthetic Aperture Radar System Based on 24 GHz Series Sensors", Advanced Microsystems for Automotive Applications 2017 (Bremen), Sept. 2017.
- [2] "Multi Channel Approaches for an Automotive Synthetic Aperture Radar", German Microwave Conference 2018 (Bremen), March 2018.
- [3] "Synthetic Aperture Radar Algorithm for a Global Amplitude Map", IEEE 14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications WPNC 17 (Berlin), Oct. 2017.
- [4] "Application of a Stream-based SAR-Backprojection Approach for Automotive Environment Perception", International Radar Symposium 2018 (Bonn), June 2018.

Lab-on-Wheels – Ein Absicherungswerkzeug für den nahtlosen Übergang zwischen Simulation und Fahrzeug

Dipl.-Ing. Stephan Hakuli, Dr.-Ing. Stefan Stölzl,

Dipl.-Ing. Bernd Pithan,

Continental Engineering Services, Frankfurt a. M.

Kurzfassung

Bei der Absicherung von Fahrerassistenzfunktionen ist der Einsatz von Simulation unerlässlich. Gleichzeitig darf die Simulation kein Selbstzweck werden. Der Schlüssel zu einer effektiven und effizienten Teststrategie ist die Kombination der charakteristischen Stärken von Fahrversuch und virtuellen Methoden. Der Beitrag stellt ein Testwerkzeug namens „Lab-on-Wheels“ vor, das diese charakteristischen Stärken zu vereinen versucht und mit dessen Hilfe Applikationsaufgaben und Freigabeversuche effizienter durchgeführt werden können.

1. Herausforderung Testen

Die Suche nach einer umfassenden und gleichzeitig effizienten und mit realistischen Budgets umsetzbaren Teststrategie ist eine Begleiterscheinung des aktuellen Megatrends „Automatisiertes Fahren“. Test und Freigabe von Fahrdynamikregelsystemen profitieren zwar stark vom Einsatz simulationsbasierter Methoden, dennoch wäre eine Freigabe auch ohne Simulationsunterstützung technisch möglich, wenn auch nicht auf wirtschaftliche Weise. Die Entwicklung und Freigabe höherwertiger Fahrerassistenzfunktionen auf dem Weg zum automatisierten Fahren hingegen gehen einher mit einem Testkonzept, das aufgrund der komplizierten und zahlreichen Testfälle zu einem Testkilometerbedarf führt, der nicht nur unwirtschaftlich wäre, sondern schlicht nicht mit der zur Verfügung stehenden Entwicklungszeit kompatibel ist [1]. Erschwerend hinzu kommt das sogenannte „Dark Matter“-Problem“, nämlich die Herausforderung, nicht in einem Top-Down-Ansatz sämtliche Testfälle definieren zu können, die es beim Absichern einer Funktion zu absolvieren gilt. Der Test komplexer Systeme erfordert die Möglichkeit, in einem iterativen Prozess auf Testergebnisse reagieren und den Testraum anpassen zu können.

Unterstützt durch Hochleistungscomputer und große Datenspeicher leistet die Simulation einen wesentlichen Beitrag zur Abdeckung des Testraums. Im Open-Loop-Test können aufgezeichnete Fahrszenarien herangezogen und die Funktion bis zum Zeitpunkt eines Eingriffs abgesichert werden. Im Closed-Loop-Verbund fällt diese Limitierung weg und die Funktion

kann auch während des Regeleingriffs bewertet werden, wenn auch mit höheren Anforderungen an die Rechenleistung und unter Inkaufnahme der Einschränkungen in Sachen Übertragbarkeit durch die Verwendung synthetisierter Umfelddaten. Generell punktet Simulation, wenn Wiederholbarkeit und Reproduzierbarkeit von Tests eine Rolle spielen und wenn große Mengen an Tests durchgeführt, variiert, wiederholt und automatisiert ausgewertet werden. Die größte Einschränkung bei der Simulation der Funktion von Systemen mit Umfeldwahrnehmung ist jedoch der benötigte Validitätsnachweis, der nicht immer einfach zu erbringen ist. In anderen Worten: bis zu welchem Grad vertraut man Ergebnissen von Funktionstests, bei denen virtuelle Sensoren ein virtuelles Umfeld beobachten und auswerten und auf diese Weise die Eingangsgrößen für die zu testende Funktion generieren? Mit welcher Metrik lässt sich die Verlässlichkeit oder Güte dieser Eingangsgrößen bewerten?

Ein ebenso praktischer wie pragmatischer Ansatz ist der Versuch, die genannten Stärken der Simulation mit den unwiderlegbaren Stärken des Tests im Fahrzeug zu kombinieren. Testergebnisse aus dem „realen“ in Abgrenzung zum simulierten Fahrversuch sind per Definition verlässlich, das Systemverhalten kann erlebt und neben objektiven Messungen auch subjektiv bewertet werden. Ein zur Verfügung stehendes Fahrzeug erübrigt zudem die Simulation zahlreicher Subsysteme und Komponenten und die damit verbundene Validitätsdiskussion, da diese real vorhanden sind. Das im folgenden beschriebene Testwerkzeug Lab-on-Wheels ist das Ergebnis einer intensiven Diskussion, wie die Zusammenarbeit von Simulation und Fahrversuch von einem gemeinsamen Testsystem profitieren kann.

2. Testwerkzeug Lab-on-Wheels

Continental Engineering Services hat mit der Bezeichnung “Lab-on-Wheels” ein Fahrzeug als Testwerkzeug aufgebaut, das darauf abzielt, die charakteristischen Stärken von Simulation und Fahrversuch zu vereinen. Das Lab-on-Wheels besitzt drei unterschiedliche Betriebs-Modi, die im Folgenden beschrieben werden.

Use Mode 1: Konventionelles Versuchsfahrzeug

Dieser Betriebsmodus entspricht der Arbeitsweise im Fahrversuch. Das Fahrzeug ist mit dem zu testenden System ausgestattet, mit der benötigten Messtechnik instrumentiert und dient der Absolvierung spezifizierter Manöver, um die Erfüllung von Systemanforderungen auf Fahrzeugebene sicherzustellen. Sowohl die zu testende Funktion als auch die Umfeldsensorik sind real vorhanden, Simulation spielt hier keine Rolle. Dieser Betriebsmodus steht im Vordergrund bei der finalen Freigabe vor Projektabschluss und beim Zwischentest des Systems, wenn alle

benötigten Komponenten real vorhanden sind. Diese Zwischentests ermöglichen eine Überprüfung des Entwicklungsstands ohne modellierte und simulierte Anteile und dienen als Baseline für den Abgleich von realen Fahrversuchsergebnissen mit Daten, die mittels Simulation erzeugt werden.



Bild 1: Lab-on-Wheels Demonstrator auf Basis eines CanAm Commander Side-by-Side

Use Mode 2: Hardware-in-the-Loop-Systemprüfstand (HIL) mit Fahrerarbeitsplatz

In Abgrenzung zum ersten Betriebsmodus erlaubt dieser Betriebsmodus den Test von Systemen, die noch nicht komplett in Hardware verfügbar sind. Das Fahrzeug wird in einer „digitalen Werkstatt“ stehend mit einer Simulationsumgebung verbunden. Am Beispiel eines Notbremsassistenten sieht eine denkbare Konfiguration wie folgt aus: Das Fahrzeug ist bereits ausgerüstet mit einem elektronischen Bremsystem, das auf Anforderung mittels Bus-Signal Bremsdruck aufbaut. Die Eingriffsentscheidung und die Bremsmomentanforderung werden von einem Algorithmus getroffen, der als Software-in-the-Loop-Komponente in die Simulation integriert ist. Als Eingang für die Funktion dient eine Objektliste, die ein virtueller Sensor unter Beobachtung und Auswertung eines virtuellen Umfelds erstellt. Der als Reaktion aufgebaute Bremsdruck wird von Drucksensoren ausgewertet und an das Fahrzeugmodell weitergegeben,

das in der Simulationsumgebung läuft. Das Fahrzeugmodell reagiert mit einer Verringerung der Raddrehzahlen, die wiederum dem elektronischen Bremsystem über eine Interfacekarte bereitgestellt werden. Der beschriebene Aufbau ist im Grunde ein HIL-System für Bremsregelsysteme, allerdings mit im Fahrzeug statt in einem Laboraufbau verbauter Bremse und mit einem angeschlossenen Fahrerarbeitsplatz vergleichbar mit einem statischen Fahrsimulator. Die Umschaltung zwischen den Betriebsmodi 1 und 2 erfolgt automatisch, wenn der Verbindungsstecker zwischen Fahrzeug und Simulation gelöst und durch einen Kurzschluss-Stecker ersetzt wird.

Der Vorteil dieser Kombination zeigt sich im Entwicklungs- und Testbetrieb vor allem in agilen Prozessen: Funktions- und Softwareänderungen können im simulierten Umfeld in allen nötigen Ausprägungen und Variationen automatisiert geprüft werden, allerdings auf Basis einer virtuellen Umgebung und der Verwendung simulierter und in der Regel vereinfachter Sensormodelle. Bewährt sich der Softwarestand, kann schnell und ohne Aufwand in den Fahrversuchsmodus gewechselt werden. Die Nachteile fehlender Automatisierbarkeit des Fahrversuchs und Aufwands, der mit aufwändigen Aufbauten einher geht, werden kompensiert durch die Testbarkeit der kompletten Wirkkette vom Sensoreingang bis zur Fahrzeugreaktion und der Erlebbarkeit des Systemverhaltens im realen Fahrbetrieb.

Use Mode 3: Vehicle-in-the-Loop

Die Testmethode „Vehicle-in-the-Loop“ (VIL) [2] stellt eine solche Verschmelzung der Stärken beider Welten dar: Ein Fahrzeug wird real auf einem Testgelände bewegt, allerdings ohne reale umgebende Verkehrsobjekte oder relevante Verkehrsinfrastruktur. Diese werden stattdessen über ein virtuelles Umfeld erzeugt, mittels virtueller Sensorik beobachtet und dann über geeignete Schnittstellen dem realen Fahrzeug zur Verfügung gestellt. Die Simulationsumgebung ist im Gegensatz zum vorangehend beschriebenen Betriebsmodus mit an Bord. Zur Synchronisation zwischen realer und virtueller Welt müssen die Positionen und Fahrzustände des realen Fahrzeugs und seines virtuellen Abbilds in Übereinstimmung gebracht werden. Als Ergebnis dieses Zusammenspiels können beispielsweise Applikations- und Freigabetests eines Notbremsassistenten oder eines Adaptive Cruise Control Systems im echten Fahrzeug mit virtuellen Fahrzeugen als Zielobjekte durchgeführt werden. Die Entwicklung und Absicherung von Assistenzsystemen zur Vermeidung von Kollisionen mit querendem Verkehr oder entgegenkommendem Verkehr beim Linksabbiegen profitieren von der gefahrlosen und wiederholbaren Durchführbarkeit von Tests mit perfekter zeitlicher Abstimmung aller beteiligten Fahrzeuge.

Dieser Betriebsmodus ist technisch der aufwändigste, vereint aber die Funktionalitäten der beiden oben beschriebenen Betriebsmodi und erlaubt die Kombination der einleitend beschriebenen Stärken von konventionellen HIL-Tests mit denen des Tests im Fahrzeug.

VIL-Systeme eignen sich als Rapid-Prototyping-Umgebung, als Basis für Continuous-Testing-Aufgaben in agilen Prozessen, als Applikationswerkzeuge für den Fahrversuch und als Demonstrationsumgebungen für die robuste und gefahrlose Akzeptanzuntersuchung von Systemen durch Kunden oder Management.



Bild 2: Vehicle-in-the-Loop: Betrieb eines realen Fahrzeugs in einer virtuellen Verkehrssituation am Beispiel eines Kreuzungsassistentensystems

3. Pragmatische Teststrategie

Da das oben beschriebene Testwerkzeug Anteile von Simulation und Fahrversuch vereint, lässt es sich entlang der gesamten Funktionsentwicklung und Freigabe in Abhängigkeit vom Reifegrad mit unterschiedlichen Schwerpunkten einsetzen. Nachfolgend wird eine exemplarische Teststrategie für die Applikation und Freigabe eines Notbremssassistentensystems beschrieben, deren Fokus auf Pragmatismus liegt und die nicht das Ziel verfolgt, den Versuch im Fahrzeug komplett durch die Simulation zu ersetzen. Vielmehr sollen reale Fahrversuchskilometer auf ein nötiges Minimum beschränkt werden. Gleichzeitig gilt es, den Aufwand beim

Aufbau hochpräziser Simulationsmodelle zu beschränken. Dazu gehört auch der Verzicht auf den Aufbau und Einsatz detaillierter Sensormodelle. Sensormodelle in diesem Kontext müssen ein plausibles und realitätsnahe Verhalten aufweisen. Es ist nicht das Ziel, die Systemperformance im Detail simulieren zu können. Performancebewertungen werden im realen Fahrzeug durchgeführt. Im Folgenden sei vorausgesetzt, dass die Entwicklung der Funktion weit genug fortgeschritten ist, um Freigaben für den Einsatz im Fahrzeug durchführen zu können.

Initiale Auswahl der Testmanöver

Das Testmanagement definiert in Absprache mit dem Fahrversuch Manöver auf Fahrzeug- und auf Systemebene, mit denen die Erfüllung von Kunden- und Systemanforderungen getestet werden kann. Hinzu kommt eine Liste von Fahrmanövern für den Einsatz im Vehicle-in-the-Loop-Testsystem. Hierbei handelt es sich um Manöver, die entweder im Fahrversuch ohne Simulationsunterstützung zu aufwändig oder zu riskant sind, um sie regelmäßig, z.B. bei Softwareänderungen oder für Integrationstests durchzuführen.

Aufbau und Einsatz einer Hardware-in-the-Loop-Umgebung

Das Bremsensteuergerät samt Hydraulikeinheit wird in einen Hardware-in-the-Loop-Prüfstand integriert, um Systemtests (funktional und sicherheitsrelevant) durchführen zu können. In diesem Verbund erfolgt die Durchführung aller Tests, mit denen die Erfüllung der für die jeweilige Freigabestufe relevanten Anforderungen nachgewiesen werden kann. Zudem wird durch Tests im virtuellen Fahrzeug das Verhalten des Reglers im Fahrversuch prädiziert. Die aufgezeichneten Daten dienen als Referenz, um später einen Abgleich mit den Ergebnissen aus dem Fahrversuch durchführen zu können. Der Vergleich ermöglicht die rückwirkende sukzessive Verbesserung des verwendeten Fahrzeugmodells, um im nächsten Integrationsschritt noch bessere Voraussagen für das Systemverhalten im Fahrzeug liefern zu können.

Aufbau eines Vehicle-in-the-Loop-Fahrzeugs

Ein Versuchsfahrzeug wird auf den Einsatz als Vehicle-in-the-Loop vorbereitet. Wenn der Notbremsalgorithmus Teil des Radar-Steuergeräts ist, erfolgt die Einspeisung virtueller Sensordaten mittels einer Messtechnikschnittstelle. Beherbergt ein Zentralsteuergerät die Funktion, kann die Umfeldsensorik ganz ersetzt werden durch einen virtuellen Sensor, der über eine Restbussimulation mit dem Zentralsteuergerät kommuniziert. Speisen verschiedene Sensoren

eine Fusionsschicht mit einem dort gerechneten Umfeldmodell mit Rohdaten, gilt es im Einzelfall zu bewerten, an welcher Stelle zwischen der echten Hardware und dem virtuellen Gegenstück geschnitten werden kann.

Die Visualisierung des virtuellen Umfelds während der Versuchsdurchführung inklusive des umgebenden virtuellen Verkehrs erfolgt über einen Monitor im Sichtfeld des Fahrers. Diese Methode ist kostengünstig und für die meisten Szenarien in der Applikation von längs- oder querführenden Systemen ausreichend. Für hochdynamische Manöver oder bei gesteigerten Anforderungen an die Erlebbarkeit kann auch ein Augmented-Reality-System mit einer teil-transparenten Brille und einem Head-Tracking-System mit sehr niedriger Latenzzeit eingesetzt werden.

Einsatz des Vehicle-in-the-Loop-Testsystems

Die oben ausgewählten Testmanöver würden ohne ein verfügbares VIL-System konventionell im Fahrversuch absolviert werden. Dort wäre die komplette Wirkkette im Einsatz, allerdings für den Preis eines mitunter hohen Versuchsaufwands, wenn andere Fahrzeuge oder aufwändige Testeinrichtungen wie Dummys auf Zug- oder Schienensystemen kommen. Die Einschränkung im Realismus durch den Einsatz virtueller Sensorik im VIL-Fahrzeug wird mehr als kompensiert durch die exakte Wiederholbarkeit der Versuche mit getriggerten Verkehrsteilnehmern, der einfachen Variierbarkeit und der gefahrlosen Versuchsdurchführung. Die Versuchsergebnisse bilden die Grundlage für weitere Freigabestufen und für Applikationsarbeiten auf dem Weg zur finalen Funktionskalibrierung. Auffälligkeiten der getesteten Funktion können im HIL-Umfeld reproduziert und dort gelöst werden. Dies wird möglich durch den Einsatz gleicher Manöver, gleicher Bewertungskriterien und der gleichen Simulationsumgebung im HIL- und im VIL-System. Neue Testfälle zur Nachverfolgung dieser Auffälligkeiten werden in den Testkatalog integriert und sowohl im HIL-Umfeld als auch im realen Fahrversuch zur abschließenden Validierung durchgeführt.

Iterative Modellverbesserung

Wie auch im oben beschriebenen HIL-Einsatz dienen auch die Ergebnisse des VIL-Versuchs der weiteren iterativen Verbesserung des im HIL-Umfeld verwendeten Fahrzeugmodells. Im Sinne von „Validität ist die Tauglichkeit für die Anwendung“ dient dieser Schritt nicht der Perfektionierung des Modells, sondern der Gewährleistung von plausiblem Verhalten der Modelle von Fahrzeug und den beteiligten modellierten Komponenten, um den Ergebnissen des VIL-Versuchs das nötige Vertrauen entgegenbringen zu können.

Vervollständigung der Testfall-Datenbank

Im Entwicklungsverlauf ergeben sich oft zusätzliche Testfälle aus der Untersuchung von spezifischen Auffälligkeiten im Software- oder Systemverhalten. Diese Testfälle werden der ursprünglichen Testdatenbank hinzugefügt und stehen für den weiteren Projektverlauf und die abschließenden Tests sowohl in einer detaillierten Spezifikation als auch in Form eines simulierbaren Manövers zur Verfügung.

Performance-Tests und finale Applikation im Fahrzeug

Auch wenn der Einsatz von Simulation den Entwicklungs- und Freigabeprozess beschleunigt und reale Fahrversuchskilometer einspart, so ist es nicht das Ziel dieser pragmatischen Strategie, alle Freigaben in der Simulation durchzuführen. Sowohl die finale Abstimmung von Regelparametern als auch die Tests von Performance-Kriterien auf Fahrzeug- und Systemebene finden daher im Fahrzeug statt. Das hält zum einen die Anforderungen an die Güte der verwendeten Simulationsmodelle und den zugehörigen Validierungsaufwand niedrig. Zum anderen gehört ist die Systemerlebbarkeit eine charakteristische Stärke des Fahrversuchs und in der Simulation nur schwer zu bewerten.

4. Zusammenfassung

Das fahrzeugbasierte Testwerkzeug „Lab-on-Wheels“ vereint die Stärken von konventionellem und virtuellem Fahrversuch. Abhängig vom Entwicklungsstand des zu testenden Systems stehen drei verschiedene Betriebsmodi mit unterschiedlichen Simulationsanteilen zur Verfügung, um Applikations- und Freigabeaufgaben durchzuführen. Zusammen mit der beschriebenen pragmatischen Teststrategie, insbesondere bei deren Anwendung mit agilen Methoden, steigert das vorgestellte Testwerkzeug die Effizienz im Entwicklungsprozess.

Weiterführende Literatur

- [1] Wachenfeld, Winner: Die Freigabe des autonomen Fahrens. In: Maurer, Gerdes, Lenz, Winner, H. (Hrsg.): Autonomes Fahren. Springer Berlin Heidelberg, 2015
- [2] Berg, Färber: Vehicle in the Loop. In: Winner, Hakuli, Lotz, Singer (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Springer Vieweg, Wiesbaden, 3. Auflage, 2015

Current lane keeping assistance systems in benchmarking – accepted or rejected by customers?

Dipl.-Wirt.-Ing. **Seda Aydogdu**, MdynamiX AG, Munich;
Prof. **Bernhard Schick**, B.Eng. **Marc Wolf**,
University of Applied Sciences, Kempten

Kurzfassung

In zwei aktuellen Studien mit über 98 Probanden wurden die Kundenwünsche/Akzeptanz des Spurhalteassistenzsystems und Head-up Displays im realen Fahrversuch auf einer Gesamtstrecke von 9000 km getestet, bewertet und verglichen. Darüber hinaus wurden aus aktuellen Premiumfahrzeugen verschiedener Hersteller Optimierungspotenziale für aktuelle und für zukünftige automatisierte Fahrfunktionen abgeleitet. Daraus ergibt sich ein erhebliches Verbesserungspotenzial in Bezug auf die Kundenakzeptanz für alle getesteten Spurhalteassistenzsysteme.

1 Introduction

Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) warn, inform and perform monotonous tasks so that the strain on the driver's side is greatly reduced. They should lead to a further increase in customer mobility through greater comfort, efficiency and safety. As far as the theory goes - in practice, the comfort benefits addressed by the customer are not evident with all driver assistance systems. A previous study of the Lane Keeping Assistance System (LKAS) at Kempten University has shown that the physiological stress and perceived stress of the subjects using the LKAS during a test drive are significantly higher than if the same person refrains from using it. [1]. This finding clearly shows that the product "still" misses the purpose of comfort gain through relief. As a result, customer acceptance is very moderate. The motivation of this study was to identify requirements for the LKAS from the customer's point of view, to measure the degree of fulfilment in a competitive comparison and to learn from the customer assessments overall. By implementing these features, customer satisfaction with the LKAS is to be increased. The feeling of strain should lead to relief and consequently to an increase in the

customer's acceptance of the product. Switching off or deactivating the system and the resulting increased safety risk should no longer occur in the future. The customer's wishes should be recognizable in the product specifications.

2 State of the Art LKAS functions

The Lane Keeping Assistance System is a lateral control assistance system. This can be divided into the Lane Departure Warning System (LDWS) as well as the Lane Keeping Assistance System (LKAS) [2]. LDWS just warns without any intervention, whereas the LKAS support with a related steering input.

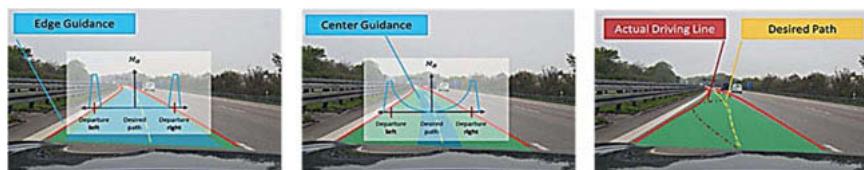


Fig. 1: Left: LKAS type 1; middle: LKAS type 2; right: drift oscillation issues [3]

There are two types of LKAS. Type 1 does not support steering torque in the lane center, whereas the warning and the intervention on the edge of the lane are important - known as the edge guidance. Therefore, there is a wide control-free-corridor and the vehicle (Fig. 1 left) is returned only when approaching the lane boundary by an abrupt steering torque intervention. In contrast, the LKAS Type 2 supports low steering assistance while tracking in the center area - known as the center guidance. Here, the control corridor is kept narrow (Fig. 1 middle). The steering torque intervention is similar to a half pipe or a V-profile. The LKAS tries to guide the vehicle in the center of the lane by means of permanent steering torque interventions. The test vehicles used in the studies were all equipped with LKAS Type 2 [3].

3 Study, Methods and Procedures

In order to place the human being at the center of the development, methods such as Quality Function Deployment (QFD) and KANO [4], as well as the Technology Acceptance Model (TAM) were applied. With QFD, the customer's wishes could be identified, differentiated with KANO and classified in the TAM and finally translated with QFD into technical features and properties.

3.1 Evaluation Level Model

The level model [3] [5] was used as basis for the LKAS evaluation. At top customer level the main criteria are such as lane tracking quality, edge guidance, driver-vehicle interaction, availability, de-stress, sense of safety and HMI, which are further detailed at the expert level.

3.2 "Benchmark" Studies

Two benchmark studies were carried out:

- Study 1: LKAS performance
- Study 2: Head-up Display (HUD) in combination with LKAS

The questionnaire, which were divided into three parts, must primarily be able to answer the following questions:

- What does the customer want?
- Which criteria of LKAS are most important from the customer's point of view?
- Which characteristics are rated as good and therefore accepted?
- Which characteristics must the criteria fulfil so that the customer uses the product?
- What is the difference and how well are these criteria realized by the most important competition vehicles?
- How can we positively influence LKAS rating and how can we bring the system and human better together?

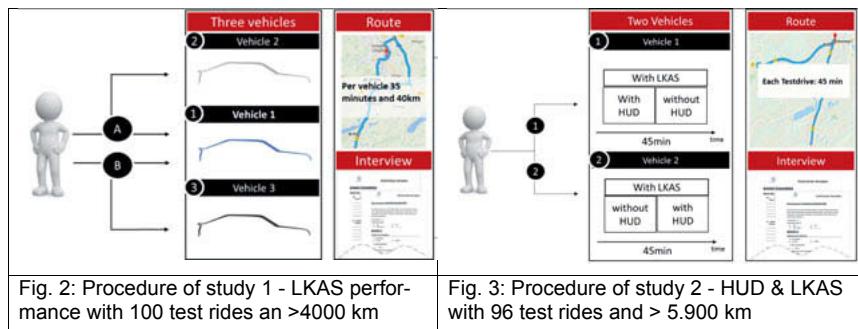
For the type of survey, the personal interview (face-to-face interview) was chosen so that the customer's needs and suggestions can be better recorded. The conversation can be directed in certain directions and possible misunderstandings are dealt with directly. A refusal or omission of certain questions is excluded and ambiguities in content can be clarified [6]. The questionnaires are designed in such a way that the customer has the possibility to formulate their thoughts and ideas in detail according to the QFD principle through many open questions. QFD is a quality assurance method developed by Japanese Professor Yoji Akao, which aims at customer satisfaction. By questioning the "what?" (What is required?) and the "How?" (How can I realize it?) various customer wishes are documented, and evaluated on the one hand various customer wishes. Questions potentially perceived to be complex were communicated in an understandable way. The application of two-component surveys (multi-attributive methods) - the importance and satisfaction of certain criteria - clearly shows which fields of action are prioritized from the customer's point of view and in which areas there is a need for action. Criteria such as human machine interface (operation, display, warning, monitoring), track guidance quality, edge guidance, driver-vehicle interaction, availability, feeling of safety, degree of

relief/de-stress and vehicle reaction were evaluated by the participants, which were taken from the customer level of the LKAS level model [3]. Rodger's "Diffusion of Innovation" model was used for the process and approach of both studies [7].

Before the subjects could start the test drive, they were welcomed and informed about the upcoming benchmarking (route, behavior, system clarification, goals). In the respective cars, the test managers were also instructed on the functions of the car and LKAS. Through a permanent dialogue between interviewer and subject, it was possible to record the impressions and wishes of the participants on the QFD criteria sheet and to instruct the participants during the complete test drive on the public roads about the intended use of the LKAS. This fact illustrates one of the essential characteristics of the QFD concept, which is primarily not based on the logic of the engineer, but rather on the subjective and emotional wishes of the customer. [8]. The voice of the customer introduces the product development process.

For study 1 three current premium vehicles from different manufacturers, all with LKAS and one additionally with HUD were used. Each subject drove two of the three possible vehicles. In order to be able to evaluate the individual criteria at the customer level, the subjects were instructed during the test ride on relevant situations and maneuvers. After each experience and evaluation, the requirements were recorded directly in an open questionnaire dialog.

For study 2 two premium vehicles equipped with HUD and LKAS were used. The subjects drove the same route with and without HUD, the whole route with LKAS.



4 Results

4.1 Results of study 1 - LKAS performance

The query of the degree of fulfilment of the criteria, which represents the counterpart of the two-component survey on the importance, shows massive deficits of the individual LKAS.

The graph shows that for all eight criteria, each manufacturer has a "GAP" of importance to the degree of compliance. However, it is also shown that the LKAS of vehicle 3 performs better than the competitor products of vehicle 1 and vehicle 2 in seven of the eight criteria. The criterion feeling of safety has the biggest gap with 2.8 points, followed by the edge guidance (2.3 points) and the HMI (2.1 points) [5].

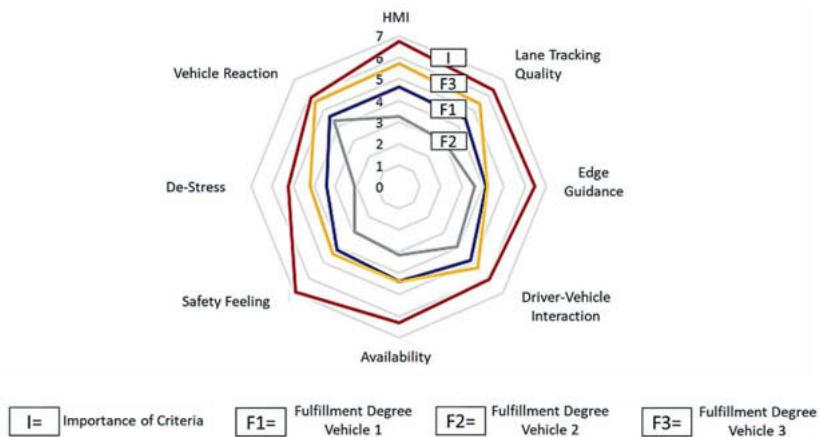
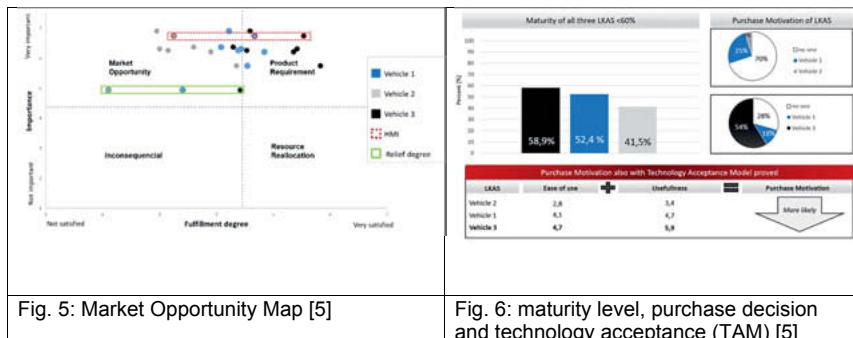


Fig. 4: Importance of Criteria vs. Fulfillment Degree for each LKAS

This fact becomes alarming when you consider that exactly these three criteria were the most important for the participants. It was conspicuous that the vehicle with HUD had clearly performed best with regard to de-stress and HMI. Therefore study 2 was designed to investigate the influence in more detail. The Market Opportunity Map (MOM) is an illustrative opportunity for customer management to gain an overview of the areas in which action is needed to optimize the performance. It is based on the customer satisfaction portfolio and the strengths and weaknesses portfolio [9]. It becomes clear that the better the criterion HMI (circled with dotted stitches) is evaluated, the better the criterion degree of relief (circled with continuous stitches) is evaluated (Fig 5). It is immediately obvious that all criteria of vehicle 2 fall into the "Market

"Opportunity" field. These criteria, which are most important for the customer in the 4th quadrant, should be moved to the 1st quadrant "Product Requirement" by targeted optimization measures.

The statement that the LKAS of vehicle 3 (maturity level 58,9%, 54% positive purchase motivation, 10,6 TAM points) performed best in benchmarking was confirmed by other questions and is illustrated in figure 6. A product is only purchased if the perceived product advantage (benefit) is greater than the disadvantage (price) [10]. Just because a product is purchased does not mean that it is accepted by customers. Only by using the product and recommending it to friends, acquaintances and family does acceptance arise. And only in this way can the actual benefit of the system be generated. The actual one can only be generated if LKAS meets the needs and requirements of the customer and is therefore not switched off by them [5].



According to Davis [11] the actual use of a product depends on the acceptance of the setting. The model assumes that a positive attitude of use (acceptance of behavior) of a person towards a product also leads to positive purchasing behavior. In turn, behavioral acceptance depends on perceived usefulness and perceived ease of use. The two influencing variables can be influenced by other external factors but they are not specified in more detail in the original model [12]. The head-up display (HUD) was decisive for the better evaluation of the user-friendliness of vehicle 3. This made it easier for the customer to monitor the system in the field of vision without having to constantly observe the instrument cluster behind the steering wheel. Accordingly, customers found the ride with the system of Vehicle 3 much more user-friendly than with competitor products. The positive influence of the head-up display was al-

ready noticeable in the evaluation of the HMI criteria and the degree of relief. In order to investigate the influence of the HUD on the evaluation of the LKAS, a follow-up study 2 was conducted.

With the help of the QFD criteria catalogue, not only the importance of the criteria was queried on a scale during the test drives. Rather, characteristics were recorded that are particularly important from the customer's point of view. For example, a clear instruction is most important to the customer for the HMI criterion. The customer wants to know exactly whether the LKAS is on or off. According to Gründl, the most common cause of a traffic accident is information errors in which the driver does not even notice relevant information at all or only perceives it too late [13]. Furthermore, minimal monitoring is of great importance to the customer. Constant monitoring of the system on the instrument cluster leads to a great distraction while driving, and disturbs the driver when performing the driving task. In addition, the driver wants to be clearly informed and warned in good time of any system jettisoning. This warning can deliver through different senses and ideally occurs through several sensory channels (acoustic, visual, haptic) simultaneously. Thus, a failed acoustic warning transmission could be intercepted by e.g. a radio set too loud via a haptic or visual warning [5].

From the customer's point of view, the most important feature of the track guidance quality is a central track guidance. In addition, the track guidance is as smooth as possible and oscillation, i.e. drifting back and forth from the target line, is avoided as far as possible.

From the customer's point of view, it is fundamental that a safety distance to the road markings or other vehicles is maintained. In addition, harmonious guidance is guaranteed at best and steering intervention begins at an early stage, especially when cornering [5].

As with the HMI criterion, the focus in driver interaction is on clear communication of "active" or "inactive". The customer wants information about the intention of the system through haptic feedback from the steering wheel. The steering intervention should always be clearly perceptible to the subject. Steering torques that are too low and difficult to feel are perceived as opaque and therefore unpleasant. In addition, the participants wish that future actions, such as a steering correction due to an imminent cornering, show a certain predictability [5].

In terms of availability, customer requirements have been formulated quite clearly. There must be almost 100% availability during the intended use (if the environmental conditions allow it) so that the LKAS is a helpful and safer aid when driving. In the event that the system is not available, a clear distribution of roles between system and driver must be in place, analogous to the HMI and driver interaction criteria [5].

A prerequisite for developing a feeling of security at the customer is trust in the system. Mayer et al. describes trust as follows: "Trust is the willingness of a party to be vulnerable to the actions of another party based on the expectation that the other will perform a particular action important to the trustor, irrespective of the ability to monitor or control that other party" [14]. It means that trust is only built when all criteria are satisfactorily met. Accordingly, the sense of security felt is also the sum of the other criteria with the exception of the degree of relief. This is directly dependent on the feeling of security. Only when the feeling of security is given, the customer feels relief. Suddenly, unpredictable and inexplicable system crashes are judged as very bad and significantly reduce confidence.

When reacting to the vehicle, the customer attaches great importance to a harmonious driving style. Swinging or jerky steering movements should be avoided. Ideally, the system drives like an unobtrusive person.

The following illustration, based on Maslow's needs pyramid, shows the most important and most frequently mentioned product characteristics with regard to the LKAS. In particular, the term "trust" was repeatedly used in 90% of the participants. They say that they cannot trust the system due to the unexpected and sudden drops of the LKAS. Other authors report that trust or credibility is an important determinant of acceptance [15] [16] [17].



Fig. 7: Hierarchy of customer requirements

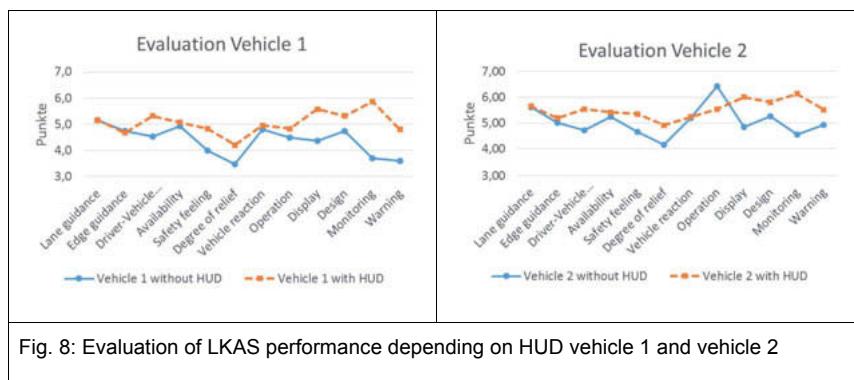
Especially because many ADAS intervene in the driving process, especially in critical situations, it is important for the acceptance of the ADAS that one can rely on a correct reaction of the ADAS. It can therefore be assumed that system trust is an important prerequisite for the acceptance of an ADAS, even if some manufacturers are of the opinion that over-trust by customers should be avoided, particularly through the dropouts. The conflict between undertrust

and the resulting lack of customer acceptance and overtrust should be resolved differently in the future. The most important thing about the LKAS would be that it is actually used to realize its safety potential. [5]

4.2 Results of study 2 - Head-up Display (HUD) in combination with LKAS

The main focus of the study 2 was on the influence of the head-up display on the subjective evaluation of the lane departure warning system. Only a small part of the findings are presented in this publication. The main results will be published separately.

With a 31% increase for vehicle 1 and 22% for vehicle 2, the monitoring experienced the largest increase. It is much easier for the subjects to monitor whether the LKAS is active. Easy and intuitive monitoring is particularly important in case of ADAS that switches off regularly due to the course of the road. It was also possible to observe a significant increase in the evaluation (in the two-digit percentage range) of the criteria degree of relief, feeling of safety, display and driver-vehicle-interaction for both vehicles.



5 Conclusion and Outlook

There was a clear "GAP" between the degree to which the criteria were met and their importance. But also during the test drives considerable deficiencies became visible. Too often and too unpredictably, the system drops out in dangerous driving situations, especially when cornering, despite apparently perfect conditions. To increase acceptance, it is essential to involve the user at an early stage - a human-centered development of driver chassis systems. "Without the participation and fundamental acceptance of those affected, innovations

whose success requires changes in behavior will hardly be efficient [18]". Furthermore, it becomes clear from the questions according to Kano that, in addition to the pure transfer of knowledge, above all the subjective experience of the systems contributes to the enthusiasm of the users and to the increase in acceptance, provided that the first contact with the LKAS represents a successful experience [5].

Therefore, more attention should be paid to the capabilities and needs of end-users when designing vehicles. ADAS have the potential to counteract people's performance limitations, to support you where people reach their limits. However, only under the condition that they find acceptance in the target group and are used safely. The system is only used if it has the system behavior expected by the driver and he can therefore trust the system. Arndt also points out that too little confidence in ADAS means that it is not used. However, in the same context, she stresses that too much confidence can tempt the driver into relying too much on the ADAS, leading to system abuse [19]. In addition to technical feasibility, knowledge of the requirements, needs and wishes of drivers is indispensable for their acceptance and use. Therefore, the recommendation to automotive manufacturers and suppliers is to involve various user groups in the product development process as early as possible, for example using the QFD method. In this way, ADAS are developed that meet the expectations of the customers.

Especially the emotional comfort experience of the users, like lack of system trust, fear of negligence, distraction, paternalism and loss of control, will gain importance with increasing degree of automation. In order to lay the foundation for the acceptance of current developments in the field of highly automated and autonomous driving, drivers must develop a comprehensive system understanding and trust in comparison with today's ADAS of level 2 functions. Acceptance and trust in ADAS depends largely on a suitable and transparent human-machine interface [20]. This theory has been also proven in both studies. The customer wants to be informed about the current status of the system at any time during the journey via an understandable display concept and to be clear. He wants a predictable system that gives him enough time to intervene in the event of a system crash due to system limitations. In current systems, the warning comes - if at all - at the time of the drop. The driver has often already crossed the lane limit. Taking human situational awareness into account, such a short-term warning is critical.

In addition, users' expectations for a LKAS do not always match the system's functionalities. According to the participants, the current system design does not offer any added value, as the driver must be ready to intervene at all times. This means that the driver not only has the task of checking himself for his primary task of driving, but must also monitor the availability of

the system and prepare himself for unforeseen, in some cases also unforeseen drops off of the system.

Since human hands over control to the vehicle, trust and the associated acceptance plays a central role. Ultimately the break-out of automated driving will decide on customer acceptance. "If only the engineer realizes the differences and understands the system, the customer has no benefit". The findings of the study show that in ADAS/AD development, the human being, or rather the customer should be placed much more at the center of development. Furthermore, it is necessary to focus on driving attributes and the driving experience in the sense of an attribute-based development [3] [5].

Study two proved that the end consumer can monitor the status of the LKAS much more easily in combination with a HUD, especially with an ADAS that regularly switches itself off unexpectedly for many reasons. On average, the LKAS evaluation criteria for vehicle one were rated 10% better, and the LKAS evaluation criteria for vehicle two 7% better. More than 52% of the subjects were of the opinion after the test drive that LKAS should only be sold in combination with a HUD. This insight shows how important it is in terms of ADAS to support the driver while driving with suitable HMIs and to inform him about the status of the systems.

Therefore, measures must be derived that increase the customer's confidence and driving characteristics. The clear and always transparent communication between "man and machine", a positive subjective driving experience (for driver and passengers), reliable availability and predictability form the basis of a good customer assessment. A good HMI based on the principle - trust is good, control is better - can be very effective here, too. In future studies, effective measures to increase trust and acceptance are to be developed by taking a holistic view [3] [5].

6 References

- [1] C. Seidler, *Fahrerlebnis vs. mentaler und physischer Stress*, Master Thesis Technical University Darmstadt, 2018., Darmstadt, 2018.
- [2] H. Winner, S. Hakuli, F. Lotz und C. Singer, Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Vieweg+Teubner Verlag, 2015.
- [3] B. Schick, C. Seidler, S. Aydogdu und Y.-J. Kuo, Driving Experience vs. Mental Stress with Automated Lateral Control from the Customer's Point of View, chassis.tech plus 2018: ATZ, 2018.
- [4] B. Schick, S. Resch, M. Yamamoto, I. Kushiro und N. Hagiwara, *Optimization of steering behavior through systematic implementation of customer requirements in technical targets on the basis of quality function deployment*, Yokohama/Japan: FISITA, 2006.
- [5] S. Aydogdu, B. Schick und M. Wolf, Claim And Reality? Lane Keeping Assistant - The Conflict Between Expectation And Customer Experience, Aachen Kolloquium, 2018.
- [6] J. Saatweber, Kundenorientierung durch Quality Function Development. Systematisches Entwickeln von Produkten und Dienstleistungen, Düsseldorf: Symposion Publishing GmbH, 2011.
- [7] E. M. Rogers, Diffusion of Innovations, Free Press, 2003.
- [8] T. M. C. TÜV Süd Automotive GmbH, *Optimization of steering behavior through systematic implementation of customer requirements in technical targets on the basis of quality function deployment*.
- [9] H. Künzel, Handbuch Kundenzufriedenheit. Strategie und Umsetzung in der Praxis., Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2005.
- [10] M. Wricke und A. Herrmann, „Ansätze zur Erfassung der individuellen Zahlungsbereitschaft,“ *Wirtschaftswissenschaftliches Studium*, 1 10 2002.
- [11] F. Davis, A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems - theory and results, Massachusetts: PhD thesis, 1985.
- [12] M. Josckisch, Das Technologieakzeptanzmodell: Die verhaltenswissenschaftliche Modellierung von Beziehungsstrukturen mit latenten Konstrukten am Beispiel von Benutzerakzeptanz, Wiesbaden : Gabler, 2010.
- [13] M. Gründl, *Fehler und Fehlverhalten als Ursache von Verkehrsunfällen und Konsequenzen für das Unfallvermeidungspotential und die Gestaltung von Fahrerassistenzsystemen*, Regensburg: PHD, 2005.
- [14] R. C. Mayer , J. H. Davis F. und D. Schoorman, „<http://www.ooa.nl>,“ Juli 1995. [Online]. Available: <http://www.ooa.nl/download/?id=16112122>. [Zugriff am 23 Juli 2018].

- [15] A. Kassner und M. Vollrath, Akzeptanzmessung als Baustein für die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen, Düsseldorf: VDI Verlag GmbH, 2006.
- [16] N. C. Krämer, „Medienpsychologische Methoden,“ *Zeitschrift für Medienpsychologie*, pp. 34-37, 2002.
- [17] G. A. &. Richardson, „Alarm Timing, trust and driver expectation for forward collision warning systems,“ 577-586, 2006.
- [18] J. Schade, *Akzeptanz von Straßenbenutzungsgebühren: Entwicklung und Überprüfung eines Modells*, Dresden: Pabst Science Publishers., 2005.
- [19] S. Arndt, Evaluierung der Akzeptanz von Fahrerassistenzsystemen: Modell zum Kaufverhalten von Endkunden., Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2011.
- [20] K. Bengler, K. Dietmayer, B. Färber, M. Maurer, C. Stiller und H. Winner, *Die Zukunft der Fahrerassistenz.*, Darmstadt: Uni-DAS e.V., 2014.

Streich- und Lenkgesten für manöverbasiertes automatisiertes Fahren:

Streicheln Sie schon oder drücken Sie noch?

B.Sc. Anna Sommer, M.Sc. Verena Lisa Kaschub,
Fraunhofer IAO, Stuttgart

Kurzfassung

Das biologisch inspirierte Eingabekonzept für manöverbasiertes Fahren wird erstmalig vorgestellt. Durch das Konzept sind menschliche Eingriffe in die Bahnführung des automatisierten Fahrzeugs auf intuitive Weise möglich, da es als klassisches Eingabeelement das Lenkrad verwendet, bzw. in hohen Automatisierungsstufen die Metapher eines Lenkrads als natürliches Eingabeelement aufgreift. Das vom Horse-Mode inspirierte Lenkkonzept stellt damit auch einen Migrationspfad für Akzeptanz und sukzessives Lernen für intuitive Eingaben bis hin zu virtuell eingeblendeten Lenkräder dar. Durch die gewählten einander ergänzenden Methoden entstand eine innovative, iterative und nutzerzentrierte Methodenkette, die ein Lenkkonzept von der Idee bis zum funktionalen Hardwareprototypen entstehen ließ.

1. Vorreiter - nutzerzentrierte Gestaltung intuitiver Lenkgesten im hochautomatisierten Fahren

Die stetig zunehmende Automation geht mit einer Verbesserung der technischen Zuverlässigkeit einher und ermöglicht eine manöverbasierte Fahrzeugführung, bei der ein Fahrzeug Stabilisierungsaufgaben und Manöver sicher ausgeführt. Die Manöver können dabei durch Menschen initiiert, abgebrochen oder übersteuert werden. Basierend auf der Designmetapher des Horse Modes [1 bis 2] wurde innerhalb des BMBF geförderten Projekts „Vorreiter“ ein holistisches, multimodales Interaktionskonzept entwickelt, das auf haptischer Ebene durch biologisch inspirierte Gesten intuitiv bedient werden kann. Nach einem nutzerzentrierten Entwicklungsansatz wird erstmalig das Lenkkonzept für Streichgesten am Lenkrad vorgestellt. Die Gesteneingabe erfolgt über das Lenkrad und wird vom Fahrzeug in nutzerinitiierte, automatisiert durchgeführte Manöver übersetzt. Ergebnis des nutzerzentrierten Entwicklungsansatzes ist ein Gestenkonzept, welches natürlichen Lenkbewegungen ähnelt und dadurch einen intuitiven Migrationspfad für die Steuerung von teil-, hoch, und vollautomatisierten Fahrzeugen aufzeigt. Das Konzept funktioniert sowohl für mitdrehende, mechanisch gekoppelte Lenkräder,

als auch für nicht oder wenig drehende „steer-by-wire“ Systeme, bis hin zu der Option von virtuell eingeblendeten Lenkräubern.

Um die größtmögliche Nutzerakzeptanz zu gewährleisten, wurde ein menschzentrierter Ansatz gewählt. Um die Nutzer von Beginn an in den Designzyklus einzubinden, wurden innovative Methoden entsprechend des Entwicklungsstadiums angewendet. Die wichtigsten Erkenntnisse resultierten aus Tagebuchstudien, Future Workshops, Extremnutzerinterviews und der Umsetzung im Fahrsimulator mit Probandentests. In insgesamt einem iterativen Entwicklungsprozess wurde ein Konzept bzw. erster Prototyp entwickelt, der die notwendige Reife für einen Einsatz in einem Wizard-of-Oz Fahrzeug erreicht.

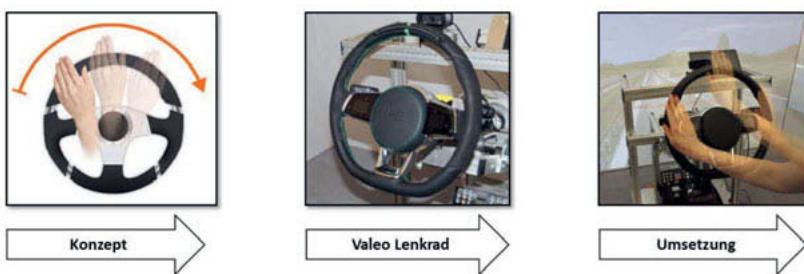


Bild 1: Konzeption der Streichgeste Spurwechsel

2. Nutzeranforderungen - Future Workshops und Tagebuchstudie

Um ein nutzerzentriertes Produkt zu entwickeln, ist es notwendig, den Nutzer von Beginn an in den Entwicklungsprozess miteinzubinden [3]. Nutzeranforderungen, Wünsche und derzeitige Herausforderungen bieten eine relevante Grundlage, die in jedem Schritt eines Entwicklungsprozesses zu Rate gezogen werden müssen [4]. Auch können diese Informationen eine Basis bieten, um eine nutzerinitiiertes Produkt zu gewährleisten. In einem ersten Schritt wurden allgemeine Nutzererwartungen erhoben, die einen ersten Einblick in mögliche Anforderungen und derzeitige Herausforderungen der Nutzer gewähren und eine Basis für weitere Iterationen formen.

Hierfür wurden zwei Methoden in dieser ersten Iteration ausgewählt. Die Methode „event sampling“ wurde dazu genutzt, eine Tagebuchstudie als Fahrtenbuch zu erstellen, um einen Eindruck über aktuelle Schwierigkeiten und Herausforderungen im Alltag der Nutzer zu erlangen. Drei Probanden erhielten ein Tagebuch, in dem sie positive und negative Ereignisse während der Fahrten festhielten, angaben, welche Unterstützung sie sich in diesen Situationen wünschen würden und Aussagen zu ihrer emotionalen Verfassung machten (SAM-scale).

Anhand der erhobenen Daten konnten Workshops erstellt werden, die die bereits geschilderten Herausforderungen und Situationen integrierten um eine erweiterte Nutzerperspektive zu erlangen. Eine partizipative Gestaltungsmethode, der „future workshop“ [5], wurde anhand einer Literaturstudie adaptiert, um auf den spezifischen Projekt-Kontext angewandt zu werden. Zwei future workshops wurden mit jeweils sechs Probanden durchgeführt, wobei die Altersrange zwischen 24 Jahren und 79 Jahren lag und der Altersdurchschnitt bei 53,58 Jahren lag. Die Workshops wurden in drei Phasen unterteilt. Zu Beginn der Workshops wurde eine „introduction/trigger“ Phase genutzt, um den Nutzern das Konzept des h-modes [1 bis 2] und den allgemeinen Kontext der Gestensteuerung bzw. des teil-hochautomatisierten Fahrens näher zu bringen. Die zweite Phase „visioning/fantasy“ konzentrierte sich auf die Herausforderungen, die Nutzern im Straßenverkehr begegnen, sowie auf Wünsche und Erwartungen, die sie gegenüber einem zukünftigen Konzept besitzen. In einem Brainstorming wurden diese Informationen gesammelt und diskutiert. Des Weiteren konzentrierte sich diese Phase auch auf Szenarien, denen die Nutzer im Straßenverkehr begegneten und in denen sie sich Unterstützung durch ein mögliches assistierendes System vorstellen konnten. Auch diese Ideen wurden in einem Brainstorming gesammelt und weiter spezifiziert. Nachdem die Nutzer sich in den ersten beiden Phasen mit dem Kontext genauer auseinandergesetzt hatten, wurden sie in zwei Dreiergruppen unterteilt. Die erarbeiteten Szenarien, Ideen, Erwartungen und Herausforderungen sollten in einer abschließenden Phase als Basis für einen ersten Konzept-Prototypen genutzt werden. Um die Nutzer direkt interagieren zu lassen [6], wurde die Methode des paper-prototyping angewendet, um die Konzepte zu visualisieren. Unter der Fragestellung „Wie können intuitive Lenkgesten für hochautomatisiertes Fahren aussehen?“ wurden somit insgesamt vier erste Konzepte entwickelt und visualisiert (siehe Bild 2).

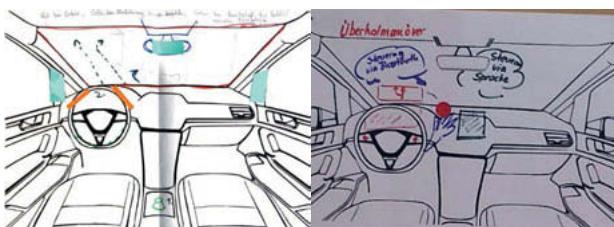


Bild 2: Auswahl an Nutzerkonzeptionen in Paper-prototypes

Die Ergebnisse und Materialien aus beiden Studien wurden anhand von aufgezeichneten Videomaterial und Annotationen der Versuchsleiter ausgewertet und kategorisiert. Das Endergebnis umfasste einen Katalog von Nutzeranforderungen und Erwartungen bzw. Szenarien. Die Kategorien variierten hierbei von technischen, HMI und Gesten bezogenen Anforderungen bis hin zu Szenarien und sonstigen Anmerkungen. Auch die paper-prototypes wurden als Anforderungen übersetzt und in die Katalogisierung integriert.

3. Agile Konzeptentwicklung erster Lenkgesten

In einer zweiten Iteration wurden die Ergebnisse aus der ersten Iteration als Basis genutzt, um erste Nutzerideen für Lenkgesten zu entwickeln. Anhand der Szenarien, für die Nutzer sich Unterstützung vorstellen könnten, wurde ein Set von Situationen bzw. Manövern entwickelt. Insgesamt wurden sechs Manöver ausgewählt: rechts bzw. links abbiegen an einer Kreuzung mit Ampel, anfahren bzw. anhalten an einer Ampel, Spurwechsel auf einer Autobahn und als ein letztes Szenario anhalten an einem Zebrastreifen mit unsicherer Querungsabsicht eines Fußgängers.

Anhand von Videoausschnitten wurden den insgesamt 10 Nutzern die jeweilige Situation visualisiert. Die Videoausschnitte wurden bis zum relevanten Moment (z.B. kurz vor roter Ampel) gezeigt. Um die Nutzer in eine möglichst realistische Situation zu versetzen, wurden die Videos auf einer Leinwand vor einem Fahrzeug mit statischem Lenkrad gezeigt.

Die Hauptforschungsfrage dieser Iteration war, wie Nutzer einem teil-, hochautomatisierten Fahrzeug ihre Intention verdeutlichen würden. Als Hauptmodalität wurde hierbei der Fokus auf das Lenkrad als Stellteil gelegt, da dies nicht nur als mögliche Eingabemodalität durch Nutzer gefordert wurde sondern auch im teilautomatisiertem Fahren einen essentiellen Aspekt formt. Für eine möglichen manuellen Eingriff im teilautomatisierten Fahren stellt das Lenkrad eine der intuitivsten Modalitäten dar. Jedoch forderten die Nutzer eine mögliche Kombination und Integration mit weiteren Stellteilen.

Nach jedem Video Ausschnitt wurden die Nutzer nach einer intuitiven Geste gefragt, die sie anwenden würden, um ihrem Fahrzeug ihre Intention zu verdeutlichen. Um alle möglichen Szenarien abzudecken, wurde des Weiteren auch nach anderen Geste gefragt, die die Nutzer ausführen würden, wenn eine Hand nicht zur Verfügung stehen würde, z.B. weil in einer Hand ein Kaffebecher gehalten wird. Die genannten Ergebnisse wurden per Video festgehalten und vom Versuchsleiter während des Versuchs annotiert.

In einer Auswertung wurden die Gesten auf Plausibilität geprüft. Hierbei wurden Kriterien zu Rate gezogen, die evaluierten, ob die Geste umsetzbar bzw. erkannt werden kann in einer möglichen Umsetzung. Anhand der gesammelten Ergebnisse und Daten wurde pro Manöver

eine Gestenauswahl aufgestellt, die die Nutzerperspektive zusammenfasst. Zur Visualisierungen und weiteren Definierung wurden die Ergebnisse in einem Gegenkatalog abgebildet (siehe Bild 3).

Manöver „anhalten“					
Lenkgeste:	Erklärung	Video Nr.			3 (1)
	mit beiden Händen voll umschlossen nach unten streichen	3 (2) 3 (6)			mit halb geballter Faust die Mitte des Lenkrades berühren

Bild 3: Gegenkatalog - Beispielgeste für das Manöver „anhalten“

4. Extremnutzerinterviews

Nach der Ermittlung der Nutzeranforderungen und daraus resultierenden Lenkgesten, wurde darauf basierend die erste Gestaltungslösung in Form eines kapazitiven Lenkrades entwickelt. Um dieses zu evaluieren wurden Extremnutzerinterviews mit einem Gebärdensprachler, einem Pantomimedarsteller und einem Eurofighter Piloten durchgeführt. Diese Methode wurde gewählt, da die Basis ein menschzentrierter Ansatz bildet. Bei der Auswahl der Stichprobe stand im Vordergrund, dass diese die Gesten sehr häufig und reflektiert verwendet und zum Anderen der hohe Interaktionsgrad mit automatisierten Systemen.

Das Ergebnis dieser Evaluation war, dass es keinen Unterschied zwischen Gesten, die mit der rechten Hand ausgeführt werden und Gesten, die mit der linken Hand ausgeführt werden geben dürfe. Es kristallisierte sich zudem heraus, dass es von immenser Bedeutung ist, in der Sprache der Lenkradbewegung zu bleiben und diese auf das Nötigste zu reduzieren, sodass dadurch eine möglichst einfache und intuitive Art der Bedienung ermöglicht wird.

Darüber hinaus wurde noch einmal deutlich, dass das Streichgestenkonzept einem manuellen Lenkeingriff gegenüber bevorzugt wurde, da ein manueller Eingriff als zu nah am bekannten Fahren empfunden wird. Die Streichgesten stellen demnach eine bessere Interaktionsform dar, um die Manöverbeauftragung über Signale an das Auto zu übertragen.

Des Weiteren differenzierte sich heraus, dass das Streichgestenkonzept die „mode awareness“ fördern könnte, indem es sich deutlich von einem manuellen Lenkeingriff in Level 1 und 2 unterscheidet. Da der bisherige Gegenkatalog aus vielen unterschiedlichen Streichgesten bestand, wurde als substanzialer Punkt genannt, dass ein konsistentes Streichgestenkonzept erstellt werden müsse, um eine einfache und intuitive Interaktion sicherzustellen.

5. Fragebogenstudie

Im nächsten Schritt sollte mittels einer Fragebogenstudie ein Streichgestenkonzept ermittelt werden, dass im Anschluss daran im Fahrsimulator evaluiert werden sollte. Hierzu umfasste die Stichprobengröße 34 Probanden, wobei die Altersrange zwischen 21 Jahren und 78 Jahren und der Altersdurchschnitt bei 41 Jahren lag.

Als Resultat der Fragebogenstudie ergaben sich zwei konsistente Streichgestenkonzepte. Diese wurden in einem Workshop mit HMI Experten des Vorreiterprojektes diskutiert. Als Ergebnis bildete sich ein Streicheingabekonzept (siehe Bild 4) heraus, dass in der sich anschließenden Fahrsimulatorstudie evaluiert werden sollte.

6. Fahrsimulatorstudie

Das Streichgestenkonzept wurde in der Fahrsimulatorstudie aus der Benutzerperspektive evaluiert, um neue Informationen zu den Erfordernissen des Benutzers sowie den Stärken und Schwächen der Gestaltungslösung in Form des kapazitiven Lenkrades zu sammeln.

Die Vielfalt der generierten Gestaltungsmöglichkeiten hatte zur Folge, dass eine Überprüfung und Beurteilung hinsichtlich qualitativer und quantitativer Merkmale stattfand.

Die Fahrsimulatorstudie umfasste 50 Probanden, wobei vier Probanden aufgrund von simulator sickness ausgeschlossen werden mussten. Die Altersrange ging von 21 bis 74 Jahre, wobei der Altersdurchschnitt 43 Jahre betrug.

Die Probanden durchfuhren in der Simulation die zuvor durch Nutzer generierten Szenarien „links abbiegen“, „rechts abbiegen“, „abgebrochenes Abbiegemanöver“, „verengte Fahrbahn“, „Zebrastreifen“, „Überholmanöver“ und ein „abgebrochenes Überholmanöver“.

Die Umgebung wurde in SILAB, einer Software zur realistischen Simulation von Fahraufgaben simuliert. Hierbei kann die Fahraufgabe für jeden Probanden identisch simuliert werden, so dass standardisierte Versuchsbedingungen sichergestellt werden konnten.

Durch eine 180° Projektion war die Situation für die Probanden in hohem Maße immersiv.

Im Anschluss an die Simulatorfahrt wurden Parameter wie „Joy of Use“, „Safety“, „Performance“, „Freiheit vs. Disziplin“, „Kooperation“, „Controllability“ und „Trust“ abgefragt.

Des Weiteren wurde die System Usability Skala zur quantitativen Analyse der Gebrauchstauglichkeit des Streichgestenkonzeptes erhoben. Diese ergab einen Wert von 75 womit dieser Eingabemodalität eine gute Gebrauchstauglichkeit bescheinigt werden kann [7]. Darüber hinaus wurden die Probanden gebeten, das Streichgestenkonzept zu beurteilen und Änderungswünsche zu äußern.

Dabei manifestierten sich die Links- und Rechtsabbiegegeste des Streichgestenkonzeptes, jedoch unter Berücksichtigung weiter unten angeführten Restriktionen. Die Abbruchgeste war

für die Probanden sehr intuitiv und wird dementsprechend beibehalten (Abb. 4). Nach Abschluss der Fahrsimulatorstudie stellte sich heraus, dass die bisherige Gestaltungslösung die Benutzeranforderungen nicht vollständig erfüllte. Dementsprechend wurden weitere Erfordernisse identifiziert und abgeleitet.

Abgeleitete Nutzungsanforderungen an das Lenkrad während der manöverbasierten Fahrzeugführung:

- bessere Visualisierung der kapazitiven Zonen des Lenkrads
- direktes Feedback der Eingabe über das Lenkrad
- keine Ortsgebundenheit der Streichgesten
- Streichgestenausführung sollte näher an der Ruheposition der Hände, folglich im unteren Bereich des Lenkrades möglich sein
- die Streichgesten sollten bei Durchführung eines kürzeren Weges möglich sein

Die beschriebenen Nutzungsanforderungen werden in einer weiteren Iteration in Form einer neuen Lenkradgeneration umgesetzt.



Bild 4: Streichgesten

7. Ausblick - Streichgesten im Wizard-of-Oz Fahrzeug

Das biologisch inspirierte Eingabekonzept für manöverbasiertes Fahren wird erstmalig vorgestellt. Durch das Konzept sind menschliche Eingriffe in die Bahnführung des automatisierten Fahrzeugs auf intuitive Weise möglich, da es als klassische Eingabeelement das Lenkrad verwendet, bzw. in hohen Automatisierungsstufen die Metapher eines Lenkrads als natürliches Eingabeelement aufgreift.

Hierdurch wird es möglich einen fließenden, kontinuierlichen Übergang zwischen verschiedenen Unterstützungsgraden zu schaffen, bei denen der Fahrer in „the loop“ gehalten wird, wodurch ein hoher Grad an „mode awareness“ und „situation awareness“ gewährleistet werden kann.

Das vom Horse-Mode inspirierte Lenkkonzept stellt damit auch einen Migrationspfad für Akzeptanz und sukzessives Lernen für intuitive Eingaben bis hin zu virtuell eingeblendeten Lenkrädern dar.

Durch die gewählten, einander ergänzenden Methoden entstand eine innovative Methodenkette, die ein Lenkkonzept von der Idee bis zum funktionalen Hardwareprototypen entstehen ließ. Die Methoden lösten Probleme der frühen sinnvollen Nutzereinbindung bei unbekannten disruptiven und zu Beginn unkonkreten Ansätzen. In einem nutzerzentrierten Entwicklungsprozess wurde ein Konzept bzw. erster Prototyp entwickelt, der die notwendige Reife für einen Einsatz in einem Wizard-of-Oz Fahrzeug erreicht und eingesetzt werden soll.

8. Literaturangaben

- [1] Bengler, Klaus, and Frank Flemisch. "Von H-Mode zur kooperativen Fahrzeugführung-Grundlegende ergonomische Fragestellungen." *Zukunft der Fahrzeugführung kooperativ oder autonom 5* (2011).
- [2] Flemisch, F. O. "Beyond assistant systems: The H-metaphor as a guideline for vehicle automation and interaction." *VDI BERICHTE* (2004): 561-588.
- [3] Vavoula, Giasemi N., and Mike Sharples. "Future technology workshop: A collaborative method for the design of new learning technologies and activities." *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning* 2.4 (2007): 393-419.
- [4] Robertson, Suzanne. "Requirements trawling: techniques for discovering requirements." *International Journal of Human-Computer Studies* 55.4 (2001): 405-421.
- [5] Kuhn, Sarah, and Michael J. Muller. "Participatory design." *Communications of the ACM* 36.6 (1993): 24-29.
- [6] Sanders, EB-N. "Generative tools for co-designing." *Collaborative design*. Springer, London, 2000. 3-12.
- [7] Brooke, J. (1996) SUS: a "quick and dirty" usability scale. In P. W. Jordan, B. Thomas, B. A. Weerdmeester & A. L. McClelland (eds.) *Usability Evaluation in Industry*. London: Taylor and Francis.

Camera Based Lost Cargo Detection for Automated Driving

D. Krökel, S. Hachfeld, M. du Bois, M. Pfitzer, S. Hegemann,
Continental, Lindau

Abstract: Small obstacles lying on the road can present an enormous hazard to a vehicle. These objects, often referred to as 'lost cargo', must be reliably detected by highly automated and autonomously running cars.

In order to give the vehicle appropriate time to react on it, these obstacles need to be detected in a distance of at least 100 m to 150 m, which makes the task even more challenging.

This paper presents 3 camera based approaches which work with a telephoto camera. The first approach uses machine learning to recognize lost cargo. The second and third approach rely on two different satellite stereo camera systems to extract small obstacles on the road by direct 3D-measurement.

1. Introduction

Lost cargo refers to objects which may lie on the road. These can be objects like fallen off exhaust pipes, parts of tires, crates, hammers, lashing straps or other small objects. These are obstacles which no driver wants to run over because they do not only cause damage to the car, they can even cause disastrous accidents [1],[2]. For an automatically driven car it is therefore important that these objects are reliably detected to give the system a chance to react on it.



Figure 1: Examples of lost cargo

The particular challenge for detecting lost cargo is the large variety in size and shape of possible objects. Even small obstacles can become dangerous and cause severe accidents. To detect these objects in

large distance a high angular resolution is required. A telephoto camera with around 100 pixel per degree has compared to radar- or LIDAR sensors the highest lateral resolution and is therefore well suited to tackle this task.

2. High Resolution Camera as Enabler for Lost Cargo Detection

2.1 MFC500

With its 5th generation ADAS camera Continental is able to provide a flexible camera system for highly automated and autonomous driving.



Figure 2: 5th generation ADAS camera.

The three products, smart camera, satellite cameras and ADCU can be combined in a flexible manner to allow for the optimum ADAS solution.

2.2 Telephoto Satellite Camera

The telephoto satellite camera equipped with a high resolution imager can support an angular resolution of more than 100 pixel per degree. This resolution is comparable to the resolution of the human eye [3] and enables the camera to detect objects of around 10cm high in 100m distance.



Figure 3: Images of lost cargo objects in 100 m distance taken with 40 pixel/° (top) and a telephoto camera with 80 pixel/° (bottom).

4. CNN Based Lost Cargo Detection with Telephoto Camera

With the right sensor in place, a suitable algorithm is required to automatically detect the obstacles.

A promising approach for a mono telephoto camera is to use a semantic segmentation based on a trained convolutional neural network (CNN).

Because of the large variety of appearances, handcrafted feature extraction and common object detection algorithm would fail.

On the other hand, semantic segmentation is able to classify pixels belonging to obstacle-regions correctly, while taking contextual clues into account. Deep CNNs allow for the efficient processing of global as well as local features, which is helpful for this task because “global information resolves what while local information resolves where.” [4]

The network can classify road and obstacles. In the visualization, the obstacles are marked in green and the road in blue. Those classes are chosen to train the deep-learning model explicitly to use contextual information i.e. that an obstacle is surrounded at least partly by free-space. [5]



Figure 4: Result of a semantic segmentation with lost cargo marked in green.

The classified road can also be seen as the opposite hypothesis to obstacles and can be used to validate those.

Due to the enormous variety of obstacles in shape, colour and size, also parts of the road or the environment can become classified as obstacles. The next paragraph therefore describes a complementary approach, which can be used for the verification of detected obstacles and free space.

5. Stereo Detection

5.1 Stereo Principle

The capability to measure distance with a stereo camera is based on the parallax effect, which occurs when taking an image from two different positions.

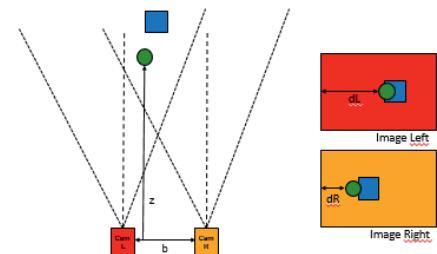


Figure 5: Parallax effect in a stereo camera system.

The distance of 2 corresponding features in the 2 images is called disparity d .

$$d = |d_L - d_R| \quad [1]$$

d_L and d_R are the distances in the respective images to the specific feature.

Knowing the focal length f of the optics and the base width b of the 2 cameras the distance z to the specific object can be calculated as

$$z = f * b / d \quad [2]$$

The result of the correspondence finding process between the two images is the so called disparity map, which shows in a colour-coded manner the distance of each pixel in the image. Converting the disparity according to formula [2] into distance a depth image of the scenery can be generated (see Figure 6).

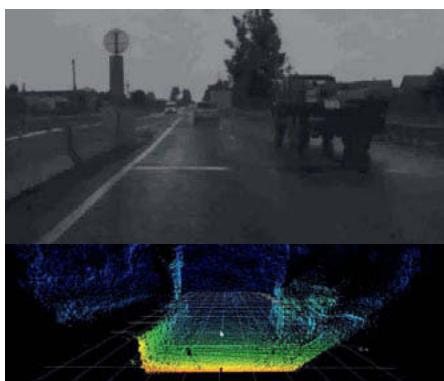


Figure 6: 3D Disparity map at the bottom of the scenery at the top.

5.2 Bifocal Stereo

The usage of wide field of view cameras with a horizontal opening angle of around 120° is mandatory for cars, which need to look into crossings to support in NCAP city scenarios. An interesting approach for realizing a stereo system in future cars for highly automated driving is to combine the wide field of view camera with a telephoto camera. The idea was mentioned for example already in 2008 by Francisco Rovira-Más et al. However, they used a setup of 2 different stereo systems to cover the near and the far range of the field of view. Moreover, both optical modules of a stereo camera were integrated in one housing (one box design) [6].

Continental is pursuing a different approach with its 5th generation camera. To allow for more flexibility in system setup and base width selection, a telephoto satellite camera can be connected to the MFC5 smart camera. This combination allows the camera system to work as a stereo camera to generate a 3 D depth map of the scenery in the field of view of the telephoto camera.

If, however, the vehicle sensor setup requires a central ECU, the MFC5 can be replaced by a satellite camera with the same opttronics (same imager, same optics) providing the same functionality.

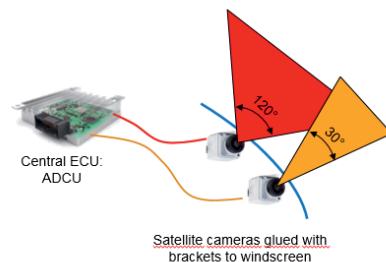


Figure 7: Bifocal satellite stereo camera system with central ECU.

The particular challenges for a bifocal satellite stereo camera system are to reach mechanical stability and proper timing for the two different cameras.

Both challenges are met by Continental's satellite stereo setup and are demonstrated in corresponding measurements.

As mentioned before, the stereo effect can only be used in the overlapping field of views of both cameras.

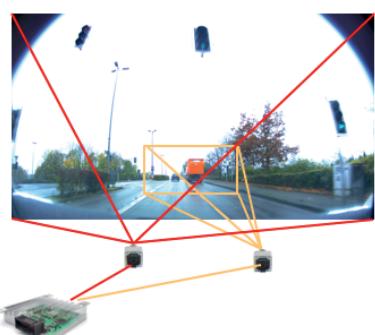


Figure 8: Field of views of the telephoto camera (yellow) and the wide field of view camera (red).

For the purpose of small obstacle detection, the limitation on the field of view of the telephoto camera is fully acceptable. However, the angle resolution of the stereo system is limited by the camera with the lower angle resolution, which is the wide field of view camera.

Nevertheless, very good detection results could already be achieved with a setup using 40 pixel/ $^{\circ}$ for the wide field of view camera and 80 pixel/ $^{\circ}$ for the telephoto camera. A 33 cm high and 15 cm wide traffic cone could be detected in 100 m distance.

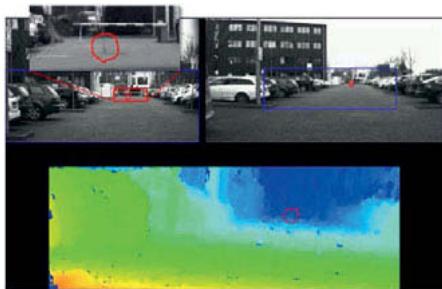


Figure 9: Image of telephoto camera (upper left) and wide field of view camera (upper right) and corresponding disparity map.

Figure 10 shows the corresponding 3D point cloud with the traffic cone well visible. The measured distance by the stereo camera is 95 m (Figure 10). The real distance was 100 m. The error is within the theoretical limit of the camera setup.

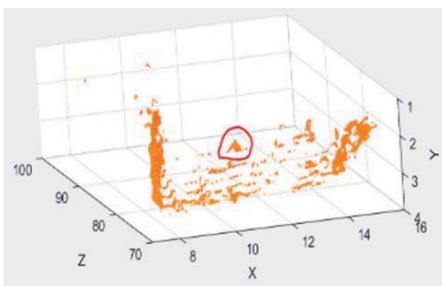


Figure 10: 3D point cloud of disparity map in Figure 9.

A good strategy for making use of the high-resolution capability of the telephoto camera for detecting small obstacles is therefore to combine the CNN based lost cargo detection on the mono images of the telephoto camera with the depth information of the stereo system. If obstacles are detected already in a large distance in the high resolution telephoto image the vehicle is gently slowed down until in the following step the objects are confirmed as real objects in the stereo detection.

5.3 High Resolution Satellite Stereo

In order to overcome the range limitation of the bifocal stereo camera, two telephoto cameras can be connected to the ADCU to form a high-resolution satellite stereo.

5.3.1 Resolution Considerations

A suitable parameter set for a high-resolution stereo system must take into account various boundary conditions like possible placement options of the satellite cameras on the vehicle windscreen, required distance resolution and size of smallest objects to be detected.

Rewriting formula [2] to show the disparity as function of distance leads to:

$$d = f * b / z \quad [3]$$

The derivative of d with respect to z shows the dependency of changes of d with respect to z :

$$dd/dz = -f * b / z^2 \quad [4]$$

Since we are only interested in absolute changes, we can rewrite [4] to give:

$$dz = z^2/(f * b) * dd \quad [5]$$

dd is the minimal disparity. It is the size of a pixel or even a sub-pixel if the matching process can match down to a sub-pixel range. We use an SGM algorithm for which sub-pixel matching is a standard process [7, 8]. dd can then be replaced by $px*dp$ with px as the pixel size and dp the sub-pixel ratio.

$$dz = z^2/(f * b) * px*dp \quad [6]$$

From equation [5] and [6] we see, that the achievable distance resolution is proportional to the square of the distance. If high distance resolution is required, it can only be compensated by a large base width for a given camera.

Figure 11 shows a parameter set for a high-resolution stereo camera. For simplicity we assumed an angle resolution of 100 pixel/ $^{\circ}$. With a base width of 50 cm this setup delivers a distance resolution of approximately 2m in 150m distance. The corresponding curve for a distance up to 200m is shown in Fig. 12.

Camera Setup		HiResSatStereo
Resolution		100 [pix/ $^{\circ}$]
Basewidth	b	500 [mm]
Focal Length	f	13,8 [mm]
Pixel Size	px	2,4 [μ m]
Sub-pixel Resolution	dp	0,25 [Pixel]
Distance	z	150 [m]
Distance Resolution	dz	1,96 [m]

Figure 11: Parameter set for a high-resolution stereo camera setup.

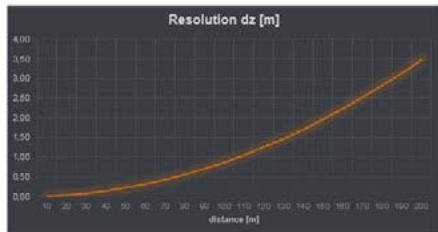


Figure 12: Distance resolution as function of distance for the parameter set in Figure 11.

To know the distance resolution is important in order to determine whether an object is resolvable against the background and to know the limits of the parameter set. The object to be resolved should have a distance towards the background of $3 \text{ dz} (\text{object}) + 3 \text{ dz} (\text{background})$. Figure 13 illustrates the situation for a 20 cm high object on a flat road.

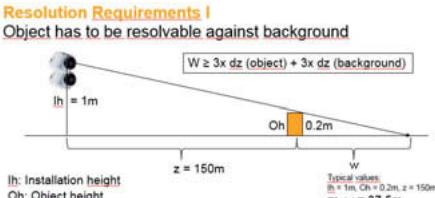


Figure 13: Distance resolution requirement for resolving an object against the background.

With the parameters above $3 \text{ dz} (\text{object})$ corresponds to 6 m and $3 \text{ dz} (\text{background})$ corresponds to 9 m (see Figure 12). The impact of the quadratic dependence on z is clearly reflected in the higher dz value for the

background. Theoretically, the base width could be reduced to around 25 cm and still fulfil the distance resolution requirement.

The requirement of the smallest size of objects to be detected is similar to the one of the mono telephoto camera for the CNN based lost cargo detection and determines the angle resolution. Object detection algorithms require typically at least 8 pixel in one dimension to be able to classify a feature as an object. With the specified angle resolution of 100 pixel/ $^{\circ}$ the setup would allow to detect a 20cm high object up to a distance of 150m (see Figure 13).

Resolution Requirements

Object has to be detectable

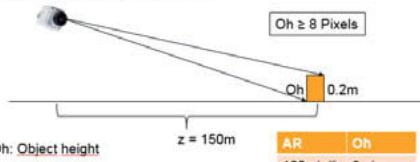


Figure 13: Lateral resolution requirement to detect an object.

For lost cargo detection it is not only important to determine the presence of an object but also the height of the object to decide whether the object is overridable or not. The lateral resolution of the stereo system depends on the filter size used for the SGM in creating the disparity map. The resolution is about half the filter size. In our investigations, a filter size of 5 pixels was used leading to a lateral resolution limit of 2 to 3 pixels which corresponds to 5 to 7.5 cm in 150 m. This resolution has a linear dependence on the distance allowing a fairly accurate measurement in half the distance.

The driving strategy in case of lost cargo detection should therefore be similar to the one described for the bifocal stereo setup combined with CNN based detection on the telephoto camera: Once an object is detected, the car should be slowed down until the object height is determined with sufficient accuracy at a closer distance to enable the selection of the appropriate driving manoeuvre.

5.3.2 Proof of Concept

To prove that the concept is working for detecting small obstacles in large distances, we chose a setup with a similar parameter set like in Figure 11 but with an angle resolution of 130 pixel/ $^{\circ}$. The satellite cameras had a field of view of 30° and the base width was 59 cm (Figure 14).



Figure 14: Setup for proof of concept:

With this setup we recorded lost cargo scenarios like in Fig. 15 while approaching the obstacles from a distance of more than 100 m. From 30 m distance the obstacles are well visible (Fig. 15, bottom)



Figure 15: Lost cargo scenery with typical obstacles from 110m distance (top) and 30m distance (bottom).

The corresponding disparity map from 110m distance is shown in Fig. 16.

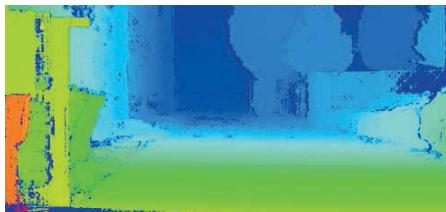


Figure 16: Disparity maps of scenery in Fig. 14.

The colour mapping does not enable to resolve the obstacles in the disparity map. However, the

conversion of the disparity into a 3D point cloud reveals the obstacles in front of the parked vehicles (Fig. 17).

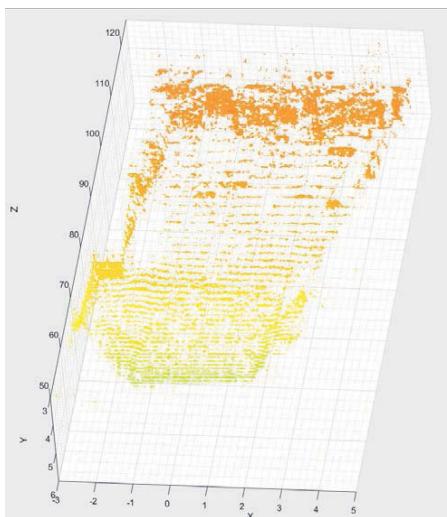


Figure 17: 3D reconstruction of the disparity map shown in Fig. 16 for a range from 60 to 125 meters.

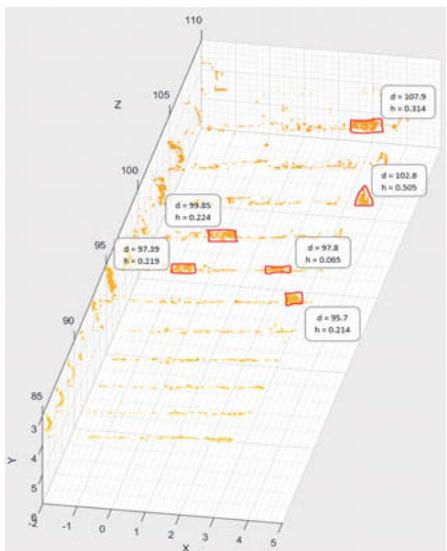


Figure 18: Enlargement of 3D point cloud of Fig. 17.

Zooming into the above point cloud not only allows to identify each obstacle but also to determine the height of the obstacles (see Fig. 18).

The numbers next to the objects indicate the measured distance d and the height h in meters. The height values correspond very well within +/- 10% with the real height of the objects. For example, the height of a rectangular timber of 7.5 cm in 100 m distance was measured to be 6.5 cm.

The improvement of the resolution over the bifocal setup is clearly visible not only in the disparity map but also in the 3D reconstruction of the scene. The results clearly show, that the telephoto satellite stereo setup allows to detect small obstacles in distances over 100 m and determine the height of the obstacles.

6. Conclusion

This paper discussed the use of cameras for the purpose of lost cargo detection, which is an important use case for automated driving. The discussion concentrated on 3 possible setups, a telephoto mono camera, a bifocal satellite stereo camera and a high resolution satellite stereo camera. We presented design guidelines to choose the proper resolution and the proper setup for a camera system. We showed that CNN based lost cargo detection with telephoto camera works well to detect small obstacles, however this system alone is prone to false positives. In combination with a wide field of view camera to form a bifocal stereo camera this system can become more reliable in a limited distance range. High-resolution satellite stereo performs well not only for detecting obstacles but also for determining the height of obstacles up to a range of over 100 m. CNN based lost cargo detection in combination with high-resolution satellite stereo provides a reliable method for detecting small obstacles in large distances.

7. Acknowledgement

We would like to thank Aless Lasaruk and Stefan Heinrich for helpful discussions and Claudius Mayer and Roy Zergiebel for building up the test vehicle and the continuous support in the measurements.

8. References

- [1] American Automobile Association, "25000 crashes a year due to road debris," AAA, Tech. Rep., 2004, URL:<https://www.aaafoundation.org/sites/default/files/Crashes.pdf>.
- [2] NHTSA, "Traffic safety facts 2011," NHTSA, Tech. Rep., 2011, URL:<http://www-nrd.nhtsa.dot.gov/Pubs/811754AR.pdf>, p. 72.
- [3] Kopeika, Norman S. "A System Engineering Approach to Imaging". Bellingham : SPIE, 1998. pp. 389-392. ISBN 0-8194-2377-7.
- [4] Long, Jonathan ; Shelhamer, Evan; Darrell, Trevor, "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation". *CoRR* abs/1411.4038 (2014). <http://arxiv.org/abs/1411.4038>
- [5] Ramos, Sebastian ; Gehrig, Stefan K. ; Pinggera, Peter ; Franke, Uwe ; Rother, Carsten: "Detecting Unexpected Obstacles for Self-Driving Cars: Fusing Deep Learning and Geometric Modeling". *Computing Research Repository (CoRR)* abs/1612.06573 (2016). <http://arxiv.org/abs/1612.06573>
- [6] Francisco Rovira-Más, Qi Wang, and Qin Zhang, International Journal of Vehicular Technology, Volume 2009, Article ID 123231, <http://dx.doi.org/10.1155/2009/123231>
- [7] H. Hirschmüller, "Accurate and efficient stereo processing by semiglobal matching and mutual information," in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, pp.807-814.
- [8] H. Hirschmüller, S. Gehrig: "Stereo Matching in the Presence of Sub-Pixel Calibration Errors", International Conference on Vision and Pattern Recognition, CVPR 2009

9. Glossary

- ADAS: Advanced Driver Assistance Systems
- ADCU: Assisted and Automated Driving Control Unit
- CNN: Convolutional Neural Network
- ECU: Electronic Control Unit
- MFC: Multi Functional Camera
- NCAP: New Car Assessment Programme
- SGM: Semi Global Matching

Virtuelle Entwicklung und Absicherung von Funktionen der Eigenlokalisierung im Kontext des Autonomous Valet Parking

Dipl.-Ing. **Sebastian Bewersdorff**, Assystem Germany GmbH, Berlin;
Dr.-Ing. **Jakob Kaths**, TESIS GmbH, München

Kurzfassung

In diesem Beitrag wird eine virtuelle Umgebung zur Entwicklung und Absicherung eines vollautomatisierten Einparkdienstes vorgestellt. Die Eigenlokalisierung des Fahrzeugs stellt sich als besonders wichtig für diesen Anwendungsfall heraus. Es zeigt sich, dass die virtuelle Entwicklung eine effektive Alternative zu realen Versuchsfahrten bietet.

1. Einführung

Autonomous Valet Parking (AVP), die vollautomatisierte Variante eines Einparkdienstes, ist einer der vielen Anwendungsfälle des automatisierten Fahrens. Aufgrund des niedrigen Geschwindigkeitsbereichs wird er in seiner Komplexität oft unterschätzt, bringt jedoch mit engen, überdachten Räumen, komplexer Verkehrsführung, Verkehrsteilnehmern und zahlreichen statischen Hindernissen besondere Herausforderungen mit sich.

Das Fehlen von Standards und etablierten Verfahren lässt viele Fragen offen: Wie kann sich das Fahrzeug ohne GPS selbst lokalisieren? In welchem Format und mit welchen Informationen liegt die Kartierung eines Parkhauses vor? Welche Sensorik wird mindestens benötigt und wie präzise müssen vorgegebene Trajektorien gefahren werden? Welche Parkhäuser sind für AVP geeignet? Und nicht zuletzt: Welchen Anteil übernimmt das Fahrzeug und was muss bzw. kann die Infrastruktur leisten?

Zur Beantwortung dieser Fragen entwickelt Assystem Germany eine prototypische AVP-Funktion, welche weitestgehend mit der Sensorik moderner Serienfahrzeuge auskommen und möglichst unabhängig von der Parkhausinfrastruktur sein soll. Als Versuchsfahrzeug kommt ein e-Golf der Baureihe VII zum Einsatz. Eine ausschließliche Entwicklung mit dem Realfahrzeug verbietet sich aus mehreren Gründen. Zum einen können schon kleine Fehler in der Software Risiken für Dritte und das Versuchsfahrzeug bergen, was einen Versuch in öffentlich zugänglichen Parkhäusern praktisch ausschließt. Zum anderen ist ein Entwicklungszyklus mit Implementierung, Integration, Test und Fehlersuche im realen Fahrzeug auch mit Prototypenplattform vergleichsweise zeitaufwändig. Zusammen mit TESIS hat Assystem Germany deshalb

eine virtuelle Entwicklungs- und Testumgebung für die AVP-Funktion auf Basis des Simulationsframeworks DYNA4 aufgebaut. Mit diesem wird die AVP-Funktion von einzelnen Komponenten bis hin zum integrierten System geprüft und für Realversuche vorbereitet.

2. Autonomous Valet Parking-Funktion

Architektur

Bild 1 zeigt die vereinfachte funktionale Architektur der AVP-Funktion mit ihren wichtigsten Komponenten und Schnittstellen. Es wird davon ausgegangen, dass die Vorgabe des Zielpunktes (Parkplatz) und der Route zwischen Abgabezone, Parkplatz und zurück zur Annahmestation durch die Infrastruktur vorgegeben wird.

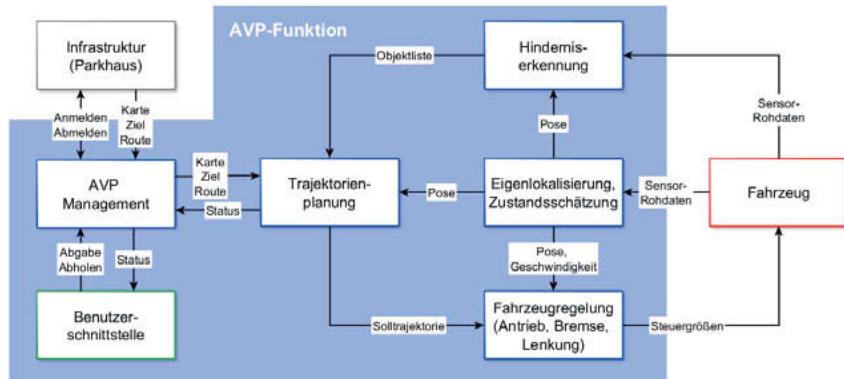


Bild 1: Funktionale Architektur der AVP-Funktion

Aus der Architektur der Funktion wird die zentral wichtige Rolle der Eigenlokalisierung ersichtlich. Von dieser ist sowohl die Trajektorienplanung als auch die Ausführung der Fahrmanöver über die Fahrzeugregelung abhängig. Ohne präzise Eigenlokalisierung ist das erfolgreiche Erreichen des Zielpunktes im Parkhaus nicht möglich.

Komponente Eigenlokalisierung

Da auch bei niedrigen Geschwindigkeiten die Querführung des Fahrzeugs in kurzen Taktzeiten auf Kurs halten muss, ist eine ausreichend genaue Posenschätzung in ebenso kurzen Taktzeiten erforderlich. Verfahren zur Ermittlung der Pose ohne GPS berechnen diese oft auf Basis von Kamerabildern, in denen kartierte oder erlernte Objekte, z.B. Gebäudeteile oder QR-Codes an Wänden, erkannt werden. Diese Berechnungen hängen von der Bildrate der Kamera sowie von der Verfügbarkeit bekannter Objekte ab, sind meist sehr aufwändig und können die

Pose zwar mit hoher Genauigkeit, jedoch nicht mit der benötigten Aktualisierungsrate liefern. Deshalb muss der Zeitraum zwischen zwei absoluten Posen mit der Schätzung der Relativbewegung überbrückt werden. Daher gilt: Je besser die Schätzung der Relativbewegung ist, desto seltener muss eine Schätzung der absoluten Pose erfolgen.

Das bekannteste Verfahren zur Schätzung der Relativbewegung ist die radbasierte Odometrie. Hierbei wird ausgehend von den einzelnen Raddrehgeschwindigkeiten die Längsgeschwindigkeit und Gierrate des Fahrzeugs und nach Integration die XY-Position sowie der Gierwinkel geschätzt. Die Berechnungen hierzu sind wenig aufwändig und liefern aktualisierte Daten in sehr kurzen Taktzeiten. Während dieses Verfahren auf geraden Strecken und bei korrekt angenommenem Reifenradius sehr gute Ergebnisse liefert, zeigen sich bei Kurvenfahrten und auf Rampen deutliche Schwächen. Die Quer- und Vertikalbewegung des Reifens kann über die Drehzahlsensoren nicht aufgenommen werden, womit es vor allem in parkhausüblichen engen Kurven sowie beim Wechsel zwischen Parkhausebenen zu starken Abweichungen zwischen geschätzter und tatsächlicher Pose kommt.

Visual Inertial Odometry-Algorithmus

Als Alternative entwickelt Assystem ein Verfahren, dass die relative Pose auf Basis der Beschleunigungen und Drehraten der inertialen Messeinheit (IMU) schätzt und über die Bilder einer Frontkamera abstützt. Bei der sogenannten Visual Inertial Odometry (VIO) werden charakteristische Bildbereiche (Features) identifiziert und über mehrere Bilder zeitlich verfolgt, was in Bild 2 exemplarisch dargestellt ist. Über bekannte Parameter der Kamera wird die Bewegung der Features in eine Bewegung des Fahrzeugs umgerechnet. Diese wird wiederum verwendet, um die ursprüngliche, fehlerbehaftete Schätzung auf Basis der IMU-Daten zu korrigieren. Das adaptive Verfahren speichert die ermittelten IMU-Sensorfehler und verrechnet sie in Folge sofort mit den Sensorrohdaten, wodurch korrigierte IMU-Daten mit hoher Aktualisierungsrate zur Verfügung stehen. Ein Ausfall der Kamera oder mäßige Bildqualität sind dabei unkritisch, da in diesem Fall lediglich keine weitere Adaption stattfindet. Die Verfügbarkeit der Posenschätzung hängt somit hauptsächlich von der meist sehr robusten IMU ab, die nur wenig durch die Umwelt beeinflusst wird. Da die IMU alle sechs Freiheitsgrade des Fahrzeugaufbaus aufnimmt und die Frontkamera vor allem Quer- und Vertikalbewegung gut erfassen kann, verspricht das Verfahren eine deutlich bessere Posenschätzung in Kurvenfahrten und auf Rampen.



Bild 2: Virtuelles Kamerabild aus DYNAanimation mit Feature Tracks

3. Virtuelle Entwicklung und Test

Zielstellung

Ziel der stark virtualisierten Entwicklung ist es, Komponenten und Teilsysteme soweit vorzubereiten, dass der Realversuch hauptsächlich zur Validierung und Feinabstimmung sowie zur Bewertung der eingesetzten Verfahren hinsichtlich deren Praxistauglichkeit dient. Um die im vorigen Kapitel beschriebenen Einflüsse auf die AVP-Funktion in der Simulation berücksichtigen zu können, sind insbesondere die Dynamik des Fahrzeugs, dessen Sensorik sowie dessen Umgebung abzubilden. Auf diese Simulationsbestandteile wird nach einem Überblick über die Tool-Basis genauer eingegangen.

Ein wesentlicher Vorteil der virtuellen Entwicklung ist die dauerhafte Verfügbarkeit von „Ground Truth“ Daten in der Simulation, welche in Realversuchen nur mit großem Aufwand erzeugt werden können.

Tool-Basis

Als Grundlage für die Testumgebung kommt das Simulationsframework DYNA4 von TESIS zum Einsatz. Der strukturierte und modulare Aufbau der Simulationsmodelle ermöglicht die einfache Abbildung von Systemarchitekturen und deren Integration in das virtuelle Fahrzeug. Die Simulationsmodelle basieren auf Simulink, was eine flexible Integration von Funktionsimplementierungen ermöglicht. So wurde der in C++ implementierte VIO-Algorithmus zunächst als S-Function eingebunden. In späteren Phasen, nachdem die VIO in das Zielsystem auf ROS-Basis (Robot Operating System) integriert ist, werden die in DYNA4 verfügbaren ROS-

Schnittstellen zur Datenübertragung genutzt. Die Fahrregler der AVP-Funktion sind modellbasiert in Simulink implementiert und wurden somit direkt in DYNA4-Modelle integriert. Damit sind sehr kurze Zyklen von Implementierung, Test, Debugging und Re-Test möglich.

Während das Fahrdynamikmodell von DYNA4 die tatsächliche Pose des Fahrzeugs simuliert, erzeugt die zugehörige 3D-Animationslösung DYNAanimation die zur Fahrzeugbewegung konsistenten Kamerabilder. Um die detailreichen Bilder mit hoher Aktualisierungsrate zu generieren, wird eine Grafikkarte mit NVidia GeForce GTX 1070 GPU eingesetzt. DYNAanimation sendet die Bilddaten an ein angeschlossenes ROS-Netzwerk oder an den für Simulink implementierten Bildempfänger, der die Bilddaten im DYNA4-Modell verfügbar macht.

Für die praktischen Abläufe bei Implementierung und Test ist es sehr hilfreich, dass in DYNA4 sowohl vor als auch nach der Simulation benötigte Daten automatisiert verarbeitet und dargestellt werden. Die Abweichungen zur „Ground Truth“ bzw. zum Sollverhalten werden damit schnell sichtbar und können detailliert analysiert werden.

Virtuelles Fahrzeug

Das verwendete Fahrdynamikmodell muss den Zusammenhang zwischen den tatsächlichen Beschleunigungen und Drehraten des Fahrzeugs und dessen Pose physikalisch plausibel abbilden. Da das virtuelle Fahrzeug auch zum Test der Fahrregler verwendet wird und die radbasierte Odometrie als „Benchmark“ für den VIO-Algorithmus dienen soll, muss das virtuelle Fahrzeug im Anwendungsbereich der Parkhaus-Navigation fahrdynamisch dem realen Fahrzeug entsprechen. Das heißt konkret, dass Lenk-, Verzögerungs- und Fahrpedalsignale in virtuellem und realem Fahrzeug zu nahezu identischer Gierrate, Raddrehzahlen sowie Quer- und Längsbeschleunigung führen.

Da das Versuchsfahrzeug bis auf eine geringe Zusatzmasse dem Serienfahrzeug entspricht, konnten Parameter zu Antrieb, Abmessungen und Gewichten aus dem Datenblatt übernommen werden. Zudem wurde eine vereinfachte Parametrierung der Achs- und Lenkkinematik aus der Bewegung der Räder bei Lenkradverdrehung im Stillstand ermittelt. Mit einigen weiteren vereinfachenden Annahmen entstand so eine vollständige Parametrierung für den e-Golf. Zur Modellvalidierung wurden Messfahrten mit Manövern im parkhausüblichen Geschwindigkeitsbereich bis 10 km/h durchgeführt, d.h. stationäre Kreisfahrten, Lenkwinkelsprünge, Fahrpedalsprünge und Verzögerungsanforderungen. Es zeigte sich, dass auch mit aufwandsminimierter Parametrierung eine ausreichend gute Übereinstimmung von realem und virtuellem Fahrzeug zu erreichen ist.

Virtuelle Sensorik

Zur Abbildung der IMU stellt DYNA4 ein Sensormodell zur Verfügung, das Beschleunigungen und Drehraten an beliebig einstellbarer Position am Fahrzeug ausgibt. Optional sind ein Downsampling auf den Takt der realen IMU und die Belegung der idealen Signale mit einem zusätzlichen Fehler, z.B. Offset, Drift oder Rauschen möglich, was zum Test der automatischen Fehlerkompensation im VIO-Algorithmus verwendet wird. Die Raddrehzahlen, welche für den Vergleich mit der radbasierten Odometrie benötigt werden, können zunächst als ideale Werte aus den Zustandsgrößen der Räder entnommen werden. Analog zum IMU-Modell werden diesen idealen Signalen Fehlerwerte überlagert.

Die Frontkamera wird über DYNAanimation simuliert, dabei können Auflösung, Öffnungswinkel und Verzerrung eingestellt werden, um Kamera und Objektiv möglichst realitätsnah abzubilden.

Darüber hinaus ist der e-Golf mit 12 Ultraschallsensoren ausgestattet, welche für die AVP-Funktion zur Hinderniserkennung im Nahbereich verwendet werden. Mit einem Modell auf Basis optischer Reflexionen werden diese Ultraschallsensoren in DYNAanimation simuliert. So mit können alle Sensormodelle mit der gleichen Umgebungsdefinition zueinander konsistente Informationen liefern, was vor allem für Fusionsalgorithmen wie der VIO von Bedeutung ist.

Virtuelles Parkhaus

Während für Raddrehzahlsensoren und IMU hauptsächlich die Beschaffenheit der Fahrbahnoberfläche relevant ist, muss für Kamera und auch Ultraschallsensor das Parkhaus detailliert als 3D-Modell abgebildet werden. DYNA4 stellt für den Test von Fahrerassistenzfunktionen ein virtuelles Parkhaus mit mehreren Ebenen und typischen Elementen wie Pfeilern, Fahrbahnmarkierungen, Rampen, Beschilderung und Beleuchtung zur Verfügung. Dieses generische Parkhaus, zusammen mit dem virtuellen AVP-Prototyp in Bild 3 gezeigt, genügt für eine Vielzahl an Tests.



Bild 3: Virtuelles Fahrzeug im DYNA4-Parkhaus

So können Einflüsse von Beleuchtungen inklusive der Fahrzeugscheinwerfer, die Erkennung und Verfolgung charakteristischer Features in Kamerabildern, Odometrie-Algorithmen, Hinderniserkennung sowie die Performance von Fahrreglern bereits in dieser Umgebung geprüft werden.

Für virtuelle Tests der integrierten AVP-Funktion, bei denen charakteristische Merkmale und die Kartierung eines Parkhauses erforderlich sind, müssen aber reale Parkhäuser in der virtuellen Welt abgebildet werden. Hierzu entwickelt Assystem Germany zusammen mit der Firma Promotives ein Verfahren zur teilautomatisierten Virtualisierung von Parkhäusern. Grundlage sind hochauflöste Laserscans, die Promotives zur präzisen Kartierung der Parkhäuser durchführt. Aus den Punktwolken werden Flächen und Objekte extrahiert, wie in Bild 4 dargestellt. Texturen und Farben, die der Laserscanner nicht erfassen kann, werden mit einer Fotokamera aufgenommen. Notwendige Metainformationen, z.B. die Bedeutung von einzelnen Objekten oder die Befahrbarkeit und Fahrtrichtung von Flächen, müssen manuell zugewiesen werden. Aus der entstandenen Karte lässt sich eine Straßennetzdefinition im OpenDRIVE-Format ableiten, welches nativ von DYNA4 unterstützt wird. Parallel wird aus den Objekt- und Texturinformationen ein 3D-Modell erzeugt, das zur Darstellung in DYNAanimation dient. Der Zusatzaufwand für die Virtualisierung gegenüber der reinen Kartierung liegt damit hauptsächlich bei den Texturen.

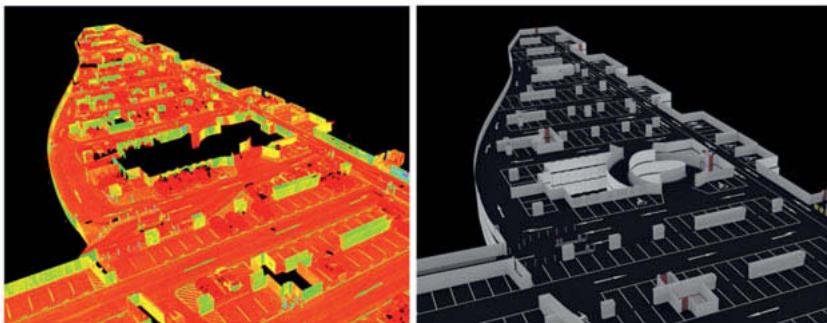


Bild 4: Laserscan-Punktwolke und extrahierte Objekte eines realen Parkhauses

4. Vorläufige Ergebnisse und Ausblick

Bild 5 zeigt einen Vergleich zwischen reiner IMU-Integration, VIO-Algorithmus und radbasierter Odometrie. Während die Rad-Odometrie wenig Fehler bei der Geschwindigkeitsschätzung macht, entsteht die Positionsabweichung durch den Gierwinkel. Bei der reinen IMU-Integration führt die mehrfache Integration von Sensorfehlern zu unbrauchbaren Positionsschätzungen.

Der VIO-Algorithmus kann hingegen die Sensorfehler der IMU gezielt kompensieren und erreicht sehr gute Schätzwerte. Eine Kombination aus Rad-Odometrie und VIO könnte zudem die Schätzung der Geschwindigkeit und damit auch der Position noch robuster machen.

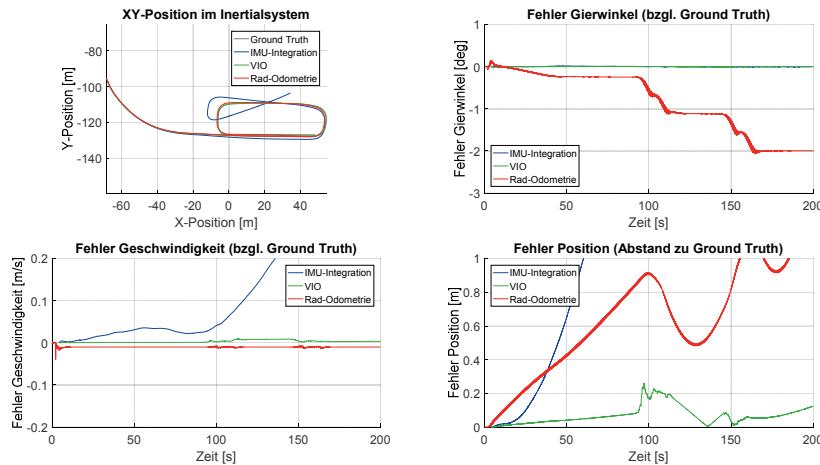


Bild 5: Vergleich von IMU-Integration, VIO-Algorithmus und Rad-Odometrie bzgl. Schätzungsfehler gegenüber "Ground Truth"

Es ist allerdings nicht zu erwarten, dass die geforderte Präzision der Schätzung der Relativbewegung über mehrere hundert Meter durch enge Kurven und über Rampen hinweg erzielt werden kann. Es ist stattdessen davon auszugehen, dass in Parkhäusern in kürzerem Abstand kartierte und wiedererkennbare Objekte zur absoluten Referenzierung platziert werden müssen. Die mögliche Performance der Relativbewegungsschätzung ist dann maßgebend dafür, an welchen Stellen in einem Parkhaus unbedingt eine absolute Lokalisierung erforderlich ist, um eine durchgängige Eigenlokalisierung in ausreichender Präzision zu gewährleisten.

Die beschriebenen virtuellen Methoden unterstützen somit nicht nur die Funktionsentwicklung für AVP, sondern auch die Bewertung und Verbesserung von Parkhäusern für diese Anwendung.

Einsatz Evolutionärer Algorithmen zur Generierung relevanter Verkehrsszenarien zur Absicherung hochautomatisierter Fahrfunktionen

Andreas Bussler, M.Sc., Volkswagen AG, Wolfsburg

Kurzfassung

Der Testaufwand zur Absicherung von Fahrerassistenzsystemen bis hin zu hochautomatisierten Fahrfunktionen steigt erheblich mit deren Komplexität. Ein Ansatz zur Absicherung besteht in der Verwendung szenariobasierter Testprozesse, wobei die gezielte Erstellung absicherungsrelevanter Verkehrsszenarien eine zentrale Aufgabe des szenariobasierten Testens darstellt. Verkehrsszenarien werden durch eine Vielzahl von Parametern beschrieben, die hochkomplexe gegenseitige Wechselwirkungen aufweisen, sodass die Erstellung absicherungsrelevanter Szenarien eine nicht-triviale Herausforderung darstellt. Eine Möglichkeit dazu besteht in der Verwendung Evolutionärer Algorithmen als mathematisches Optimierungsverfahren. Im Rahmen dieses Beitrags wird die in [1] entwickelte Methode als Bestandteil einer Absicherungskette vorgestellt, die mittels Evolutionärer Algorithmen automatisiert relevante Verkehrsszenarien entsprechend einer Zielfunktion optimiert.

1. Motivation

Fahrerassistenzsysteme (FAS) für verschiedene Fahraufgaben im Bereich der Komfortsteigerung oder Fahrerunterstützung in sicherheitsrelevanten Fahrsituationen erfahren eine zunehmende Verbreitung und Bedeutung in Serienfahrzeugen [2]. Dieser Trend zu immer umfangreicherer Assistenzfunktionen bis hin zum vollautomatisierten Fahren, führt zu stetig komplexeren Systemen. Daher wächst auch der Testaufwand von FAS erheblich, da diese klassischerweise mittels Testkilometern auf Prüfgeländen und im realen Straßenverkehr freigegeben werden. Berechnungen wie z.B. von Prof. Winner [3] zeigen allerdings, dass mit diesen streckenbasierten Freigabebesätzen hoch- und vollautomatisierte Fahrfunktionen aus Zeit- und Kostengründen nicht mehr freigegeben werden können. Daher werden derzeit szenariobasierte Testprozesse betrachtet, wie zum Beispiel im Förderprojekt PEGASUS [4]. Szenariobasierte Ansätze beinhalten jedoch neue Herausforderungen. So können menschliche Tester nicht-intuitive Szenarien nur schwer finden und alle Szenariokombinationen können nicht mit vertretbarem Aufwand getestet werden.

Parameter, die Verkehrsszenarien beschreiben, bilden durch die Vielzahl an mitunter stochastischen oder nichtlinearen Zusammenhängen der Einflussgrößen zwischen der Umwelt und dem Fahrzeug einen mehrdimensionalen und hochkomplexen Parameterraum. Sogenannte logische Szenarien, wie von Bagschick et. al. [4] vorgestellt, beschreiben dabei Parameterbereiche der abzubildenden Verkehrsszenarien. Die gezielte Ableitung relevanter Parameterkombinationen eines logischen Szenarios zu ausführbaren, so genannten konkreten Szenarien, stellt eine zentrale Aufgabe des szenariobasierten Testprozesses dar, da innerhalb eines theoretisch infinitesimal fein abtastbaren Parameterbereichs die testzielrelevanten und repräsentativen Diskretisierungsstufen der Parameter identifiziert werden müssen.

Eine Möglichkeit dazu besteht in der Anwendung Evolutionärer Algorithmen. Sie stammen aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz und übertragen Prinzipien der biologischen Evolution in den Bereich der mathematischen Optimierung. Im Rahmen dieses Beitrags wird die von Bussler in [1] vorgestellte Methodik als Bestandteil einer Absicherungskette hochautomatisierter Fahrfunktionen präsentiert, die mittels Evolutionärer Algorithmen automatisiert relevante Verkehrsszenarien entsprechend einer Zielfunktion sucht und erstellt.

2. Grundlagen Evolutionärer Algorithmen

Evolutionäre Algorithmen werden in die Kategorie der populationsbasierten globalen Optimierungsverfahren eingeordnet, wonach ein abstrakter Parameterraum stichprobenartig mit Hilfe von Individuen einer Population durchsucht wird. Ziel ist es, ein globales Optimum als beste Lösung hinsichtlich einer definierten Fitnessfunktion innerhalb des Parameterräums zu finden, die nicht weiter verbessert werden kann. Die Fitnessfunktion bewertet quantitativ die Güte des Testsystems hinsichtlich des verfolgten Testziels, um einen Vergleich der Individuen untereinander zu ermöglichen. Weiterhin sind evolutionäre Algorithmen stochastische und metaheuristische Algorithmen, wonach identische Startwerte nicht grundsätzlich zu identischen Lösungen führen, gefundene Lösungen zunächst nur Näherungslösungen darstellen und nicht zwingend globale Optima sind. [5]

Das folgende Bild 1 zeigt ein allgemeines Ablaufschema eines evolutionären Algorithmus. Basierend auf der Testdurchführung und Fitness-Bewertung, werden mittels der Selektion, Rekombination und Mutation von Individuen einer zufälligen Initialpopulation neue Populationen nächster Generationen erschaffen. Diese sind tendenziell „besser“ an die in der Fitnessfunktion angestrebten Charakteristika angepasst.

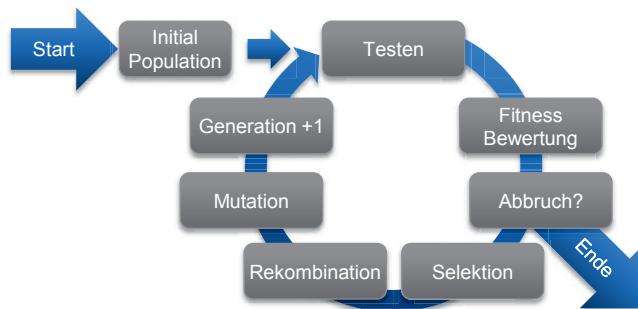


Bild 1: Ablaufschema evolutionärer Algorithmen nach [6]

Die Fitnessfunktion kann auf der einen Seite verwendet werden, um ein Testresultat als fitter zu bewerten, in dem das getestete System „besseres“ Verhalten zeigt, um die Funktionalität des Systems zu verbessern. Auf der anderen Seite kann auch besonders schlechtes Verhalten als fitter bewerten werden, um „kritische“ Testfälle zu finden. Diese Art der Fitnessfunktion wird für das Absicherungsziel im Rahmen dieses Beitrags verwendet. [7], [6]

3. Stand der Technik

Die Anwendung evolutionärer Algorithmen zum Funktionstest einer automatisierten Einparkfunktion wurde bereits in einer Studie aus dem Jahr 2003 durchgeführt [8]. Im Rahmen des dort verwendeten evolutionären Algorithmus werden die Abmessungen einer Parklücke und der relativen Fahrzeug-Startposition variiert. Das Testziel ist es herauszufinden, in welchen Startparameter-Kombinationen die getestete Einparkfunktion eine Kollision mit der Umgebung erfährt. Als Bewertungsmaß der Fitnessfunktion des Einparkvorgangs, wird der über den gesamten Einparkzeitraum auftretende minimale Abstand zur Umgebung verwendet. Der evolutionäre Algorithmus ist dabei in der Lage Testfälle zu finden, bei denen es zu Kollisionen kommt. In Bild 2 sind zwei exemplarische Testfälle dargestellt.

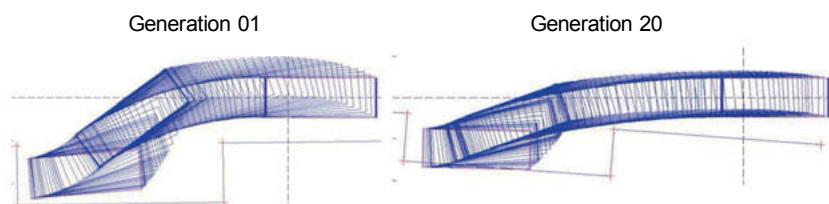


Bild 2: Evolutionär generierte Einparkverläufe einer Einparkfunktion nach [8]

Die linke Seite zeigt einen Fall der ersten zufälligen Generation mit einem kollisionsfreien Einparkvorgang. Die rechte Seite zeigt einen Fall späterer Generationen, in dem eine Kollision geschieht. Weiterentwicklungen dieser Arbeit sind in [6] beschrieben.

In der Veröffentlichung [9] wird ein evolutionärer Algorithmus zur Optimierung eines abstands-geregelten Tempomaten und Antiblockiersystems als Anwendung in einem industriellen Umfeld getestet. Da insbesondere die Erstellung einer an das Testziel angepassten Fitnessfunktion aufwändig ist, sehen die Autoren von [9] die Anwendung evolutionärer Tests nicht als Ersatz, sondern als Ergänzung der Testfallgenerierung für auch von Expertengruppen nur schwer auffindbare Test-Szenarien. Zur automatischen Generierung solcher fehlerorientierter Szenarien existiert laut [9] keine alternative Methode. Ein umfassender Überblick zur Anwendung evolutionärer Algorithmen in diversen technischen Themenfeldern ist in [10] und [11] zu finden. Die genannten Arbeiten zeigen die Möglichkeiten evolutionärer Algorithmen zur automatischen Generierung relevanter Testszenarien hinsichtlich des jeweiligen Testziels.

4. Metriken zur Klassifizierung relevanter Szenarien

Der Einsatz von evolutionären Algorithmen zur Generierung relevanter Verkehrsszenarien für die Absicherung hochautomatisierter Fahrfunktionen benötigt eine Fitnessfunktion, welche die Relevanz der getesteten Szenarien hinsichtlich des Testziels quantifiziert. Im Rahmen dieses Beitrags werden sicherheitsrelevante Szenarien in Bezug zu dem untersuchten Ego-Fahrzeug als absicherungsrelevant betrachtet, im Folgenden als „kritische“ Szenarien bezeichnet. Die genutzten Begriffe Szene und Szenario werden nach der Definition in [12] von Ulbrich et. Al. verwendet. Die Bewertung und Auswahl solcher kritischer Szenarien stellt eine bisher nicht vollständig gelöste grundsätzliche Herausforderung der Testgenerierung dar [3].

In [1] wird diesbezüglich eine Methode zur Bewertung von Szenarien auf Autobahnen anhand mehrerer Parameter für die Verwendung in der Fitnessfunktion eines evolutionären Algorithmus vorgestellt. Im Folgenden wird diese Methode anhand der dort gezeigten exemplarischen Anwendung erläutert. Es werden entsprechend [13] Fahrdynamikparameter – z. B. maximale Längs- und Querbeschleunigung – und das Abstandsverhalten – z. B. minimale Kollisionszeit und Zeitlücke – zur Kritikalitätsbewertung verwendet. Höhere Beschleunigungen bzw. geringere Abstände werden durch die Fitnessfunktion als „kritischer“ und somit als „fitter“ quantifiziert. Als Erweiterung dazu werden in [1] beispielsweise folgende Maße zur Erkennung relevanter Fahrstreifenwechsel (FSW) ergänzt:

- Maximale Fahrstreifenwechselzeit
- Maximale Abweichung zur Fahrstreifenmitte außerhalb von Fahrstreifenwechseln
- Minimale Kollisionszeit entgegen der Fahrtrichtung

Die maximale Fahrstreifenwechselzeit wird mit steigender Größe als kritischer interpretiert. Sie dient als Erkennungsmaß für Ego-FSW, die aufgrund äußerer Verkehrseinflüsse teils stark

hinausgezögert werden. Die Erkennung der maximalen Abweichung zur Fahrstreifenmitte außerhalb von Fahrstreifenwechseln, dient der Erkennung abgebrochener Fahrstreifenwechsel. Die minimale Kollisionszeit entgegen der Fahrtrichtung deutet auf Konfliktpotenziale hin, in denen das Ego-Fahrzeug z. B. vor ein schnelleres Umgebungsfahrzeug einschert.

Die Verbindung der mehreren genannten Bewertungsmaße geschieht letztlich in einer zweigeteilten Fitnessfunktion. Bei einem zu bewertenden Szenario wird zunächst für jedes einzelne Bewertungsmaß ein normierter Fitnesswert mittels einer Bewertungsfunktion berechnet. Diese Bewertungsfunktion besitzt einen nichtlinearen Verlauf, damit die errechnete Fitness überproportional zu dem jeweiligen Bewertungsmaß steigt. Anschließend werden diese mittels einer gewichteten Summenfunktion zu einem Gesamt-Fitnesswert für das Szenario addiert. Dieser Ansatz ermöglicht es, dass einerseits – aufgrund der überproportionalen Bewertung – einzelne der mehreren Bewertungsmaße fähig sind die Gesamtfitness zu dominieren. Andererseits kann – aufgrund der Summenfunktion – auch die Kombination mehrerer Bewertungsmaße einen kennzeichnenden Einfluss auf die Gesamtfitness bewirken.

5. Exemplarische Anwendung und Analyse der Methode

Die in [1] beschriebene exemplarische Anwendung des entwickelten evolutionären Vorgehens verwendet ein Szenario, in dem die Positionen von insgesamt zehn Fahrzeugen inkl. dem Ego-Fahrzeug durch den evolutionären Algorithmus variiert wird. Die Fahrzeugpositionen auf der verwendeten dreispurigen Autobahn inkl. Auffahrt, werden durch den Fahrstreifenindex und die Streckenkoordinate entlang des Fahrstreifens definiert. Zum Testen des Algorithmus wird zusätzlich das Konfliktpotenzial für das Ego-Fahrzeug im Szenario durch Bremsmanöver der Umgebungsfahrzeuge erhöht. So führt jedes Umgebungsfahrzeug zu einem vom evolutionären Algorithmus varierten Zeitpunkt während des Szenarioverlaufs ein kurzes schwaches Bremsmanöver aus.

Im Rahmen dieses Beitrags wird auf eine umfassende Auswertung aller durch den evolutionären Algorithmus generierten Szenarien verzichtet und stattdessen ein Szenario mit einem hohen Fitnesswert beispielhaft erläutert. In Bild 3 sind dazu drei Szenen eines der durch den evolutionären Algorithmus automatisch generierten Szenarios schematisch dargestellt. Der im Folgenden beschriebene Szenarioverlauf verdeutlicht in Kombination mit den Aspekten der verwendeten Fitnessfunktion, die zur Erkennung bzw. Generierung dieses Szenarios geführt haben, die Fähigkeiten der entwickelten Methode.

In **Szene A** fährt das Ego-Fahrzeug entlang des rechten Fahrstreifens und initiiert einen FSW auf den mittleren Fahrstreifen. Zu diesem Zeitpunkt fährt Fahrzeug 1 konstant entlang des Fahrstreifens. In **Szene B** befindet sich das Ego-Fahrzeug inmitten seines FSW. Das Fahr-

zeug 1 führt nun ebenfalls einen FSW auf den mittleren Fahrstreifen aus, wobei es beschleunigt und das Ego-Fahrzeug mit einer beinah-Kollision überholt. In **Szene C** beginnt das Ego-Fahrzeug zunächst ein Ausschermanöver zum Überholen des Fahrzeugs 1. Während dieses Manövers führt Fahrzeug 1 das automatisch vom evolutionären Algorithmus zeitlich gesetzte Bremsmanöver aus, sodass erneut eine beinah-Kollision zwischen den Fahrzeugen geschieht. Die Zusammensetzung der Fitnessbewertung dieses Szenarios ist anhand je zwei Bewertungsmaßen in Szene B und Szene C erkennbar. So ist in Szene B während des Einschervorgangs von Fahrzeug 1 ein verlängerter FSW des Ego-Fahrzeugs zur Kollisionsvermeidung und darauf folgend, eine sehr kurze Zeitlücke zwischen den Fahrzeugen zu beobachten. Anschließend tritt während des Ausscherens des Ego-Fahrzeugs und dem Bremsen des Fahrzeugs 1 in Szene C eine geringe Kollisionszeit in Fahrtrichtung und eine geringe Zeitlücke zwischen den beiden Fahrzeugen auf.

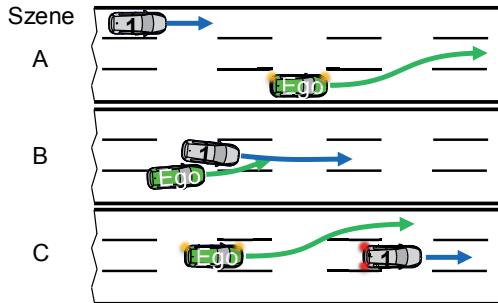


Bild 3: Drei Situationen eines exemplarischen Szenarios nach [1]

Neben den Szenarien der finalen Generation des Algorithmus, ist aufgrund seiner Eigenschaften als iteratives Verfahren auch der Verlauf des Optimierungsfortschritts aufschlussreich zur Analyse der Leistungsfähigkeit des evolutionären Algorithmus. Daher werden an dieser Stelle die Fitnesswerte der zuvor beschriebenen exemplarischen Anwendung analysiert.

In Bild 4 sind die Boxplot-Verteilungen von Fitnesswerten der generierten Populationen auf einer qualitativen Kritikalitätsskala (Y-Achse) dargestellt. Negativere Fitnesswerte repräsentieren höhere Kritikalität und entsprechen dem Optimierungsziel des Evolutionären Algorithmus. Das linke Diagramm zeigt die Verteilung der Populationen, die mittels des Evolutionären Algorithmus generiert wurden. Das rechte Diagramm stellt hingegen Populationen dar, die zufällig erstellt wurden. Die Analyse des linken Diagrammes zeigt, dass sich die Initialpopulation des Algorithmus großteils in einem unkritischen Wertebereich befindet. Mit jeder Generation steigt jedoch der Szenarienanteil mit kritischeren Fitnessbewertungen.

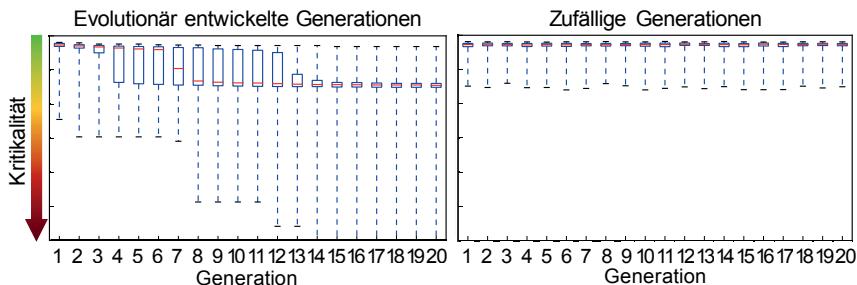


Bild 4: Boxplot-Verteilung der Fitnesswerte auf qualitativer Kritikalitätsskala (Y-Achse) der generierten Populationen (X-Achse). Links: Evolutionär. Rechts: Zufällig. Nach [1]

Die zufälligen Populationen auf der rechten Seite des Bild 4 zeigen keine vergleichbar kritischen Szenarien. Dieser direkte Vergleich einer gleichen Anzahl von Szenarien in evolutionär weiterentwickelten Populationen, gegenüber zufälligen Populationen, zeigt die Wirksamkeit des evolutionären Algorithmus. Diese Beobachtung verdeutlicht die Leistungsfähigkeit der entwickelten Methode zur gezielten Generierung von – entsprechend der Fitnessfunktion – relevanten Szenarien.

6. Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde der Einsatz Evolutionärer Algorithmen zur Generierung relevanter Verkehrsszenarien für die Absicherung hochautomatisierter Fahrfunktionen aus [1] vorgestellt. Aufbauend auf einer Motivation zur Verwendung der Methodik und Grundlagen Evolutionärer Algorithmen, wird eine Übersicht zum Stand der Technik des vorgestellten Verfahrens gegeben. Als zentraler Bestandteil der Methode, wird die verwendete Metrik zur Relevanzbewertung von Szenarien im Rahmen der Fitnessfunktion des Evolutionären Algorithmus detailliert behandelt. Anhand der Darstellung der exemplarischen Anwendung sowie einer Analyse der generierten Ergebnisse, wird die Funktionsweise und Leistungsfähigkeit verdeutlicht. Der Ansatz hat gezeigt, dass sicherheitsrelevante Verkehrsszenarien generiert werden, die zur Absicherung hochautomatisierter Fahrfunktionen verwendet werden können.

Mögliche Weiterentwicklungen der beschriebenen Methodik sind in zwei maßgeblichen Bereichen anzusetzen. Zum Einen besteht Entwicklungspotenzial in dem verwendeten evolutionären Ablaufschema und der dazugehörigen Parametrisierung. Zum Anderen stellt der Aufbau und die Parametrisierung der Fitnessfunktion ein zentrales Element möglicher Weiterentwicklungen der Methodik dar. Dies beinhaltet insbesondere Forschungsbedarf im Bereich der Metriken zur Bewertung absicherungsrelevanter Verkehrsszenarien.

7. Literaturangaben

- [1] Bussler, A.: Entwicklung und Implementierung eines evolutionären Algorithmus zur Generierung relevanter Testszenarien zur Absicherung hochautomatisierter Fahrfunktionen. Masterarbeit. Volkswagen AG, Institut für Kraftfahrzeuge (ika) der RWTH Aachen University 2016
- [2] Verband der Automobilindustrie: Automatisierung. Von Fahrerassistenzsystemen zum automatisierten Fahren. Berlin: VDA e.V. 2015
- [3] Maurer, M., Gerdes, J. C., Lenz, B. u. Winner, H.: Autonomes Fahren. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg 2015
- [4] Bagschik, G., Menzel, T., Reschka, A. u. Maurer, M.: Szenarien für Entwicklung, Absicherung und Test von automatisierten Fahrzeugen. 11. Workshop Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren, Darmstadt: Uni-DAS e.V 2017, S. 125–135
- [5] Fogel, D.: An introduction to simulated evolutionary optimization. IEEE transactions on neural networks 5 (1994) 1, S. 3–14
- [6] Bühler, O. u. Wegener, J.: Evolutionary functional testing. Part Special Issue: Search-based Software Engineering 35 (2008) 10, S. 3144–3160
- [7] Sattler, K., Diedrich, C. u. Brandmeier, T.: Manöverbasiertes Testen in Kombination mit evolutionären Algorithmen. at - Automatisierungstechnik 63 (2015) 6, S. 450–464
- [8] Bühler, O. u. Wegener, J.: Evolutionary Functional Testing of an Automated Parking System. International Conference on Computer, Communication and Control Technologies (CCCT) and The 9th International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis (ISAS), Orlando, Florida, USA 2003
- [9] Vos, T., Lindlar, F., Wilmes, B., Windisch, A., Baars, A., Kruse, P., Gross, H. u. Wegener, J.: Evolutionary functional black-box testing in an industrial setting. Software Quality Journal 21 (2012) 2, S. 259–288
- [10] Das, S. u. Suganthan, P.: Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art. IEEE Transactions on Evolutionary Computation 15 (2011) 1, S. 4–31
- [11] Das, S., Mullick, S. u. Suganthan, P.: Recent advances in differential evolution – An updated survey. Swarm and Evolutionary Computation 27 (2016), S. 1–30
- [12] Ulbrich, S., Menzel, T., Reschka, A., Schuldt, F. u. Maurer, M.: Definition der Begriffe Szene, Situation und Szenario für das automatisierte Fahren. 10. Workshop Fahrerassistenzsysteme. FAS 2015, Darmstadt: Uni-DAS e.V 2015, S. 105–117
- [13] Benmimoun, M., Fahrenkrog, F., Zlocki, A. u. Eckstein, L.: Erkennung und Klassifizierung Kritischer Fahrsituationen Mittels Fahrzeugdaten. ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift 114 (2012) 10, S. 820–826

Die Künstliche Intelligenz für Autonomes Fahren am Beispiel der StVO

Wie schafft ein autonomes Fahrzeug die Führerscheinprüfung?

**Hieronymus Fischer, Leonhard Glas, Christoph Jannasch,
Kai Sölter, ESG Elektroniksystem- und Logistik-GmbH, München**

Zusammenfassung:

In diesem Beitrag wird gezeigt, wie die Regeln der Straßenverkehrsordnung (StVO) mittels KI-Methoden adäquat abgebildet und von autonom agierenden Fahrzeugen im Verkehrsfuss angewendet werden können. Das KI-Lösungskonzept verfolgt einen hybriden Ansatz. Die Regeln der StVO werden im System hinterlegt und bilden so die konstruktivistische Basis der KI Implementierung. Im Hinblick auf die in Grenzsituationen teilweise chaotische Realität des Verkehrsgeschehens, insbesondere bei Beteiligung von nicht autonomen Fahrzeugen, ist ein strikt regelbasierter Ansatz allein zu starr und unflexibel, deswegen erscheint es sinnvoll, diese Basis-KI mit lernenden Systemerweiterungen zu ergänzen. Dadurch wird eine Optimierung der konkreten Umsetzung der StVO-Regeln in den entsprechenden Situationen gewährleistet. Im Ergebnis werden so autonome Fahrzeuge für ein regelkonformes Verhalten im gemischten Verkehr mit nicht autonomen Fahrzeugen befähigt.

1. Einführung

Die stufenweise Einführung automatisierter Fahrfunktionen gemäß SAE-Stufenklassifikation in künftige Automobilgenerationen ist der wirtschaftlich und technisch sinnvollste Weg, sich den komplexen Anforderungen des realen Verkehrsgeschehens zu nähern.

Während es für aktuell in der Serieneinführung befindliche Systeme der Stufe 3 („hochautomatisiert“) noch ausreicht, die Anforderungen vorab festgelegter Teilbereiche des Fahrens zu berücksichtigen (z.B. Autobahn) und die Verantwortung für regelkonformes Verhalten weiterhin beim Fahrer liegt, wird es auf dem Weg hin zum fahrerlosen Fahrzeug (Level 5, „Vollautonom“) erforderlich, ein Konzept zur eigenständigen Lösung aller auftretenden Verkehrssituationen auszuarbeiten.

Der motorisierte Straßenverkehr hat historisch einen Satz von Verkehrsregeln hervorgebracht, der künftig auch den gemischten Betrieb von automatisierten und manuell pilotierten Fahrzeugen gestalten wird. Viele Regeln der Straßenverkehrsordnung sind kontextabhängig, es muss also das eigene Manöver und auch die der anderen Verkehrsteilnehmer berücksichtigt werden, um festzustellen, wer in der gegebenen Situation vorfahrtberechtigt ist.

In dieser Arbeit soll ein Konzept für die Ableitung einer Hypothese über die jeweilige Verkehrssituation skizziert werden. Die Hypothese soll dabei das Zusammenwirken der relevanten Einflussgrößen soweit beschreiben, dass auf dieser Basis im nächsten Schritt geeignete Handlungsoptionen für die Manöverplanung des Fahrzeugs abgeleitet werden können. Die Auswertung von Sensordaten zur Detektion und Klassifizierung von Objekten wird in diesem Ansatz als bereits erfolgt angenommen, so dass das Problem auf Basis echter oder synthetisch erzeugter Objektlisten gleichermaßen beschrieben werden kann.

2. Die Straßenverkehrsordnung als Multi-Parameter-Problem

Elementare Vorfahrtsregeln der deutschen Straßenverkehrsordnung (StVO) oder äquivalenter internationaler Regelungen lassen sich prinzipiell auf einfache Grundsätze reduzieren:

- *Wer auf einer Vorfahrtstraße ist und bleibt, hat Vorrang, ungeachtet deren Verlauf*
- *Durchgehender Verkehr hat gegenüber abbiegendem Verkehr Vorrang*
- *Bei ungeregelten Kreuzungen gilt „rechts vor links“ (bei Linksverkehr sinngemäß gespiegelt)*
- *Lichtsignalanlagen haben Priorität vor statischen Regelungen*
- *Den Anweisungen eines Polizeibeamten ist ungeachtet anderslautender Beschilderung oder Lichtzeichen Folge zu leisten (!)*
- *Verzicht auf das Vorfahrtsrecht, wenn es die gegenwärtige Situation für alle erleichtert oder der Sicherheit dient (= Grundsatz der gegenseitigen Rücksichtnahme)*

In einer konkreten Verkehrssituation sind lediglich die aktuell von den Sensoren detektierten Objekte und deren relative räumliche Position sowie gegebenenfalls die Geschwindigkeitsvektoren verfügbar; zur Deduktion der zutreffenden Verkehrsregel(n) müssen diese Objekte in die zutreffende absolute räumliche Position abgebildet werden (*absolut* heißt hier, in Bezug auf die Verkehrsinfrastruktur). Dies ist erforderlich, weil nur so erkannt werden kann, welche Regeln in der gegenwärtigen Situation und das laufende oder geplante Manöver relevant sind.

Die Relevanz kann grundsätzlich durch systematisches Betrachten aller Objekte mit ihren spezifischen Eigenschaften mit klassischer Programmierung (Entscheidungsbaum, Datenbank) erfolgen. Bei einer großen Anzahl von Objekten und Objektkonstellationen in einem dynamischen Verkehrsumfeld ist das jedoch nicht mehr trivial. Zudem muss dabei mit Ungenauigkeit oder Mehrdeutigkeit umgegangen werden - beispielsweise bei schwierigen Sichtverhältnissen.

Eine moderne Variante der Programmierung komplexer Wirkmechanismen ist die Verwendung von Verfahren des maschinellen Lernens. Die Programmieraufgabe besteht dann im Entwurf einer für die Aufgabe geeigneten Topologie eines Neuronalen Netzes, sowie einer hinsichtlich maschineller Verarbeitung vorteilhaften Abstraktion des realen Problems. Die Auswahl und Aufbereitung geeigneter Trainingsdaten trägt ebenfalls wesentlich zum (Lern-) Erfolg des Netzes im Hinblick auf die Aufgabenstellung bei. Nachteilig bei der Programmierung von neuronalen Netzen ist, dass die Entscheidungen des Programms nicht mehr analytisch nachvollzogen bzw. vorausgesagt werden können; diesem Nachteil muss durch ausreichende Tests zum Funktionsnachweis begegnet werden.

Die Trainingsdaten haben im manuell pilotierten Straßenverkehr ihre Entsprechung in den Lern- und Prüfungsbögen der theoretischen Führerscheinprüfung. Hier wird mit gestellten und abstrahierten Situationen ein grundsätzliches Verständnis allgemeiner Verkehrsregeln trainiert und geprüft.

Analog dazu kann ein spezialisiertes Neuronales Netz mittels nicht-bildhafter Beschreibung von Verkehrs-situationen und der daraus resultierenden Handlung auf beliebige Verkehrsregeln trainiert werden.



Bild 1: Situationsdarstellung theoretische Führerscheinprüfung [4]

3. Planung = „Zukunft“

Es ist eine Besonderheit der Fahrschulbögen, dass die „geplanten“ Manöver der anderen Verkehrsteilnehmer in den Situationen dargestellt werden; in der Realität steht jedoch bestenfalls die nahe Vergangenheit bis zum aktuellen Objektstatus (Position, Geschwindigkeit, Signalisierung) zur Verfügung. Die eigenen Absichten, also die Planung der nahen Zukunft des Ego-Vehikels, sind bereits vermittels der vorgesehenen Route bekannt.

Das „geplante“ Manöver anderer Verkehrsteilnehmer ist hingegen eine Prognose der wahrscheinlichen Zukunft. Diese leitet sich auf Basis von Erfahrungswissen aus der Beobachtung des Verkehrsteilnehmers in der jüngsten Vergangenheit (z.B. Berücksichtigung des eingeschlagenen Pfades, Fahren auf einer Abbiegespur und/oder eventueller Signalisierung [Blinker]) und Fortschreibung in die nahe Zukunft ab. Fahrzeugernetzung schafft hier nur bedingt Abhilfe, da unvernetzte Teilnehmer (Fußgänger, Fahrradfahrer) grundsätzlich den Anspruch auf gleichwertige Behandlung im Sinne der Verkehrsregeln haben.

Bei der Konzeption eines Neuronalen Netzes zur Situationsklassifizierung muss also so etwas wie ein Gedächtnis zur Abbildung der nahen Vergangenheit der Objekte in geeigneter Weise konstruktiv vorgesehen und im Ablauf mit einbezogen werden. Die maschinelle Beschreibung von Videosequenzen mit natürlicher Sprache ist ein vergleichbares Problem, daher können dafür valide Ansätze wie das LSTM („Long short-term memory“, [1]) mit einer Art „Kurzzeitgedächtnis“ auch für die Prognose der wahrscheinlichen Trajektorie herangezogen werden.

4. Partitionierung der Aufgaben, Umgang mit kritischen Situationen

Die gesamte Aufgabe der Fahrzeugsteuerung von der Bilderfassung bis zur Ansteuerung der Aktorik kann mit heutigen KI-Mitteln zwar durchaus in einem „Ende-zu-Ende“ Ansatz erfolgen, allerdings wäre dann im Fehlerfall die Ursache nicht mehr ermittelbar bzw. die Reaktion auf kritische Situationen nicht im Voraus analytisch bestimmbar. Die geforderte kurze Reaktionszeit bis zu einer Entscheidung in einer kritischen Situation stellt außerdem hohe Anforderungen an die Ressourcen.

Praktikabler erscheint eine Partitionierung der Aufgaben in kleinere, hoch spezialisierte Subsysteme für Bildauswertung / Wahrnehmung, Situationsklassifizierung und Manöverplanung. Da für die jeweilige Teilaufgabe jeweils eigene Netztopologien vorteilhaft eingesetzt werden können, ist davon auszugehen, dass ein verteiltes System eine deutlich höhere Gesamtperformance bei gleichzeitig moderatem Ressourcenbedarf erreichen kann. Für sicherheitskritische Aufgaben (Notbremsung, Ausweichmanöver) erscheint es zweckmäßig, die reguläre Szeneninterpretation abzukürzen und auf einen schnellen, parallel zur Situations- und Verkehrsregelentscheidung liegenden Pfad auszuweichen (s. Abbildung 2 bzw. Abbildung 3): Auf Basis grob vorverarbeiteter Rohdaten erfolgt eine konventionell programmierte Trajektorienplanung, die ausschließlich auf Kollisionsvermeidung abzielt. Wird eine drohende Kollision erkannt, wird ungeachtet des Vorfahrtrechts ein Notmanöver eingeleitet, um die Situation zu entschärfen. Mit dieser Maßnahme kann den Risiken, die aus dem gemischten Betrieb mit

„konventionellen“ Verkehrsteilnehmern zwangsläufig entstehen, angemessen Rechnung getragen werden.

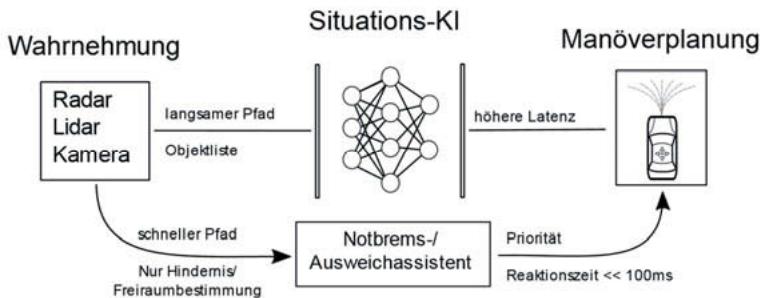


Bild 2: Umgehung der Situations-KI für schnelle Manöver

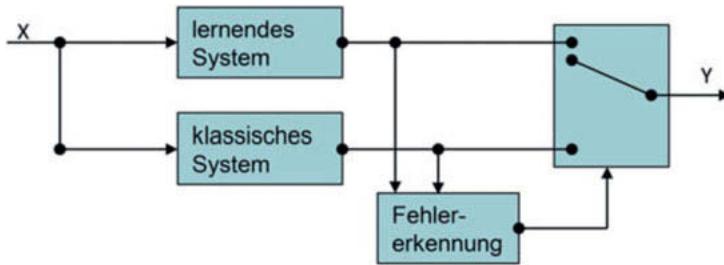


Bild 3: Redundanz mit klassischem System; aus [2], S.477

5. Aufbau des Neuronalen Netzes und Struktur der Trainingsdaten

Für den vorliegenden Demonstrator wurde ein minimalistischer Ansatz gewählt, um die prinzipielle Funktionsfähigkeit aufzuzeigen und Grenzfälle zu beleuchten. Grundsätzlich gibt es mindestens zwei Möglichkeiten für die Konzeption des neuronalen Netzes: (A) Aufbau mit sehr vielen Neuronen und „hidden Layers“ als quasi abstrakter universeller Ansatz zur Problemlösung. (B) Aufbau als spezifischen Problemlösungsansatz mit Kontextwissen.

Im Falle von (A) „weiß“ das Neuronale Netz zunächst nichts über die Welt. Verkehrsregeln oder die Interpretation von Verkehrsszenarien beherrscht das Netz erst nach Abarbeitung von einer sehr großen Anzahl von Lerndatensätzen. Die Auswahl und Struktur der Trainingsdaten bestimmt dabei das konkrete Verhalten des finalen Systems. Für das Anlernen des Netzes werden sehr viele Datensätze benötigt und es braucht natürlich auch sehr viel Zeit. Aufgrund

der großen Anzahl und der vielen Layers erfordert dieser Ansatz grundsätzlich eine höhere Rechenleistung.

Anders im Falle von (B): Viele der Verkehrsregeln lassen sich relativ einfach in klassischer Weise beschreiben (Wenn Bedingung ..., dann tue Folgendes ...). Z.B.: *Wenn das Ego-Fahrzeug vor einer Rechts-vor-Links-Kreuzung ohne weitere Verkehrszeichen steht und von rechts ein Auto kommt, dann muss das Ego-Fahrzeug warten*. Eine solche Regel beschreibt Kontextwissen. Im modifizierten Ansatz (B) muss solches einfach zu beschreibendes Kontextwissen nicht mehr eigens gelernt werden. Im Ergebnis heißt das: Das Neuronale Netz kann sehr viel einfacher konzipiert werden. Es muss die grundlegenden Regeln gar nicht erst lernen, weil es sie quasi als ererbtes Vorwissen beherrscht. Ein solches Netz muss lediglich noch für die möglichen Abweichungen trainiert werden, dafür kann es deutlich kleiner ausgelegt werden und benötigt weniger Rechenleistung.

Das Neuronale Netz für die Verkehrsinterpretation nach (B) verarbeitet aufbereitete Objektlisten, die von einer vorgeschalteten Sensor-Datenfusion geliefert werden. Für jede Objektikategorie muss mindestens ein eigener Eingangsknoten vorgesehen werden. Die Komplexität des entstehenden Neuronalen Netzes ist auch bei maximaler Differenzierung deutlich geringer als bei einem für die Bildinterpretation geeigneten Netz. Dort finden wir z.B. für AlexNet [3] mehr als 10^5 Eingänge und 1000 Ausgangsklassen.

Bezüglich der Verarbeitungszeit stellt die geringere Komplexität nach (B) einen großen Vorteil dar, da im späteren Verlauf zu jedem Zeitpunkt die unter Einbeziehung des Kontextwissens möglichen Trajektorien prognostiziert und die resultierenden Varianten der nahen Zukunft evaluiert werden müssen.

Bei neuronalen Netzen für die Analyse und Interpretation von Verkehrssituationen stehen die folgenden Faktoren im Vordergrund:

- *Verkehrssituationen werden oft aus einer Komposition von Verkehrszeichen + Zusatzzeichen geregelt, die Zeichen dürfen also separaten Eingängen zugeführt werden*
- *Da die Dimension am Netzeingang statisch ist, sollte die Anzahl möglicher Eingänge sorgfältig gewählt werden, um die komplexeste denkbare Situation abbilden zu können*
- *Für die Entwicklung und Fehleranalyse ist es wünschenswert, zum vorgeschlagenen Manöver die erkannte Verkehrsregel zu kennen; sie sollte daher am Ausgang zur Verfügung gestellt werden, was dort die Komplexität partiell erhöht*

- Eine Reduktion der Komplexität durch Pooling, Dropout oder Faltung ist nicht ohne Weiteres zulässig, da ein Weglassen von elementaren Informationen das Abbild der Situation verändern kann
- Die Trainingsdaten müssen präzise, fehlerfrei und auf einer hinreichend abstrakten Ebene möglichst erschöpfend sein, da Fehlinterpretationen sicherheitskritisch sind

Der Parametersatz (Trainings/Testdaten) für die diskutierte minimalistische Versuchsreihe besteht aus einer Anzahl von Datenklassen zur Beschreibung aller möglichen Zustände von Lichtsignalanlagen, den wesentlichen Schildern der Vorfahrtsregelung, anderen Fahrzeugen sowie je einer Klasse für ‚Behördenvorgabe‘ und ‚Notsituation‘. Die letzten beiden Elemente sind in der Lage, jede andere Regel außer Kraft zu setzen, wenn der Verkehr beispielsweise durch die Polizei geregelt wird oder wenn eine unmittelbar drohende Gefahr abzuwenden ist (analog zum ‚schnellen‘ Pfad in Abschnitt 4). In dieser Versuchsreihe wurden viele Objekte und Zusatzschilder bewusst gänzlich weggelassen, da ausschließlich der Nachweis der Umsetzbarkeit angestrebt wurde.

Die gewünschte Aussage pro Objekt und Situation ist auf die Information {trifft zu / trifft nicht zu} reduziert {1/0}. Ist ein Objekt nicht vorhanden wird der Eingang also mit {0} belegt. Der beschreibende Ergebnisvektor (x, y) pro Situation ist demnach zweidimensional: x = Handlungsempfehlung für die Weiterfahrt {fahren/halten}; y = Referenz auf die dazugehörige Verkehrsregel.

Die Trainingsdaten sind synthetisch erstellt und decken exemplarisch nur den vorher festgelegten Parameterraum ab. So kann auf alle Trainingsparameter genauestens Einfluss genommen werden, es besteht keine Gefahr, mit irrelevanten Parametern die Entscheidung des Netzes zu verfälschen.

6. Exemplarische Standardsituation

Ausgangslage sei folgende Standardsituation: Eine Kreuzung aus zwei zweispurigen Straßen, wie in Abbildung 4 dargestellt. Die Geometrie der Ausgangslage soll beibehalten werden, Gegenstand der Untersuchung sind unterschiedliche Regelungen und Regelmechanismen für die Vorfahrt. Es werden neben dem Verlauf der Vorfahrtstraße und statischen Schildern auch Ampeln („Lichtsignalanlage“, LSA) betrachtet. Einen Ausschnitt der Parameterliste zeigt Tabelle 1.

Auf die Implementierung des LSTM zur Betrachtung zeitlicher Verläufe gehen wir nicht näher ein, da dies den Aufwand für die Erstellung eines Trainingsdatensatzes immens erhöht. Wir

werden daher im Folgenden immer nur den Schnappschuss zu einer statischen Einzelsituation bewerten und betrachten explizit keine sich kontinuierlich verändernde Abfolge von Szenarien.

Tabelle 1: Trainingsdaten (exemplarisch). Bilder: [4]

	LSA_rot	LSA_rot_gelb	LSA_gruen	LSA_gelb	LSA_gelb_bli	Vf_achten_205	Stop_206	1x_Vorfahrt_301	Vorfahrt_306	anderes_Fz	Regel	FAHREN
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Ampel_rt	0
0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	1	Ampel_inakt_Vorfahrt_unfrei	1
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	Ampel_inakt_Vorfahrt_frei	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Rvt_unfrei	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Ampel_rt	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	Vorfahrtstrasse	1
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1x_Vorfahrt	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Rvt_unfrei	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	Ampel_gn	1
0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	Ampel_inakt_Vorfahrt	1
0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	Ampel_gn	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Rvt_frei	1

Zur Berücksichtigung anderer Verkehrsteilnehmer wird ein Schema nach Abbildung 4 und Abbildung 5 angewandt: Ist ein Fahrzeug vorhanden, erhält es je einen Index für die Startposition (Rechts/Links/Oben) sowie einen weiteren Index für die Zielrichtung des Manövers. Das eigene Fahrzeug ist in dieser Notation stets „unten“. Die Position ist für alle auf diskrete Besetzungszustände reduziert, wie in Abbildung 5 schematisch dargestellt. Ist das Fahrzeug weiter von der Kreuzung entfernt, kann vereinfachend angenommen werden, dass es für die Verkehrsregel (noch) nicht berücksichtigt werden muss.

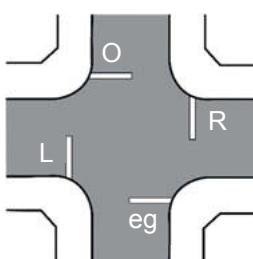


Bild 1: Standardkreuzung [5]; Indizes zur Orientierung

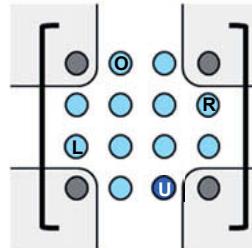


Bild 2: Belegungsmatrix;
Dunkelblau: "EGO" Fahrzeug;
hellblau: mögliche Belegungszustände

Die Hierarchie der Objekte wurde beim Erstellen des Trainingsdatensatzes festgelegt. Somit ist die Logik, dass eine Lichtsignalanlage vorhandene Vorfahrtsbeschilderung überschreibt, implizit in der Handlungsempfehlung der Trainingsdaten bereits enthalten.

Die Anwendung von Vorfahrtsregeln ist stets kontextbezogen, die Regel muss also mit dem eigenen Manöver abgeglichen werden. Als Beispiel dient das Zusatzzeichen „Abknickende Vorfahrt“, eine Modifikation der Standardkreuzung:

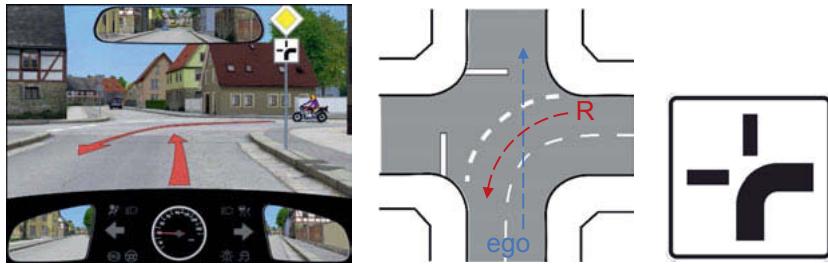


Bild 6: a) Abknickende Vorfahrt, eigene Sicht [4]; b) Vogelperspektive [nach 5];
c) Verkehrszeichen 1002-20 [5]

Wir befinden uns auf der vorfahrtberechtigten Straße, gekennzeichnet durch das gelb-weiße Vorfahrtsschild (Nr. 306 der StVO). Wir haben Vorfahrt gegenüber anderen Verkehrsteilnehmern, müssen jedoch den Gegenverkehr der Vorfahrtstraße durchlassen, sofern wir abbiegen. In vorliegendem Fall knickt die Vorfahrtstraße jedoch nach rechts ab (s. Abbildung 6 a, b), verdeutlicht durch das Zusatzzeichen (s. Abbildung 6 c). Da wir geradeaus fahren wollen, verlassen wir die Vorfahrtstraße und sind somit ein „Linksabbieger“ im Sinne der Straßenverkehrsordnung (§9 Abs. 3 StVO). Daraus folgt, dass wir dem von rechts kommenden Gegenverkehr Vorrang gewähren müssen. Würde auch der Gegenverkehr die Vorfahrtstraße verlassen, müssten wir ihm ungeachtet seiner angekündigten Fahrtrichtung ebenso die Priorität abtreten (§9 Abs. 4 StVO, Linksabbieger nach Rechtsabbieger). Deterministisch programmiert, würde die Abfrage der Situation zu einem Konstrukt aus verschachtelten „if“-Bedingungen führen, die zudem für jede neue Ausgangslage (Verkehrsregel) gesondert zu programmieren wäre. Zur Beschreibung der Situation in einem Neuronalen Netz sind dagegen nur die festgestellten Objekte erforderlich:

- **Schilder: Schild Nr. 306 „Vorfahrtstraße“, Zusatzschild 1002-20 (nach rechts abknickend)**
- **Karte: Vorfahrtstraße von ‚unten‘ nach ‚rechts‘**
- **Fahrbahnmarkierung: Kurve, nach rechts abbiegend**
- **Verkehrsteilnehmer: Objekt „Fahrzeug“, rechts von uns**
- **Eigenes Manöver: Von ‚unten‘ nach ‚oben‘**

- *Die Positionen ‚oben‘ und ‚links‘ sind nicht besetzt (das graue Fahrzeug in der Bildmitte fährt von uns weg)*

In den Trainingsdaten muss eine solche Situation mindestens einmal beschrieben worden sein, so dass das Netz bei Eingabe aller oben genannten Objektdaten das korrekte Ergebnis liefert: {Abbiegen mit Gegenverkehr: Halten}.

7. Umgang mit Unsicherheit der Detektion

In synthetischen Daten können alle Objekte eindeutig definiert werden; in der Realität muss mit Unsicherheit bei der Objektdetection umgegangen werden (Unsicherheit über die reale Existenz / Position / Objektklasse). Ein konventionell programmierte Entscheidungsbaum ist aber nur mit diskreten bzw. eindeutigen Zuständen sinnvoll realisierbar. Im Gegensatz dazu muss mit einem Neuronalen Netz auch bei nicht 100% sicheren oder aufgrund von Detektionsfehlern widersprüchlichen Signalen eine zutreffende Klassifizierung möglich sein, solange das Verhältnis der positiven Indikatoren im Sinne der tatsächlichen Situation in geeigneter Weise überwiegt. Zur Überprüfung des Verhaltens an Grenzlagen werden solche Testdaten generiert und ausgewertet. Neben dem Nachweis der Robustheit wird damit auch eine Aussage über die Sensitivität verschiedener Parameter auf den Ergebnisraum abgeleitet.

Für das oben genannte Beispiel der abknickenden Vorfahrstrasse ist die geforderte Robustheit dadurch gegeben, dass Beschilderung, Straßenmarkierung und Karte redundant ausgewertet werden; ist die Beschilderung z.B. durch ein Hindernis verdeckt, liefern die Fahrbahnmarkierung und die Karte noch ausreichend Informationen, um die Situation sicher einschätzen zu können.

8. Schlussfolgerungen und Ausblick

Mittels des dargelegten Ansatzes konnte gezeigt werden, dass Verkehrsregeln mit Verfahren des maschinellen Lernens gelernt und angewandt werden können. Kritisch für die korrekte Funktion in der hohen Varietät aller real möglichen Situationen ist die Verfügbarkeit von umfassenden Trainingsdatensätzen. Das bloße Sammeln von „Messdaten“ ist kein erfolgversprechender Zugang bzw. konvergiert nur sehr langsam, da in der Realität regelkonformes Verhalten nicht sichergestellt werden kann und die Vollständigkeit der Lerndaten nicht gewährleistet ist. Doch auch bei der Erstellung synthetischer Trainingsdaten muss auf die fehlerfreie Implementierung aller Situationen geachtet werden. Dies unterstreicht ein grundsätzliches Problem aller KI-basierten Ansätze: Die Qualität der Lösung wird maßgeblich durch die Qualität und die Quantität der Trainingsdaten bestimmt.

Grundsätzlich sind die Verkehrsregeln eindeutig – der Notausgang ist durch die allgemeine Rücksichtnahme nach §1 der StVO gegeben – daher ist im Prinzip auch eine klassische Programmierlösung für die Applizierung der StVO geeignet. Zumindest für die Synthesierung der Trainingsdaten ist ein solcher Ansatz dienlich. Die Stärke eines neuronalen Netzes, bei Mehrdeutigkeit der Eingangsdaten robust zu agieren, wäre durch die explizite klassische Programmierung allerdings nur mit erheblichem Aufwand darstellbar.

Ein höheres Potential bei gleichzeitig reduziertem Aufwand haben indessen hybride Konzepte, in denen klassische Lösungsansätze (deterministische Programmierung) mit maschinellem Lernen (Neuronale Netze) kombiniert werden. Handelt es sich um eine eindeutige Konstellation, so kommt eine deterministisch programmierte Softwarekomponente zum Einsatz, ebenso in zeitkritischen Notsituationen. Parallel dazu werden die Informationen in einer KI verarbeitet, die Lösungen für uneindeutige Konstellationen finden kann und außerdem in der Lage ist, sogenannte Deadlocks von Fahrerassistenzsystemen aufzulösen. Ein Deadlock entsteht, wenn mehrere vollautomatisch gesteuerte Fahrzeuge in eine (durch ein unvorhersehbares Ereignis hervorgerufene) Situation geraten, die sie nicht mehr auflösen können, ohne die Kriterien ihrer Kollisionsvermeidung auf Basis von Mindestabständen zu verletzen. Nur einem KI-System, das den Gesamtkontext richtig deutet und die Abwesenheit von unmittelbar drohender Gefahr feststellen kann, darf in dieser Situation gestattet werden, sich über Mindest-Sicherheitsabstände, Vorfahrtberechtigung etc. hinwegzusetzen, wenn dies der Auflösung des Deadlocks dient. Eine besondere Herausforderung bei der Umsetzung einer hybriden Lösung besteht darin, die Entscheidungsführerschaft über das Geschehen zwischen den beteiligten Verkehrsteilnehmern (Maschine-Maschine, ggf. auch Mensch-Maschine) unmissverständlich zu regeln. Das „richtige“ Szenenverständnis (der spezifische Kontext) ist dabei von entscheidender Bedeutung.

Eine hybride Lösung bietet weiterhin das Potenzial, die Absicherungsverfahren und Verifikationskonzepte der deterministischen Anteile „klassisch“ beizubehalten, so dass lediglich der KI-Anteil statistisch validiert werden muss. Dabei ist eine Verringerung hinsichtlich der Absicherungsaufwände denkbar.

Literaturverweise und Bildquellen

- [1] Hochreiter, Schmidhuber: Long Short-term Memory; Neural Computation 9, MIT Press, 1997
- [2] M. Maurer, J. C. Gerdes, B. Lenz, H. Winner (Hrsg.): Autonomes Fahren – Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte; Springer, 2015
- [3] Alex Krizhevsky et al.: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks; NIPS Proceedings, 2012
- [4] Bildquelle: fuehrerscheintest-online.de
- [5] Bildquelle: Wikimedia Commons

Intelligentes Fahrwerk – Aus Situationen lernen

M.Sc. **Andreas Noll**, Dr.-Ing. **Ralf Schwarz**,
Dipl.-Ing. **David Reitze**, I/EF-F4, Audi AG, Ingolstadt

Kurzfassung

Im Mittelpunkt der vorliegenden Arbeit steht die konkrete Umsetzung einer vorausschauenden adaptiven (=präadaptiven) Fahrwerksregelung im Automobilbereich mit dem Schwerpunkt der Schwarmdatengenerierung und -verarbeitung. Hierzu wird ein konkretes Konzept eines „intelligenten Fahrwerks“ entwickelt, welches aus cloudbasierten Straßenzustandsinformationen und Alltagssituationen, wie z.B. Aufsetzvorgängen und Fahrerbedienhandlungen, lernt und situativ auf zukünftige Ereignisse prädiktiv reagiert, um so ein Aufsetzen des Fahrzeugs zu vermeiden und wiederholende Bedienhandlungen automatisch auszuführen. Hierfür werden die gesammelten Straßeninformationen von den Fahrzeugen im Fahrzeug bzw. in der Cloud ausgewertet und in einer lokalen bzw. globalen Daten-Infrastruktur hinterlegt. Das Ziel ist es, aus der Umfeldbeschreibung, den Alltagssituationen und Bedienhandlungen zu lernen und das Fahrwerk prädiktiv anzusteuern, sodass der Fahrkomfort optimiert, die Reichweite gesteigert und Aufsetzvorgänge bzw. wiederholende Fahrerbedienhandlungen vermieden werden.

1. Einleitung

In heutigen Fahrzeugen kommen bereits viele unterschiedliche geregelte Vertikaldynamiksysteme zum Einsatz [1], die das Fahrverhalten hinsichtlich Fahrkomfort gegenüber passiven Fahrzeugen verbessern. Hierzu gehören Komponenten wie Verstelldämpfer, Luftfederung und eine aktive Wankstabilisierung. Aktuelle Ansätze verwenden darüber hinaus eine Kopplung von bestehenden aktiven Vertikal- und Preview-Systemen (vorausschauende Systeme), welche auf Grundlage von kamera- und laserbasierten Daten prädiktive Streckeninformationen generieren. Alle diese Regelsysteme verfolgen i.d.R. das Ziel der situationsabhängigen Komfort- bzw. Fahrdynamikoptimierung und beschränken sich dabei auf das durch Sensoren erfassbare Fahrzeugumfeld. Die gleichzeitige Steigerung der Reichweiteeffizienz bzw. CO_2 -Reduktion wird meist parallel anderen, nicht vertikaldynamischen Komponenten zugeordnet, wie bspw. rekuperative Bremsysteme [2] zur Energierückgewinnung oder ein intelligentes Motormanagement zur Abschaltung des Verbrennungsmotors im lastfreien Fahrzustand [3].

In naher Zukunft werden jedoch die nicht prädiktiven aktiven und semi-aktiven vertikalen Regeleinheiten in ihren Eigenschaften ausgereift sein. D.h. die Komforteigenschaften können mit den aktuellen Systemkomponenten nicht mehr entscheidend verbessert werden, da diese bzgl. der Dynamik der Aktoren und der vorhandenen Fahrzeugsensorik ausgereizt sind. Auch die zurzeit verwendeten Preview-Systeme sind in ihrer Funktionalität begrenzt. Aufgrund von wechselnden Umgebungsbedingungen und begrenztem Erfassungsbereich von Sensoren wie Kamera, Laser usw. neigen diese zu Fehlentscheidungen, da sie in ihrer prädiktiven Sichtweise eingeschränkt sind. Entsprechend sieht es bei den effizienzsteigernden Systemen aus. Als Folge der Elektro- und Hybridmobilität ist die Automobilindustrie besonders daran interessiert den Energieverbrauch ihrer Fahrzeuge zu senken, um maximale Reichweiten zu erzielen. Aber auch hier ist ein Umdenken notwendig. Einzelkomponenten werden in Zukunft keine entscheidenden Vorteile liefern, die gezielte Vernetzung der unterschiedlichen Systeme ist in diesem Zusammenhang zielführend.

Parallel rückt aufgrund der aktuellen Entwicklung von Elektrofahrzeugen der Bodenfreigang verstärkt in den Fokus der Untersuchungen, wobei eine immer niedrigere Trimmlage für eine maximale Reichweite angestrebt wird. Demgegenüber stehen alltägliche Fahrmanöver wie bspw. Bordsteinabfahrten, Bodenwellen, etc. die bei zu geringer zum Aufsetzen des Fahrzeugs führen können. Um auf diese gegensätzlichen Anforderungen zu reagieren, werden definierte Fahrmanöver während der Entwicklung durchgeführt und Schutzkonzepte für bspw. HV-Batterien im Unterboden abgeleitet.

Eine weitere Möglichkeit den Fahrkomfort und die Reichweitereffizienz gegenüber den bereits bekannten vorausschauenden Systemen zu verbessern, sind cloudbasierte Fahrwerksfunktion wie bspw. das in [4] vorgestellte Konzept einer prädiktiven Dämpfer- und/oder Ni-veauregulierung. Dabei wird ein großer Teil der benötigten Daten direkt im Fahrzeug generiert [5] und durch eine entsprechende Fahrzeug-Server-Schnittstelle (Car-2-X) zur Verfügung gestellt. Durch die zusätzliche (globale) Informationsquelle, lassen sich anschließend das bereits in [6] aufgezeigte Potenzial von prädiktiven Streckendaten dafür nutzen, bestehende Vertikaldynamiksysteme prädiktiv zu parametrieren und zu optimieren, siehe [7].

Im Rahmen dieses Beitrags wird ein Konzept eines „intelligenten Fahrwerks“ mit Cloud-Datenanbindung (Car-2-X Applications [8] - [10]) und Schwarmdatenintelligenz vorgestellt. Ziel ist es, aus der Umfeldbeschreibung des Fahrzeugs, den Alltagssituationen und Bedienhandlungen zu lernen und das Fahrwerk prädiktiv anzusteuern, sodass u.a. der Fahrkomfort durch Präadaptierung der Verstelltdämpfer optimiert oder mit Hilfe einer langsam-aktiven Ni-veauregulierung die Reichweitereffizienz gesteigert bzw. der Bodenfreigang sichergestellt wird, in dem die Fahrzeugtrimmlage situationsgebunden angepasst wird. In diesem Zusam-

menhang soll erneut auf die Straßenzustandsschätzung und Einzelhindernisdetection nach [5] bzw. [7] im Fahrzeug eingegangen werden. Zudem erfolgt in diesem Beitrag die Herleitung eines echtzeitfähigen Verfahrens zur Detektion von Aufsetzvorgängen im Fahrzeug.

2. Vorstellung des Konzepts – Intelligentes Fahrwerk

Im folgenden Abschnitt wird das Grundkonzept mit Cloud-Datenanbindung (globale Serverdaten) und Schwarmdatenintelligenz vorgestellt. Durch die zusätzliche (globale) Informationsquelle lassen sich bestehende Vertikaldynamiksysteme präadaptiv adaptieren und plausibilisieren. Hierfür werden die gesammelten Straßeninformationen von den Fahrzeugen sowohl im Fahrzeug als auch in der Cloud ausgewertet und in einer lokalen bzw. globalen Daten-Infrastruktur hinterlegt. Das Ziel ist es, die aggregierten Informationen in einer digitalen Straßenzustandskarte zusammenzufassen und über eine Car-2-X-Schnittstelle den Verkehrsteilnehmern zur Verfügung zu stellen. Zudem werden die fahrzeugspezifischen gelerten Informationen mit eingebunden. Auf diese Weise ist jedes Fahrzeug auch ohne vorausschauende Sensorik in der Lage, auf bevorstehende Ereignisse im Fahrbahnverlauf durch Parameteradaption zu reagieren bzw. durch eine Warnung den Fahrer entsprechend zu informieren.

Die Grundlage für das Konzept eines „intelligenten Fahrwerks“ bildet eine aktive Luftfeder, mit deren Hilfe sich die Niveaulage des Fahrzeugs bei wechselnden Beladungszuständen im Sekundenbereich variiert lässt, um so die Fahrsicherheit, die fahrdynamischen Eigenschaften sowie den Bodenfreigang sicherzustellen. Hinzu kommt eine elektronische Dämpferregelung, welche die Dämpfungseigenschaften des Stoßdämpfers automatisch an die Fahrsituation anpasst, sodass die Aufbaubewegungen des Fahrzeugs minimiert und der Kontakt zwischen Reifen und Fahrbahn permanent sichergestellt bzw. die Radlastschwankungen reduziert werden.

In der Literatur finden sich zu der Thematik cloudbasierter Fahrzeugfunktionen bereits verschiedene Einsatzbereich. In [8] wird bspw. ein Konzept zur Optimierung der Routenplanung auf Basis der aktuellen Verkehrsfluss- und Straßenzustandsinformationen aufgezeigt. Zum anderen erfolgt in [9] die Berechnung eines optimalen Dämpfermodus durch Integration der Riccati-Differentialgleichungen rückwärts in der Zeit über den Vorausschau-Horizont, wobei die Berechnungen von verschiedenen Fahrzeugparametern und der Fahrzeuggeschwindigkeit abhängen, sowie von einem definierten deterministischen Straßenprofil, welches durch cloudbasierte stochastische Straßen- und Schlaglochinformationen überlagert wird. [10] bietet darüber hinaus einen Überblick über weitere Car-2-X Use Cases hinsichtlich aktiver Sicherheit und Effizienzsteigerung des Verkehrsfluss inkl. Kommunikations- und Übertragungs-

typ. Dabei werden als Datenbasis Infrastruktur-Informationen in Form von Ampelphasen, Stauinformationen, Verkehrsdichte usw. verwendet.

Bei dem hier vorgestellten Konzept eines „intelligenten Fahrwerks“ erfolgt im Gegensatz zu den aus der Literatur bekannten cloudbasierten Funktionen die Optimierung der Fahrwerkssysteme durch präadaptive (=vorausschauende adaptive) Parametrierung des Regelgesetzes in Analogie zu [7]. Hierdurch kann die bestehende (konventionelle) Dämpfer- bzw. Niveauregulierung mit und ohne Vorausschau unkompliziert erweitert werden. Zudem wird das Potenzial von fahrzeugspezifischen Informationen mit berücksichtigt. Durch Verifizierung des Grundreglers kann zusätzlich im Entwicklungsprozess ein Parameterraum appliziert werden, in dem der Regelkreis stabil ist. Auf diese Weise wird eine Fehlfunktion im späteren Serieneinsatz durch eine nicht abgesicherte Konstellation von Eingangsdaten verhindert.

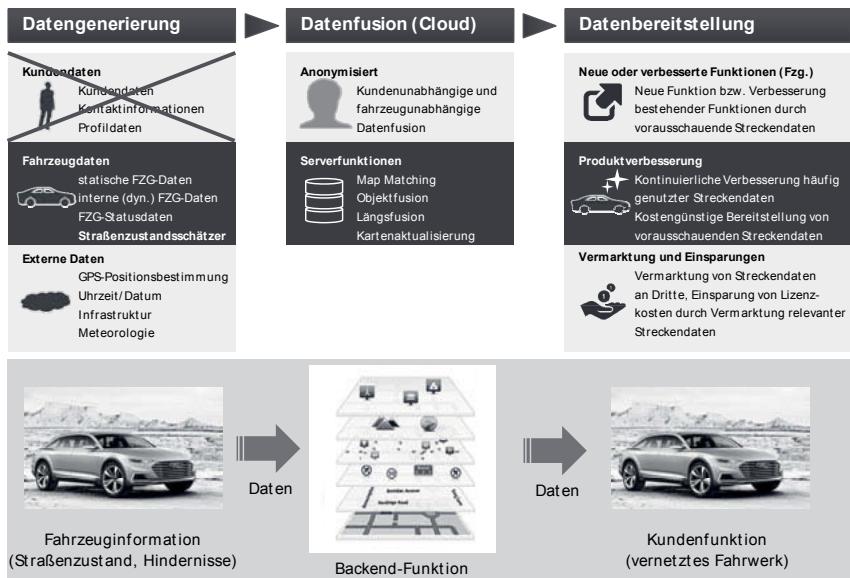


Bild 1: Teilbereiche einer vernetzten, cloudbasierten Fahrwerksfunktion nach [7]

Nach [7] lässt sich eine vernetzte, cloudbasierte Fahrwerksfunktion prinzipiell in drei Teilbereiche gliedern, siehe Bild 1. Zu Beginn erfolgt die Datengenerierung im Fahrzeug. Dabei wird mit Hilfe der Fahrzeugsensorik und externen Datenquellen das Fahrzeugumfeld, welches für die Fahrwerksfunktion relevant ist, möglichst exakt beschrieben. Eine Echtzeitanforderung an die Erkennung besteht dabei nicht, da die Datengenerierung und die Datenver-

wendung voneinander entkoppelt sind, siehe Bild 1. Dadurch ist der Einsatz von vorausschauenden Systemen, wie z.B. Kamera- oder LIDAR-Systeme, nicht zwangsläufig notwendig. An mittlerer Stelle befindet sich die Datenfusion in der Cloud. Hier werden die übertragenden Informationen zunächst in einer (eventbasierten) Datenbank mit GPS-Referenz gesammelt. Anschließend erfolgt die Verarbeitung der gesammelten Informationen mit dem Ziel einer aggregierten digitalen Straßenzustandskarte, welche im letzten Schritt den Fahrzeugen zur Verfügung gestellt werden, sodass bestehende Systeme, wie z.B. das vorgestellte Konzept einer präadaptiven Dämpfer- bzw. Niveauregulierung in [4], erweitert und verbessert werden können. [7]

Für die Umsetzung des „intelligenten Fahrwerks“ müssen jedoch verschiedene Aspekte berücksichtigt werden. Zum einen liegen die notwendigen Straßeninformationen, Aufsetzvorgänge und Bedienhandlungen zu Beginn des Projekts noch nicht vor, sodass diese in einem ersten Schritt, idealerweise von den Fahrzeugen selbst, generiert bzw. gespeichert werden müssen, siehe Abschnitt 3. Dabei ist darauf zu achten, dass die gewonnenen Straßenzustandsinformationen fahrzeugunabhängig und, um Bandbreite zu sparen, kompakt bzw. aussagkräftig sind, sodass eine breite Nutzung der Daten besteht. Zum anderen muss die Auswertung der fahrzeugspezifischen Aufsetzvorgänge und Bedienhandlungen im Fahrzeug erfolgen, wobei jedem Event ein georeferenziertes Bezugspunkt zugeordnet wird, um wiederkehrend Ereignisse mit Hilfe von GPS-Informationen und Fahrtrichtungserkennung zu detektieren und entsprechende prädiktive Maßnahmen einzuleiten zu können.

3. Datengenerierung im Fahrzeug

Um die notwendige „Intelligenz“ im Fahrwerk zu erhalten, werden neben der fahrzeugspezifischen Datensammlung auch globale Straßenzustandsinformationen benötigt. Dabei können die individuellen (wiederholenden) Bedienhandlungen und detektierte Aufsetzvorgänge direkt im Fahrzeug erfasst, georeferenziert und fahrtrichtungsabhängig in einer lokalen Datenbank gespeichert werden. Die Bereitstellung der Straßenzustandsdaten erfolgt hingegen durch eine Car-2-X Kommunikation, wobei hier die notwendigen Informationen von der Fahrzeugflotte generiert und in der Cloud aggregiert werden.

In der Literatur finden sich zu dieser Thematik bereits verschiedene Umsetzungen. So können die notwendigen Straßeninformationen auf Basis der Untersuchungen von [5], [7], [11] mit Hilfe eines modell- bzw. signalbasierten Straßenbeobachters generiert werden. Der betrachtete Frequenzbereich der geschätzten Höhensignale beträgt nach [7], [11] dabei ca. 0.5 bis 15 Hz, was ebenso Einzelhindernisse wie bspw. Tempeschwellen und Schlaglöcher mit einschließt. Die Schätzung eines absoluten (niederfrequenten) Höhenprofils, wie es bspw.

von Navigationssystemen zur Verfügung gestellt wird, ist mit dieser Methode jedoch nicht möglich.

In [5], [7] wird dieser Beobachteransatz anschließend aufgegriffen und entsprechend um eine Straßenklassifizierung und Einzelhindernisdetektion im Fahrzeug erweitert, siehe Bild 2. Mit Hilfe des Straßenbeobachters erfolgt dabei die Bewertung der gesamten Straße in zwei Schritten. Zum einen wird der Straßenzustand nach ISO8608:1995(E) [12] auf Basis der Be- trachtung des Frequenzbereichs ermittelt, siehe Bild 3. Für weiterführende Literatur sei an dieser Stelle auf [7], [13], [14] verwiesen. Und zum anderen erfolgt die Detektion der Einzel- hindernisse im Zeitbereich, siehe Bild 4.

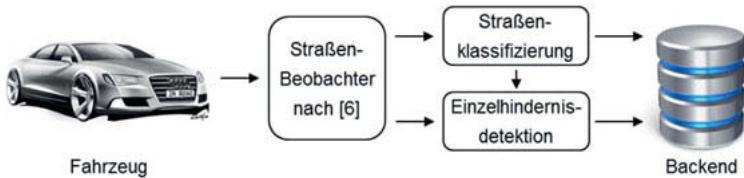


Bild 2: Blockschaltbild der einseitigen Datenübertragung vom Fahrzeug zur Cloud, [4]

Anhand von verschiedenen Untersuchungen von realen Fahrbahnunebenheiten, siehe [15] - [18], lässt sich eindeutig nachweisen, dass periodische Unebenheiten in einem realen Fahr- bahnoberflächenprofil nur selten auftreten. Regellose bzw. stochastische Fahrbahnuneben- heiten nehmen den größten Anteil im Straßenverlauf ein. Für die Beschreibung einer solchen stochastischen Fahrbahnanregung wird in der Literatur häufig die spektrale Unebenheits- dichte $\Phi(\Omega)$ zur Wegkreisfrequenz Ω verwendet. Diese beschreibt in Analogie zur Spektralen Leistungsdichte eines Signals den Erwartungswert für die quadrierte Amplitude je zugehöriger Frequenz im Spektrum, [13] - [16].

Darüber hinaus lässt sich die spektrale Unebenheitsdichte $\Phi(\Omega)$ standardisiert durch das Potenzgesetz nach (1) und den Begriffen der Welligkeit w der Straße und das Unebenheits- maß Φ_0 zur Bezugswegkreisfrequenz Ω_0 approximieren, siehe [13] - [16],

$$\Phi(\Omega) = \Phi_0(\Omega_0) \cdot \left(\frac{\Omega}{\Omega_0} \right)^{-w}, \quad \Omega > 0 \quad (1)$$

sodass ebenfalls die Straßenklassifizierung auf die Bezugsgrößen Welligkeit w und Uneben- heitsmaß Φ_0 reduziert werden kann, siehe [5], [7]. Wie sich die Straßenklassifizierung dabei im Einzelnen zusammensetzt, kann dem nachfolgenden Ablaufplan entnommen werden, siehe Bild 3.

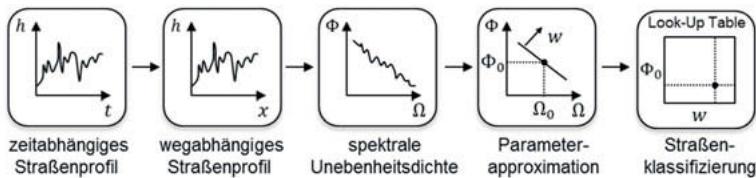


Bild 3: Prozess der fahrzeugseitigen Straßenklassifizierung, [4]

Ebenso kann nach [5], [7] für die Einzelhindernisdetection auf Basis des zeitlichen Straßenhöhenprofils die nachfolgende Klassifizierung verwendet werden, siehe Bild 4. Dabei wird die Einzelhindernisdetection von der zuvor vorgestellten Straßenklassifizierung nach [5], [7] beeinflusst. Auf diese Weise lassen sich straßenspezifische Einzelhindernisse im Fahrbahnverlauf detektieren.

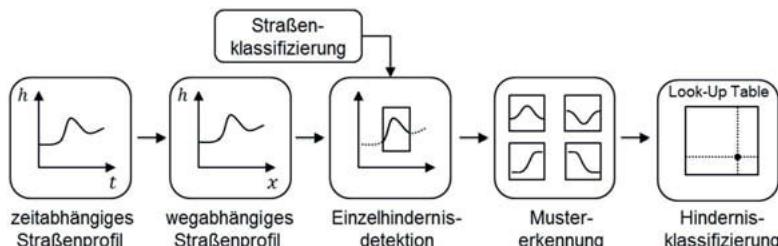


Bild 4: Prozess der fahrzeugseitigen Einzelhindernisdetection, [4]

Somit kann sowohl eine Aussage über den aktuellen Straßenzustand als auch über Einzelhindernisse im Fahrzeug getroffen werden. Die gewonnenen Daten werden am Ende positionabhängig in die Cloud übertragen und über die Fahrzeugflotte plausibilisiert. Eine Aussage über einen möglichen Aufsetzvorgang der Fahrzeugkarosserie kann jedoch mit diesen Methoden nicht detektiert werden, sodass in diesem Beitrag ein neuartiges Online-Verfahren hergeleitet wird, um die benötigten Informationen für das „intelligente Fahrwerk“ bereitzustellen, siehe Abschnitt 6.

4. Datenübertragung und -verarbeitung in der Cloud nach [4]

Für die Übertragung der Straßeninformationen zwischen Fahrzeug und Backend gibt es verschiedene Möglichkeiten. Je nach zeitlichen Anforderungen können die Daten einzeln oder auch paketiert online (je nach Verfügbarkeit) mit Hilfe vom GSM-Standard bzw. UMTS oder LTE bei höherer Datenrate übermittelt werden [19]. Sind die zeitlichen Anforderungen der

Datenübertragung gering, so ist ebenfalls eine temporär Datenübertragung via WLAN denkbar. Diese eignet sich jedoch nur, wenn die fahrzeugseitige Speicherkapazität entsprechend ausgelegt ist.

Das Ziel der Datenverarbeitung in der Cloud ist es, die gesammelten Schwarmdaten durch *Map Matching* [20] und *Clustering* [21] zu verknüpfen und anschließend neue Daten zu aggregieren. Im Fall der vorgestellten Straßenklassifizierung und Einzelhindernisdetektion bedeutet dies, die Zuordnung der ermittelten Straßenkategorien und Einzelhindernisse zu einer digitalen Karte. Dieser Prozess wird als *Map Matching* bezeichnet. Sobald die verschiedenen Straßenabschnitte mehrfach von den Verkehrsteilnehmern befahren werden, erfolgt der zweite Schritt der Verarbeitung, dass sogenannte *Clustering*. Dieser Prozess definiert die Zugehörigkeit der Daten unter verschiedenen Aspekten wie bspw. Objekttyp, Verortung oder zeitlicher Verfügbarkeit. Damit lassen sich im Anschluss der Event-Typ, die GSP-Position, die Richtungsabhängigkeit oder die Überfahrungswahrscheinlichkeit aggregieren und über Laufzeit aktualisieren, siehe Bild 5.



Bild 5: Konzept der Datenverarbeitung in der Cloud, ausgehend von den Schwarmdaten (Rohwerten) bei Mehrfachbefahrung links zu den aggregierten Daten rechts, [4]

5. Datenverwendung im Fahrzeug

Nachdem die Straßenzustandsinformationen von einer Fahrzeugflotte gesammelt und anschließend in der Cloud zu einer digitalen Straßenzustandskarte aggregiert und die fahrzeugspezifischen (wiederholenden) Bedienhandlungen und detektierten Aufsetzvorgänge in einer lokalen Datenbank gespeichert wurden, erfolgt am Ende die Datenbereitstellung an die Fahrzeuge bzw. in den Fahrwerksystemen. Ausgehend von der aktuellen Fahrzeugposition wird permanent die Aktualität der Straßenzustandskarte im Fahrzeug geprüft. Sollte die Kartendaten veraltet sein, so findet eine Aktualisierung über die Luft schnittstelle statt. Auf diese Weise wird sichergestellt, dass im Fahrzeug auf aktuelle Straßenzustandsinformatio-

nen aus der Cloud zugegriffen wird und eine spätere Fehlparametrierung ausgeschlossen werden kann.

Bemerkung: Aufgrund der Trennung von der Datengenerierung und Datenverwendung, siehe Bild 1, stellen Kartendaten immer eine veraltete Informationsquelle dar. Dies bedeutet, dass zu nächst eine Datenerhebung stattfinden muss, bevor eine digitale Straßenzustandsarte aggregiert werden kann. In der Zwischenzeit ist eine Änderung der Umgebungsbedingungen nicht auszuschließen, sodass zwischen den beiden Prozessen ein kontinuierlicher Zyklus bestehen muss. [7]

Im Anschluss erfolgt die Fahrerwunscherkennung in Form der wahrscheinlichsten Route (engl. most probable path) die vom Fahrzeug zurücklegt wird. Entweder ist diese durch eine gewünschte Routenführung bereits bekannt oder kann bspw. nach [22], [23] auf Grundlage der Verkehrssituation bzw. des Straßennetzes bestimmt werden. Auf diese Weise können die fahrwerksrelevanten (prädiktiven) Streckendaten in auftretender Reihenfolge selektiert und im Fahrwerk verarbeitet werden, indem bspw. die nach [7] ermittelten Regel- bzw. Fahrstrategien für unterschiedliche Fahrwerksysteme verwendet werden, sodass am Ende des cloudbasierten präadaptiven Regelkonzepts eine situationsabhängige Fahrwerksadaption stattfindet.

Bemerkung: Der Vorteil einer situationsabhängigen Adaption der Fahrwerksysteme gegenüber einer aktiven Vorsteuerung bzw. Kompensation ist, dass die Objektposition bzw. der Abstand zwischen Fahrzeug und Fahrbahnevent nicht exakt bekannt sein muss. Für eine Optimierung des Fahrverhaltens ist bereits ausreichend, wenn sich das Objekt innerhalb der zeitlich konstanten Regleradaptierung befindet. [7]

6. Online-Detektion von Aufsetzvorgängen

Aufgrund der aktuellen Entwicklung von Elektrofahrzeugen rückt der Bodenfreigang verstärkt in den Fokus der Untersuchungen, wobei eine immer niedrigere Trimmlage für eine maximale Reichweite angestrebt wird. Demgegenüber stehen alltägliche Fahrmanöver, wie bspw. Bordsteinabfahrten, Bodenwellen, etc., welche das Fahrzeug zum Aufsetzen bringen können. Um auf diese gegensätzlichen Anforderungen zu reagieren, werden im klassischen Entwicklungsprozess definierte Fahrmanöver durchgeführt und bspw. für die Auslegung von Schutzkonzepten für HV-Batterien im Unterboden verwendet.

Durch die Durchführung dieser definierten Standardmanöver können jedoch keine Aussagen über das tatsächliche Nutzerverhalten der Kunden abgeleitet bzw. fahrzeugspezifische Belastungskollektive im Feld bestimmt werden. Die derzeit einzige Möglichkeit, ist die Begut-

achtung beschädigter Fahrzeuge im Feld, wobei ein Missbrauch von den Kunden nicht ausgeschlossen werden kann. Um dieser Entwicklung entgegenzutreten bzw. das Aufsetzen im alltäglichen Gebrauch zu minimieren, gilt es alternative Ansätze zu finden, welche die gespeicherten Informationen prädiktiv bereitstellen, sodass die Fahrwerksysteme in der Lage sind, bspw. durch ein Anheben des Fahrzeugs mit Hilfe einer aktiven Luftfeder, ein Aufsetzen zu verhindern.

Für das „intelligente Fahrwerk“ werden neben den individuellen (wiederholenden) Bedienhandlungen, welche direkt im Fahrzeug erfasst, georeferenziert und fahrtrichtungsabhängig gespeichert werden, und den bereitgestellten Straßenzustandsdaten aus der Cloud, die Aufsetzvorgänge der Fahrzeugkarosserie benötigt. Vor diesem Hintergrund wird in diesem Beitrag ein Verfahren zur Online-Detektion von Aufsetzvorgängen des Fahrzeugs bei alltäglichen Fahrmanövern vorgestellt. Die gewonnenen Information werden anschließend prädiktiv von den verschiedenen Fahrwerksfunktionen genutzt, um ein zukünftiges Aufsetzen zu unterbinden.

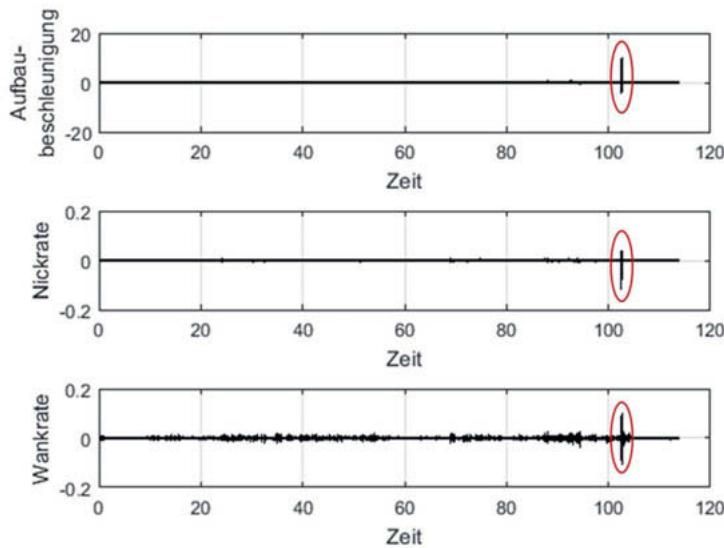


Bild 6: Detektion der Sensoreigenfrequenz durch Hochpassfilterung der IMU-Signale

Bei einem Aufsetzvorgang wirken kurzzeitig enorme Kräfte auf das Fahrzeug und dessen Sensorik, sodass diese analog einer Impulsanregung (Frequenzanalyse) mit deren Eigenkreisfrequenz zum Schwingen angeregt werden. Um ein Aufsetzen des Fahrzeugs zu detek-

tieren, wird im Folgenden vorgeschlagen, das Schwingverhalten der Fahrzeugsensorik auszuwerten. Hierfür müssen im Wesentlichen nur die Inertialsensorik (IMU) zur Erfassung der Aufbaubewegung und die Radeinfederungssensoren an allen vier Rädern betrachtet werden. Aufgrund der geringeren Eigenkreisfrequenz des Fahrzeugs gegenüber der IMU kann durch eine Hochpassfilterung der vertikalen Aufbaubeschleunigung, Nick- und Wankrate eindeutig eine Anregung der Sensoreigenfrequenz detektiert werden, siehe Bild 6. Die Detektion kann dabei durch Berechnung der Moving Variance mit einer Fensterbreite von bspw. 100-200ms oder Berechnung der Min-Max Werte im Fensterbereich effektiv auf einem Steuergerät erfolgen.

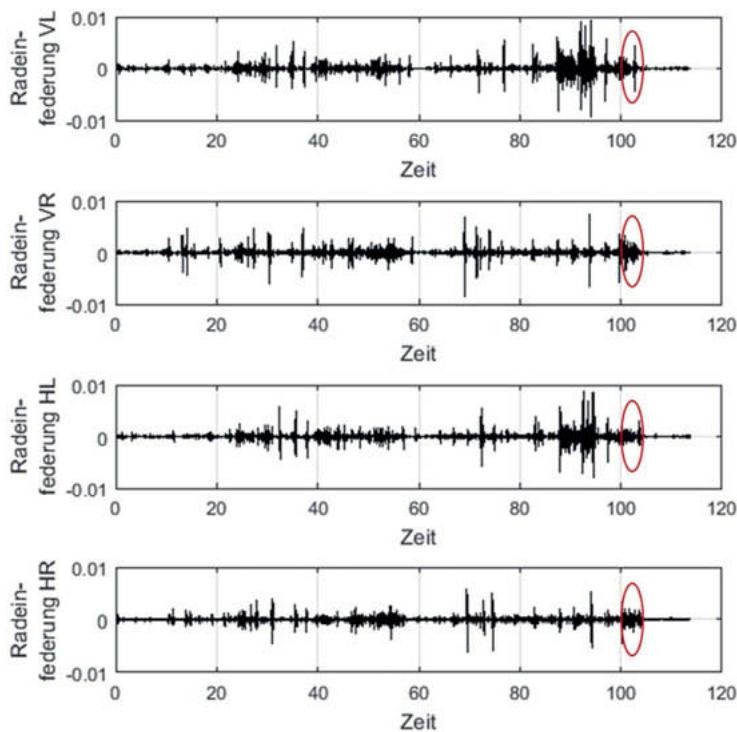


Bild 7: Referenz durch Hochpassfilterung der Radeinfederungssensorik an den vier Rädern

Um Fehldetektion zu verhindern, ist es notwendig, die vier Radeinfederungssignale ebenfalls zu analysieren und zur Plausibilisierung zu verwenden. Auf diese Weise können ruckartige Aufbaubewegungen auch ohne ein Aufsetzen der Karosserie selektiert und die eigentliche

Aufsetzdetection dementsprechend verbessert werden. Betrachtet man analog zu Bild 6 den Bereich des Aufsetzvorgangs in Bild 7, so ist ersichtlich, dass im Fall der Radeinfederungs-sensorik kein dominantes Schwingverhalten erkennbar ist, sodass der Impuls auf die IMU in Form der vertikalen Aufbaubeschleunigung, Nick- und Wankrate auf ein Aufsetzen der Karosserie zurückzuführen ist.

Um die Bedeutung der Auswertung der Radeinfederungssignale zu verdeutlichen, ist in Bild 8 ein Gegenbeispiel aufgeführt. Hier werden ähnliche Beschleunigungen bzw. höhere Nick- und Wankraten im Vergleich zu Bild 6 gemessen. Die Karosserie hat in dieser Fahrsituation jedoch nicht aufgesetzt. Durch Auswertung der Radeinfederungssignale konnte die Situation in Bild 8 als „normale“ Fahrsituation klassifiziert und nicht als Aufsetzvorgang detektiert werden.

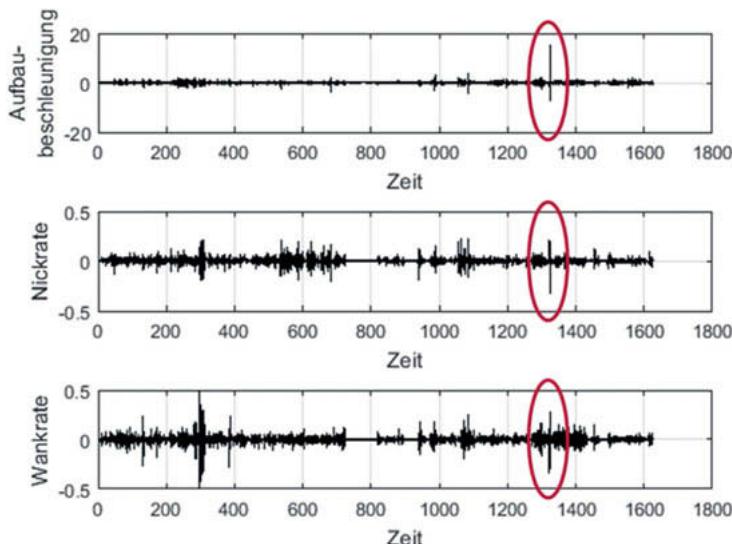


Bild 8: Hochpassfilterung der IMU-Signale, wobei kein Aufsetzen der Karosserie erfolgte!

Vor diesem Hintergrund kann das Aufsetzen eines Fahrzeugs eindeutig durch Analyse der Fahrzeugsensorik in Form der Inertialsensorik (IMU) und der Radeinfederungssensoren bestimmt werden. Zudem wird durch die Berechnung der Moving Variance bzw. der Min-Max-Werte der gefilterten Signale eine effiziente und ressourcensparende Variante auf dem Steuergerät im Fahrzeug bereitgestellt. Nach der Detektion werden die Information des Aufsetzvorgangs und die zugehörige GPS-Position des Fahrzeugs in einer Daten-Infrastruktur

hinterlegt. Bei einer erneuten Befahrung kann dann das „intelligente Fahrwerk“ im Vorfeld des Ereignisses präadaptiv reagieren und ein erneutes Aufsetzen des Fahrzeugs verhindern.

Im Nachfolgenden sind die Vorteile des Verfahrens im Überblick nochmal zusammengefasst:

- Online-Detektion von Aufsetzvorgängen der Fahrzeugkarosserie im Fahrbetrieb
- Verwendung und Verarbeitung von Sensorinformationen, welche auch in Serienfahrzeugen zum Einsatz kommen
- effiziente und ressourcensparende Umsetzung auf einem Steuergerät möglich
- Enabler-Funktion für Bauteilauslegung im Unterboden durch (regionale) Auswertung des Nutzerverhaltens im Markt
- Enabler-Funktion für verschiedene Fahrwerksfunktionen, welche ein Aufsetzen zukünftig verhindern bzw. reduzieren können

7. Zusammenfassung und Ausblick

Der vorliegende Beitrag stellt ein Konzept eines „intelligenten Fahrwerks“ auf Basis von Cloud-Daten und fahrzeugspezifischen Informationen vor. Dabei liegt der Schwerpunkt auf der fahrzeugseitigen Datengenerierung und Verwendung im Fahrzeug. Es wurde gezeigt, dass mit Hilfe eines Straßenbeobachters und der Auswertung des geschätzten Straßenhöhenprofils im Frequenzbereich die Straßenkategorie nach ISO8608:1995(E) ermittelt und Einzelhinderisse im Weg-/Zeitbereich detektiert werden können. Zudem wurde ein Online-Verfahren zur Detektion von Aufsetzvorgängen des Fahrzeugs in alltäglichen Fahrsituationen vorgestellt. Dabei ließ sich eine effiziente und ressourcensparende Umsetzung auf einem Steuergerät herleiten, welche die verschiedenen Sensorsignale im Fahrzeug verarbeitet. Die gewonnenen Informationen werden im Anschluss von den präadaptiven Regelstrategien genutzt, um den Fahrkomfort und die Niveaulage zu optimieren.

Anhand der in diesem Beitrag generierten Schwarmdaten lassen sich für die Zukunft noch weitere Use Cases ableiten:

- Auf Grundlage der Straßenzustands- und Aufsetzinformationen kann eine individuelle Routenplanung des Navigationssystems erfolgen – „komfortabelste Route“.
- Auf Basis der Straßenzustände und Aufsetzvorgänge können die Bauteilbelastungen des Fahrwerks analysiert und für zukünftige Fahrzeugprojekte optimiert werden.
- Die Wartungsintervalle des Fahrzeugs können durch Auswertung der unterschiedlichen Straßeneinflüsse und Aufsetzvorgänge adaptiert und die Ausfallwahrscheinlichkeit von einzelnen Bauteilen reduziert werden – „Predictive Maintenance“.

Literatur

- [1] Yamamoto, M. ; Hashiguchi, M. ; Nakagawa, S. : *Chassis, Control Systems and Equipment*, Journal of Society of Automotive Engineers of Japan, Vol. 67-69, 2013-2015.
- [2] Reif, K. : *Bosch Autoelektrik und Autoelektronik*, 6. Auflage, Bosch Fachinformation Automobil, Vieweg+Teubner Verlag, 2011.
- [3] Schiergl, A. : *Verfahren zum Betreiben eines Antriebsstrangs eines Kraftfahrzeugs mit Freilauf-Motor-Aus-Funktion, sowie Steuergerät und Kraftfahrzeug*, Offenlegungsschrift DE102 012 008 632A1, 2013.
- [4] Noll, A. ; Ament, C. : *Konzeption und Entwicklung eines Preview-Systems zur Verbesserung der Komforteigenschaften und der Reichweiteeffizienz eines Fahrzeugs mit geregelten Vertikaldynamiksystemen auf Basis von Backend-Daten*, 32. VDI/VW-Gemeinschaftstagung: Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren, Wolfsburg, 8.-9. November 2016.
- [5] Noll, A. ; Ament, C. : *Straßenklassifizierung und Einzelhindernisdetektion für cloudbasierte vertikale Fahrwerksfunktionen*, 17. Internationale VDI-Tagung Reifen-Fahrwerk-Fahrbahn, Hannover, 25.-26. Oktober 2017.
- [6] Noll, A. ; Ament, C. : *Potenzialanalyse prädiktiver Streckendaten zur Komfortsteigerung von Fahrzeugen mit geregelten Vertikaldynamiksystemen*, 8. VDI/VDE-Fachtagung AUTOREG 2017: Automatisiertes Fahren und vernetzte Mobilität, Berlin, 5.-6. Juli 2017.
- [7] Noll, A.: *Konzeption und Entwicklung eines Preview-Systems durch Backend-Daten zur Verbesserung der Komforteigenschaften eines Fahrzeugs mit geregelten Vertikaldynamiksystemen*, Universität Augsburg, Diss., in Druck.
- [8] Li, Z. ; Kolmanovsky, I. V. ; Atkins, E. M. ; Lu, J. ; Filev, D. P. ; Bai, Y. : *Road Disturbance Estimation and Cloud-Aided Comfort-Based Route Planning*, IEEE Transactions on Cybernetics PP (2016), Nr. 99, S. 1-13
- [9] Li, Z. : *Developments in Estimation and Control for Cloud-Enabled Automotive Vehicles*, University of Michigan, Diss., 2016
- [9] Li, Z. : *Developments in Estimation and Control for Cloud-Enabled Automotive Vehicles*, University of Michigan, Diss., 2016
- [10] Sugai, H. ; Buma, S. ; Kanda, R. ; Yoshioka, K. ; Hasegawa, M. : *Preview Ride Comfort Control for Electric Active Suspension*, In: Proceedings of the FISITA 2012 World Automotive Congress, SAE-China, Springer Berlin Heidelberg, 2013, S. 147-161

- [11] Noll, A. ; Ament, C. : *Accuracy and Robustness of Road Observers with Uncertainties for Reconstruction of the Road Elevation Profile*, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Göteborg (Schweden), 2016
- [12] ISO 8608, *Mechanical Vibration - Road Surface Profiles - Reporting of Measured Data*, International Organization for Standardization, ISO 8608:1995(E), 1995.
- [13] Mitschke, M. ; Wallentowitz, H. : *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. 5. Aufl. Springer Vieweg, 2014 (VDI-Buch)
- [14] Zeller, P. : *Handbuch Fahrzeugakustik: Grundlagen, Auslegung, Berechnung, Versuch; mit 43 Tabellen*. 2. Aufl. Vieweg + Teubner, 2012 (ATZ-MTZ Fachbuch).
- [15] Braun, H. : *Untersuchung von Fahrbahnunebenheiten und Anwendung der Ergebnisse*. Technischen Universität Braunschweig, Diss., 1969.
- [16] Braun, H. ; Hellenbroich, T. : *Messergebnisse von Straßenunebenheiten*, Unebenheiten von Schiene und Straße als Schwingungsursache, Bd. 877, VDI-Verlag Düsseldorf, 1991, S. 47-80.
- [17] Gimmller, H. ; Ammon, D. ; Rauh, J. : *Strassenprofile: Mobile Messung, prozessgerechte Datenaufbereitung und vollständige Bewertung bereiten die Basis für eine effektive Simulation*. VDI-Berichte (2005), Nr. 1912, S. 335-352
- [18] Schuknecht, F. ; Schulze Lammers, P. ; Uffelmann, F. ; Walter, W.-D. ; Wiesmeier, A. : *Messung von Nutzfahrzeugschwingungen auf der Straße – Nachbildung der Fahrbahnunebenheiten am Prüfstand und Berechnungsverfahren für die Computersimulation*, Unebenheiten von Schiene und Strasse als Schwingungsursache, Bd. 877, VDI-Verlag Düsseldorf, 1991, S. 119-134
- [19] Sauter, M. : *From GSM to LTE-Advanced: An Introduction to Mobile Networks and Mobile Broadband*. Wiley, 2014
- [20] White, C. E. ; Bernstein, D. ; Kornhauser, A. L.: *Some map matching algorithms for personal navigation assistants*. In: Transportation research part c: emerging technologies 8 (2000), Nr. 1, S. 91-108
- [21] Berkhin, P. : *A Survey of Clustering Data Mining Techniques*. In: Grouping Multidimensional Data. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006, S. 25-71
- [22] Engel, P. ; Balkema, J. ; Varchmin, A. : *Verfahren und Anordnung zum Bestimmen eines am ehesten wahrscheinlichen Fahrpfads eines Fahrzeugs*, Offenlegungsschrift, DE102011078946A1, 2013
- [23] Haug, M. ; Moennich, J. ; Schaaf, G. : *Verfahren zum Bestimmen eines am ehesten wahrscheinlichen Fahrpfads*, Offenlegungsschrift, DE102009028299A1, 2011

Klassifikation von Fahrbahnzuständen mithilfe von Datenaggregation

Waldemar Jarisa, Priv.-Doz. Dr.-Ing. **Roman Henze**,

TU Braunschweig, Braunschweig;

Bernd Hartmann, Continental Teves AG & Co. oHG, Frankfurt a.M.

Kurzfassung

Die Fahrsicherheit ist ein zentrales Entwicklungsziel in der Automobilindustrie, welches mit dem automatisierten Fahren vor neuen Herausforderungen dadurch steht, dass anstelle des Fahrers in Zukunft das System die Fahraufgabe übernehmen wird. Um die Fahrsicherheit zu gewährleisten, bedarf es einer genauen Kenntnis der unmittelbaren Fahrumgebung. Die Fahrumgebung setzt sich dabei aus mehreren Komponenten zusammen. Neben der Straßen-topologie und den Verkehrsteilnehmern kommt der Kenntnis über den Fahrbahnzustand, in Form von trockenen, nassen oder schnee- und eisbedeckten Straßen, eine große Bedeutung zu.

Im Rahmen dieser Arbeit in Kooperation mit und beauftragt durch die Continental AG werden Ansätze zur Fahrbahnzustandsklassifikation mittels Informationsfusion vorgestellt, welche den Fahrbahnzustand innerhalb der vier Gruppen -trocken, nass, schnee- und eisbedeckt- differenzieren. Hierfür werden unterschiedlichste Informationen miteinander fusioniert, um einerseits die Verfügbarkeit und andererseits die Genauigkeit, Verlässlichkeit und Robustheit der Klassifikation zu gewährleisten. Ausgehend von den einzelnen Klassifikationsmodellen, die sich aus digitalen Wetterkarten, Umfelddaten, Kamera- und Fahrdynamikinformationen zusammensetzen, wird jeweils eine Fahrbahnzustandsinformation samt Konfidenz bereitgestellt. Auf Seiten der digitalen Wetterkarten sei beispielhaft das regionale Wetter genannt. Dieses gibt eine erste Auskunft über Niederschlagsarten und -mengen und stellt darüber hinaus Informationen bereit, mithilfe derer beispielsweise der Taupunkt berechnet werden kann. Dieser wiederum kann in Kombination mit der Straßentemperatur verwendet werden, um beispielsweise mögliche Reifbildung zu identifizieren. Unter Zuhilfenahme von Umfelddaten, zu denen unter anderem der Regensor und die Scheibenwischeraktivität zählen, wird das Umfeld unmittelbar in Fahrzeugumgebung beschrieben. Die Klassifikation mittels Kameraalgorithmen erfolgt vorrangig durch Reflexions- und Mustererkennung. Grundlage für die Modellentwicklung sind Messdaten einer Messkampagne von ca. 4000 km auf realen Straßen in Deutschland und Skandinavien bei unterschiedlichen Straßenzuständen und Witterungsbedingungen mit

einem Versuchsträger des Instituts für Fahrzeugtechnik der Technischen Universität Braunschweig.

1. Einleitung

Nach [1] beschäftigt die präzise, robuste und vorzugsweise prädiktive Fahrbahnzustands- bzw. Reibwertschätzung seit mehreren Jahrzehnten die weltweite Automobil- und Zuliefererindustrie. Da der Reibbeiwert zwischen Reifen und Fahrbahn die physikalischen Grenzen der Fahrdynamik beschreibt, ist dieser ein wesentlicher Faktor für die aktive Sicherheit von Kraftfahrzeugen. Die Bedingungen für die Entwicklung von Systemen zu Fahrbahnzustandsschätzung haben sich dabei im Laufe der Zeit stark zum Positiven verbessert. Dies liegt zum einen an der steigenden Vernetzung der Fahrzeuge und zum anderen vor allem an der Weiterentwicklung der Umfeldsensorik. Die Evolution der Fahrdynamik- und Fahrerassistenzsysteme fordert neben einer deutlich steigenden Rechenleistung für Integrationsplattformen immer präzisere und teilweise auch redundante Umfeldsensoren bei gleichzeitig größeren Erfassungsbereichen, Auflösungen sowie einer erhöhten Verfügbarkeit. Dies sorgt schließlich dafür, dass eine Vielzahl an Informationen zur Verfügung steht, die gewinnbringend fusioniert werden kann. Andererseits ergeben sich gerade durch die Fahrerassistenz und die Automatisierung neue Anwendungsfälle, die schon bei realistischen Anforderungen funktional einen deutlichen Mehrwert durch Einbeziehung von Informationen zum Fahrbahnzustand versprechen. Die Informationen können anschließend für automatisierte Fahrfunktionen aber auch für Fahrerassistenzsysteme, wie z. B. der Abstandsregeltempomat oder das autonome Notbremsystem, bereitgestellt werden, sofern diese für ihren Anwendungsfall robust und präzise genug geschätzt werden [2], [3].

Im Rahmen dieser Arbeit werden Messdaten aus zwei Messkampagnen im skandinavischen und deutschen Straßenverkehr untersucht, welche mit einem Versuchsträger des Instituts für Fahrzeugtechnik aufgezeichnet sind. Die erste Messkampagne wurde im November 2017 in Schweden und Norwegen durchgeführt und beinhaltet eine Fahrzeit von ca. 26 Stunden und einer gefahrenen Strecke von 1872 km, siehe Tabelle 1. Dabei wurden unterschiedliche winterliche Fahrbedingungen aufgezeichnet, was sich in den zeitlichen Anteilen der Fahrbahnzustände widerspiegelt. So wurden 10,8% der gefahrenen Zeit auf verschiedenen Straßen zurückgelegt. Der Anteil an vereisten Straßen fällt mit 25,7% recht hoch aus, da unter diese Kategorie insbesondere das sogenannte „Rough Ice“ fällt. Dieses darf nicht mit „Black Ice“ oder Blitzeis verwechselt werden. Bei „Rough Ice“ handelt es sich meist um Schneedecken, die vielfach überfahren werden und sich stetig verdichten, solange, bis eine Eisschicht mit grober Makrostruktur entsteht. Zusätzlich werden diese Schichten oftmals zusätzlich durch sogenannte „Ice

Scrapper“ aufgeraut, sodass Längsrillen entstehen. Dies hat zur Folge, dass der Reibbeiwert deutlich oberhalb von Glatteis liegt und mindestens vergleichbar mit einer schneebedeckten Straße ist. Neben den eindeutigen winterlichen Fahrbahnzuständen Schnee und Eis entsprechen 19,7% der Messdaten einer Fahrt auf winterlichen Mischzuständen. Auf diesen Straßen ist die Fahrbahnoberfläche nicht durchgehend von einer Schnee- oder Eisdecke bedeckt. Es lassen sich vereinzelt trockene Asphaltstellen oder -Spuren erkennen, was eine eindeutige Zuordnung erschwert. Diese sind in der Mischklasse „Mix: trocken & Schnee / Eis“ zusammengefasst. Trockene, winterliche Straßen nehmen einen zeitlichen Anteil von 25,0% ein. Nasse Straßen sind definiert als Straßen, bei denen ein ausgeprägter Wasserfilm auf der Straßenoberfläche vorliegt und entweder zu spiegelnden Reflexionen und / oder Fahrspuren vorausfahrender Fahrzeuge führt. Im Rahmen der Messkampagne vom November 2017 lag dieser Zustand nicht vor. Straßen im Übergangszustand, die weder komplett trocken sind noch der Definition für nasse Straßen entsprechen, werden dem Fahrbahnzustand feucht zugeordnet. Neben den Messdaten in Schweden und Norwegen wurden weitere Messdaten aus dem Zeitraum von März bis August 2018 in Deutschland eingefahren. Die zurück gelegte Strecke von 1886 km entspricht annähernd der Laufleistung aus Skandinavien. Sie besteht zum großen Anteil aus Messdaten auf trockener Straße (56,2%). Innerhalb der restlichen Messdaten wurde wechselhaftes Wetter mit teilweise ergiebigem Regen und lokalen Sommergefällen aufgezeichnet (feucht: 29,6%; nass: 12,1%).

Tabelle 1: Zeitlicher Anteil des befahrenen Fahrbahnzustands innerhalb der beiden Messkampagnen

	Schweden & Norwegen (November 2017)	Deutschland (März - August 2018)
Fahrzeit	~26 h	~23 h
Fahrstrecke	~1872 km	~1886 km
Zeitlicher Anteil des Fahrbahnzustands		
trocken	25,0%	56,2%
feucht	10,0%	29,6%
nass	0,0%	12,1%
Mix: trocken & Schnee / Eis	19,7%	0,0%
Schnee	10,8%	0,0%
Eis	25,7%	0,0%
nicht eindeutig	8,8%	2,5%

2. Methodisches Vorgehen

Im Rahmen dieser Arbeit wird die Fahrbahnzustandsklassifikation auf unterschiedlichen Informationsebenen exemplarisch beleuchtet. Der Fahrbahnzustand ist dabei definiert als Eigenschaft des gegenwärtigen Reifen-Fahrbahn-Kontakts. Dabei ist der Fokus nicht darauf gelegt, den numerisch exakten Reibbeiwert zu bestimmen. Vielmehr wird zwischen den vier Zuständen „trocken“, „nass“, „Schnee“ und „Eis“ unterschieden, Bild 1.

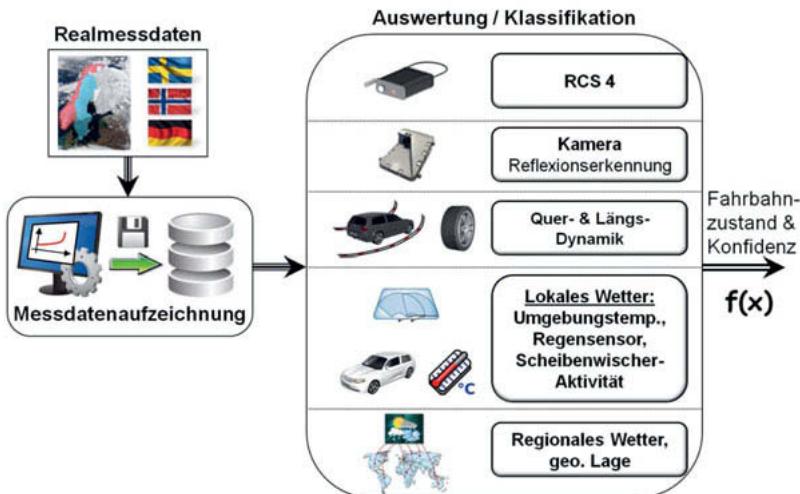


Bild 1: Methodisches Vorgehen

Auf der untersten Ebene werden zunächst Informationen des regionalen Wetters anhand einer digitalen Wetterkarte, verbunden mit geografischen Positionsdaten und jahreszeitlichen Informationen, verarbeitet. Eine Präzisierung erfolgt in der zweiten Ebene mittels lokaler Wetterinformationen. Dazu zählen Fahrzeuginformationen zu Fahrzeugaußentemperatur, Regenintensität und Scheibenwischeraktivität. Dem übergeordnet ist die Klassifikation aus der Längs- und Querdynamik. In diesem Abschnitt erfolgt die Betrachtung der kombinierten Beschleunigung sowie dem Eingriff von Fahrdynamikregelsystemen. Die höchste Ebene der Fahrbahnzustandsklassifikation bildet die optische Sensorschicht. Kernstück ist die Fahrerassistenzkamera. Die oberste Ebene, die sogenannte Referenzschicht, ist eine optionale Ergänzung um einen Road Condition Sensor (kurz: RCS), welcher unter anderem ein Strahlungspyrometer mit einem Infrarotlaser kombiniert. Zukünftig werden die Wetter- und Reibwertinformationen

zusammen mit Konfidenzstempeln in die dynamischen Layer von hochgenauen Karten integriert, welche die Reibwertinformationen flottenbasiert bzw. im Kollektiv mit weiteren Verkehrsteilnehmern bereit stellen.

3. Klassifikationsebenen

Im nachfolgenden Abschnitt werden die unterschiedlichen Klassifikationsebenen näher beleuchtet. Die erste und zweite Ebene der Fahrbahnzustandsklassifikation wird in Analogie zur menschlichen Wetterinformationsaufnahme umgesetzt. Noch bevor der Fahrer das Fahrzeug auf der Straße bewegt, nimmt dieser lokale und in den meisten Fällen auch regionale Wetterinformationen über externe Dienste, wie z. B. Radio oder Internet auf. Zusätzlich besitzt der Fahrer ein ausgeprägtes Erfahrungs- und Kontextwissen in Bezug auf die jahreszeitlich bedingte örtliche Wetterlage. Dieses Wissen wird in Form einer wahrscheinlichkeitsbasierten Informationsfusion einer digitalen Wetterkarte (hier: open weather map) umgesetzt. Auf Basis der erzeugten Messdaten wird ein naiver Bayes Klassifikator aufgebaut. Der naive Bayes Klassifikator beruht auf dem Satz von Bayes, mit dem es möglich ist, bedingte Wahrscheinlichkeiten zu berechnen. Das bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit für ein Ereignis (engl. Event) E unter der Bedingung gemessener Merkmale (engl. Features) F als $P(E|F)$ berechnet werden kann. Hierzu muss jedoch bekannt sein, wie hoch die Wahrscheinlichkeit für die Merkmalsausprägungen bei eingetretenem Ereignis ist, $P(F|E)$. Die mathematische Formulierung ist in Formel 1 beschrieben:

$$P(E|F) = \frac{P(E) \cdot P(F|E)}{P(F)} \quad (\text{Formel 1})$$

Um die gesuchte Wahrscheinlichkeit berechnen zu können, wird zunächst die Kenntnis über die A-Priori-Wahrscheinlichkeit P des Ereignisses E und der Merkmalsausprägung F benötigt. Die A-Priori-Wahrscheinlichkeit P(E) (also wie wahrscheinlich ein Fahrbahnzustand im Allgemeinen auftritt) wird entgegen der Wahrscheinlichkeitstheorie nicht aus der Messdatenbasis, sondern auf Basis der Wetterstatistik berechnet, um die Jahreszeiten und den jeweiligen Ort zu berücksichtigen. Folglich ergeben sich variable A-Priori-Wahrscheinlichkeiten. $P(E|F)$ wird A-Posteriori-Wahrscheinlichkeit genannt. Für die Fahrbahnzustandsklassifikation bedeutet dies konkret, dass die einzelnen Zustandswahrscheinlichkeiten bei gegebenen Merkmalen berechnet werden. Als Merkmale werden unter anderem der aktuelle Bewölkungsgrad, die relative Feuchte sowie die Windgeschwindigkeit verwendet. Diese Ebene dient dazu das regionale Wetter, mit einer Prozentangabe zu versehen. Folglich wird in dieser Ebene nicht zwischen einer schnee- und eisbedeckten Fahrbahn unterschieden, sodass sie in einer winterlichen Bedingung zusammengefasst werden.

Das regionale Wetter wird nachfolgend mit Fahrzeugseriensensoren plausibilisiert. So wird mittels Regensor und Scheibenwischeraktivität überprüft, ob das regionale Wetter auch lokal in unmittelbarer Nähe des Fahrzeugs bestätigt werden kann.

Zusätzlich zu den Seriensensoren, welche das lokale Wetter beschreiben, werden fahrdynamische Ausnutzungen zur Plausibilisierung einzelner Fahrbahnzustände verwendet. Hierzu werden die Antriebskräfte und der Schlupf verwendet, um mögliche Fahrbahnzustände auszuschließen. Ein häufiger Eingriff von Schlupfregelsystemen ist ein deutliches Indiz für winterliche Bedingungen, sodass an diesen Stellen direkt auf den Reibbeiwert geschlossen werden kann, da sich hier der Reifen an seiner Kraftschlussgrenze befindet.

Eine große Herausforderung bei fahrdynamischen Betrachtungen ist jedoch, dass grundsätzlich eine gewisse fahrdynamische Anregung benötigt wird, um eine Unterscheidung innerhalb der Fahrbahnzustände treffen zu können. Um auch bei Fahrten mit fehlender Anregung eine Information über den Fahrbahnzustand generieren zu können, werden optische Bildverarbeitungsverfahren verwendet, die eine hohe Verfügbarkeit gewährleisten. In der gegenwärtigen Ausprägung des Algorithmus werden spiegelnde Reflexionen innerhalb der Kamerabilder erkannt. Dieses erfolgt auf Basis einer Serienfahrerassistenzkamera. Hintergrund dessen ist, dass nasse Straßen eher eine spiegelnde, wohingegen trockene Straßen eine diffuse Reflexion aufweisen. Das genaue Vorgehen bei der Kamera-Klassifikation ist in [4] beschrieben. Zunächst wird innerhalb eines Kameraeingabebildes ein **Region of Interest (ROI)** gebildet. Innerhalb des ROI werden unterschiedlichste Merkmale, wie z. B. Texturen und Reflexionen, abgeleitet. Mit diesen werden zufällige Entscheidungsbäume aufgestellt, anhand derer die finale Klassifikation durchgeführt wird. Innerhalb der nächsten Wintererprobung wird eine neue Version des Kamera-Algorithmus verwendet, welche auf Basis maschineller Lernverfahren direkt auf die drei Fahrbahnzustandsklassen „trocken“, „nass“ und „winterlich“ schließt.

In der obersten optionalen Ebene wird ein Prototyp auf Basis von Infrarotlasern und einem Strahlungspyrometer verwendet. Dieser ist in der Lage die vier Fahrbahnzustände zu unterscheiden, indem zu Beginn überprüft wird, ob auf der Straße Wasser enthalten ist. Für diese Identifikation wird das charakteristische Absorptionsspektrum des Wassers zugrunde gelegt [5]. Falls kein Wasser auf der Straße vorhanden ist, wird ein trockener Fahrbahnzustand klassifiziert. Wenn Wasser detektiert wird, gilt es den Aggregatzustand zu bestimmen. Dies erfolgt mithilfe des Strahlungspysrometers. Wenn die Oberflächentemperatur oberhalb von 2,5 °C liegt, wird zu 99% nass präferiert. Unterhalb von -2,5 °C wird zu 99% Schnee bzw. Eis klassifiziert. Dazwischen wird ein linearer Übergangsbereich der Wahrscheinlichkeiten definiert, um Messunsicherheiten zu berücksichtigen. Das letzte Prozent wird nicht vergeben, um die zweit-

beste Möglichkeit auf Grund der anderen Daten der Sensorfusion nicht komplett zu überschreiben. Abschließend wird die Oberfläche mittels einer Fotodiode hinsichtlich ihrer Helligkeit untersucht. Es wird an dieser Stelle davon ausgegangen, dass eine verschneite Fahrbahn tendenziell heller als eine vereiste ist.

4. Ergebnisse

Im Rahmen dieser Arbeit werden nachfolgend drei exemplarische Messstage aus Deutschland sowie die winterliche Messkampagne näher beleuchtet. Dabei wird der Fokus verstärkt auf die Wetterinformationen gelegt und aufgezeigt, in welchen Bereichen bereits diese einen Mehrwert liefern. Hierzu wird zunächst ein Messtag im Sommer bei sehr trockenen Bedingungen vorgestellt. Diesem wird ein sehr durchwachsener und regnerischer Messtag im Frühjahr gegenübergestellt. Abschließend erfolgt die Betrachtung eines sommerlichen Messtags mit lokalem Gewitter und Starkregen. Die Ergebnisse sind dabei jeweils identisch dargestellt. An oberster Stelle steht das Experten-Label, welches die „Ground Truth“, also die tatsächlich vorliegenden Fahrbahnzustände, repräsentiert. Die Symbole neben den Zahlen entsprechen dabei den zugehörigen Fahrbahnzuständen. Ein Experten-Label mit einer Kommazahl bedeutet, dass es sich um keinen eindeutigen Zustand handelt, z. B. 1,5 = feucht. An zweiter und dritter Stelle sind die Informationen der digitalen Wetterkarte enthalten. Dem folgend sind die Informationen aus der Seriensensorik zum lokalen Wetter angeführt. Abschließend ist das Ergebnis aus dem Kamera-Algorithmus dargestellt. Der Algorithmus ist aktiv, wenn eine Mindestgeschwindigkeit gefahren, der Lenkradwinkel einen Absolutwert nicht überschreitet und kein vorausfahrendes Objekt detektiert wird, um mögliche Fehlinterpretationen zu vermeiden. Die Mindestgeschwindigkeit ist notwendig, da die Berechnung auf Basis von Änderungen in der Bildabfolge erfolgt. Ferner sorgen vorausfahrende Objekte ganz einfach dafür, dass die Fahrbahnoberfläche durch sie verdeckt würde. Alle beschriebenen Informationen sind dabei über der Zeit aufgetragen.

4.1. Messfahrt auf trockener Fahrbahn

Diese Messfahrt ist stellvertretend für den trockenen Fahrbahnzustand, numerischer Wert „1“, ausgewählt, Bild 2. Es ist zu erkennen, dass über die gesamte Laufzeit von ca. 50 Minuten trotz sehr hohem Bewölkungsgrad (90%) eine ausnahmslos trockene Straße vorlag. Der Himmel ist zwar bedeckt, jedoch ist kein Niederschlag gefallen. Die Berechnung des regionalen Wetters mittels naivem Bayes Klassifikator der Open Weather Map (OWM) Daten prognostiziert ebenfalls trockenes Wetter über den gesamten Messzeitraum. Der Regensor detektiert ebenfalls keinen Niederschlag, was zu keinen Scheibenwischeraktivitäten führt. An dieser

Stelle wird deutlich, dass innerhalb des Messzeitraums kein Niederschlag gefallen ist. Dennoch besteht die Möglichkeit, dass zuvor große Mengen Regen lokal gefallen sein könnten, sodass die Straße danach immer noch nass sein kann. Dies gilt es mit dem Kamera-Algorithmus zu überprüfen. In diesem Beispiel detektiert der Algorithmus keinerlei spiegelnde Reflexionen, sodass deren Wahrscheinlichkeiten sehr gering sind (kleiner 10%). Dies lässt den Schluss zu, dass unter Berücksichtigung aller Klassifikationsebenen und einer Umgebungs-temperatur deutlich oberhalb des Gefripunkts tatsächlich eine trockene Straße vorliegt.

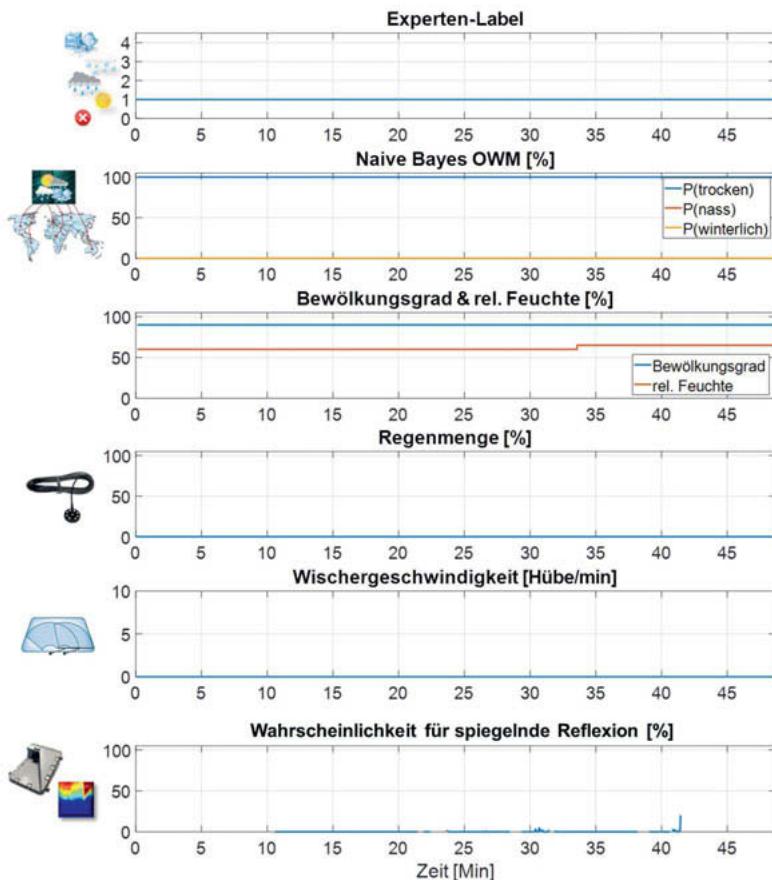


Bild 2: Ergebnisse für eine Messfahrt auf trockener Fahrbahn

4.2. Messfahrt auf feuchter und nasser Fahrbahn

Die nachfolgende Messung repräsentiert einen sehr durchwachsenen Tag im Frühjahr, Bild 3. Anhand des Experten-Labels ist zu erkennen, dass der Fahrbahnzustand stetig, besonders innerhalb der ersten 50 Minuten, wechselt. Ab der Minute 160 liegt ein ausgeprägter Wasserfilm auf der Straße vor, sodass diese als eindeutig nass definiert wird. Auf Basis der digitalen Wetterdaten wird ersichtlich, dass das regionale Wetter unbeständig ist. Innerhalb der ersten 40 Minuten ist die Wahrscheinlichkeit für nasse Zustände sehr hoch und nimmt im weiteren Verlauf etwas ab. Dies ändert sich ab Minute 90, da dort eine verringerte relative Feuchte übermittelt wird. Somit wird von dort aus bis Minute 150 ein trockener Zustand prognostiziert. Dem folgt wieder ein nasser Bereich. Abschließend lässt sich für diese Klassifikationsebene feststellen, dass grundsätzliche Tendenzen abgeleitet werden können und sie als Informationsquelle für andere Klassifikatoren genutzt werden können.

Mithilfe des Regensorsors wird ersichtlich, dass innerhalb der ersten 35 Minuten kein Niederschlag gefallen ist, die Straße dennoch an einigen Stellen feucht war. Im folgenden Verlauf nimmt die vom Regensor detektierte Regenmenge zu. In Kombination mit der Integrierten Scheibenwischersteuerung, kann diese Information weiterverarbeitet werden. So wird ab Minute 150 konstant die maximale Menge mittels Regensor dauerhaft detektiert. Dies führt zu einer erhöhten Wischgeschwindigkeit. Nachfolgend muss nun überprüft werden, ob der Niederschlag auf der Straßenoberfläche einen Wasserfilm entstehen lässt oder ob dieser versickert und abfließt. Mithilfe der Reflexionserkennung des Kamera-Algorithmus wird diese Untersuchung möglich. In den ersten 150 Minuten liegt die Wahrscheinlichkeit für spiegelnde Reflexionen deutlich unterhalb von 50%. Lediglich einige wenige lokale Ausreißer sind zu erkennen. Um tatsächlich auf eine nasse Fahrbahn zu schließen, muss die Wahrscheinlichkeit über einen längeren Zeitraum anhalten. Zu erkennen ist dieses innerhalb des umrandeten Bereichs. Somit zeigt sich in diesem Beispiel, dass ausgehend von dem regionalen Wetter abgeschätzt werden kann, dass die Straßen aller Voraussicht nach nicht durchgängig trocken sind. Mithilfe der Seriensensoren und der Reflexionserkennung durch die Kamera ist es nun möglich, lokale nasse Straßen zu identifizieren. Dieses ist allein mit den Seriensensoren nicht möglich, da die Unsicherheit hinsichtlich der Wasserfilmhöhe auf der Fahrbahn nur schwerlich abgeschätzt werden kann.

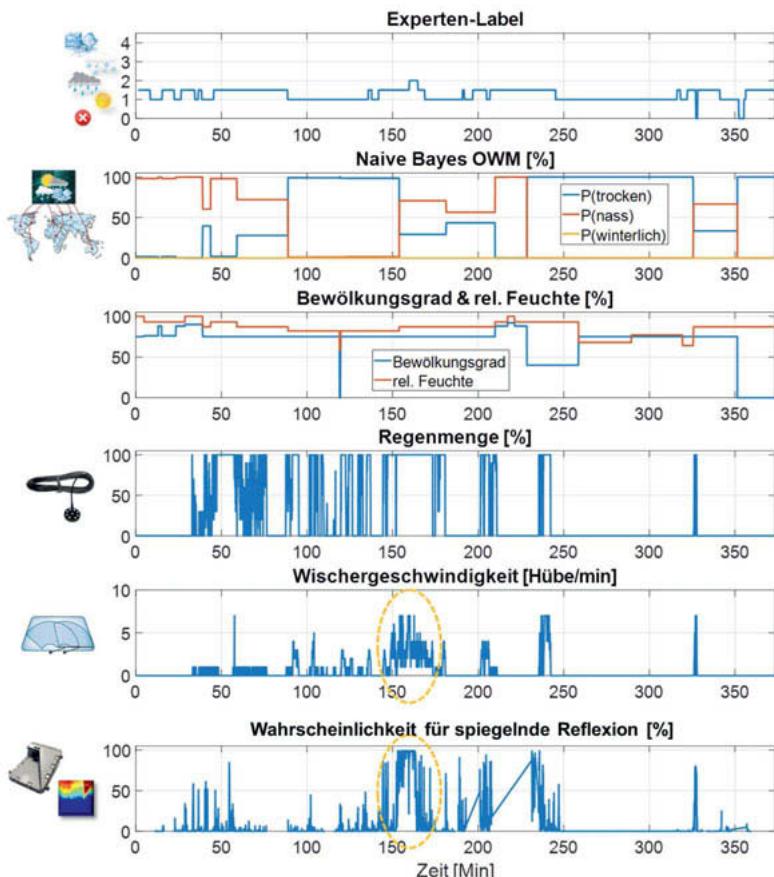


Bild 3: Ergebnisse für eine Messfahrt auf trockener, feuchter und nasser Fahrbahn

4.3. Messfahrt auf trockener Fahrbahn inkl. lokalem Gewitter

Das dritte Beispiel dient dazu, die Dynamik des sich ändernden Fahrbahnzustands darzustellen, Bild 4. In den ersten 125 Minuten ist ein trockener Fahrbahnzustand bei ca. 30 °C Außentemperatur anzutreffen. Ab dann ist ein lokales Sommergewitter aufgetreten, welches innerhalb kürzester Zeit große Niederschlagsmengen mit sich bringt und zu nassen Fahrbahnzuständen führt. Das regionale Wetter mittels naivem Bayes Klassifikator erkennt dieses Gewitter nicht, sodass über die gesamte Messung hinweg ein trockener Fahrbahnzustand prognostiziert wird. An diesem Beispiel wird ersichtlich, dass mit dieser Methode lokale Effekte nicht hinreichend abgebildet werden können. Allerdings wird in diesem Fall der Niederschlag schnell und eindeutig von dem Regensor detektiert. Innerhalb kürzester Zeit wird die maximale Regenmenge erkannt, sodass die Scheibenwischeraktivität ebenfalls ansteigt. Die Reflexionserkennung mittels Kamera-Algorithmus zeigt ebenfalls ein sehr deutliches Bild. Auf trockenen Straßen herrscht überwiegend diffuse Reflexion. Folglich ist die Wahrscheinlichkeit für spiegelnde Reflexionen gering. Erst ab Minute 130 steigt die Wahrscheinlichkeit an. Somit wird auch ohne die Information der digitalen Wetterkarte dieser lokale nasse Fahrbahnzustand erkannt.

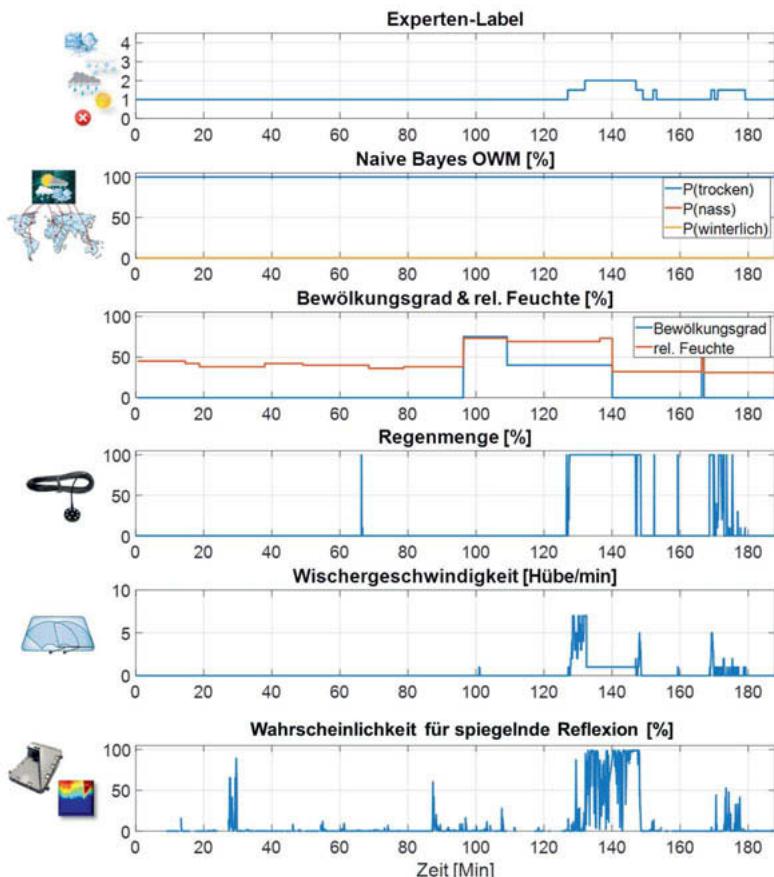


Bild 4: Ergebnisse für eine Messfahrt auf trockener Fahrbahn mit lokalem Gewitter

Neben den bisher vorgestellten Methoden ist der Versuchsträger mit einem Prototypen ausgestattet. Der Road Condition Sensor (kurz: RCS) verfügt, wie bereits erwähnt, über Infrarotlaser sowie ein Strahlungspyrometer. Dieser findet ebenfalls Anwendung in dieser Messfahrt. In Bild 5 sind die RCS-Ergebnisse für die zuvor beschriebene Messfahrt auf trockener Fahrbahn mit dem lokalen Gewitter dargestellt. Dort sind zunächst die Umgebungs- und Straßentemperaturen gegenübergestellt. Die Umgebungstemperatur entstammt der Fahr-

zeugseriensensorik, wohingegen die Straßentemperatur mittels Strahlungspyrometer berührungslos aufgezeichnet wird. Es ist zu erkennen, dass die Straßentemperatur zu Beginn deutlich oberhalb der Umgebungstemperatur liegt. Der Grund hierfür liegt in der Tatsache, dass der Bewölkungsgrad bei 0% liegt und sich die dunkle Straßenoberfläche gegenüber der Umgebung aufheizt. Ferner ist zu entnehmen, dass die Straßentemperatur größeren Schwankungen unterliegt. Dies liegt an lokalen Schatten, die unter anderem durch Bäume oder andere Bebauungen entstehen. Somit ist der RCS ebenfalls in der Lage, solche Gegebenheiten zu detektieren. Der starke Temperaturabfall von Straße und Umgebung deutet auf ein lokales Unwetter hin.

Das Laser-Signal wird dazu verwendet, um Wasser auf der Straßenoberfläche zu erkennen. Hierzu werden zwei konstante Schwellwerte (gestrichelte Linien) verwendet. Solange sich das Laser-Signal oberhalb der beiden Schwellwerte befindet, handelt es sich um trockene Fahrbahnzustände. Sobald der Wert unter die oberste Schwelle fällt, ist die Straße feucht. Nähert sich der Wert der unteren Schwelle ist der Fahrbahnzustand nass. Das Ergebnis aus der Fusion von Strahlungspyrometer und Infrarotlaser ist in Bild 5 unten zu sehen. Dort ist der lokale Niederschlag sehr gut und schnell zu erkennen. Die Wahrscheinlichkeit für eine nasse Fahrbahn steigt mit Absinken des Laser-Signals. Ebenso schnell wird wieder eine trockene Straße klassifiziert, sobald kein ausreichender Wasserfilm auf der Straßenoberfläche vorhanden ist. Die Vorteile der einzelnen Prototypenkomponenten werden in zukünftigen Messkampagne weitere Berücksichtigung finden. Allen voran stellt sich das Strahlungspyrometer als hilfreiche Informationsquelle zur Identifikation von winterlichen Fahrbahnzuständen heraus.

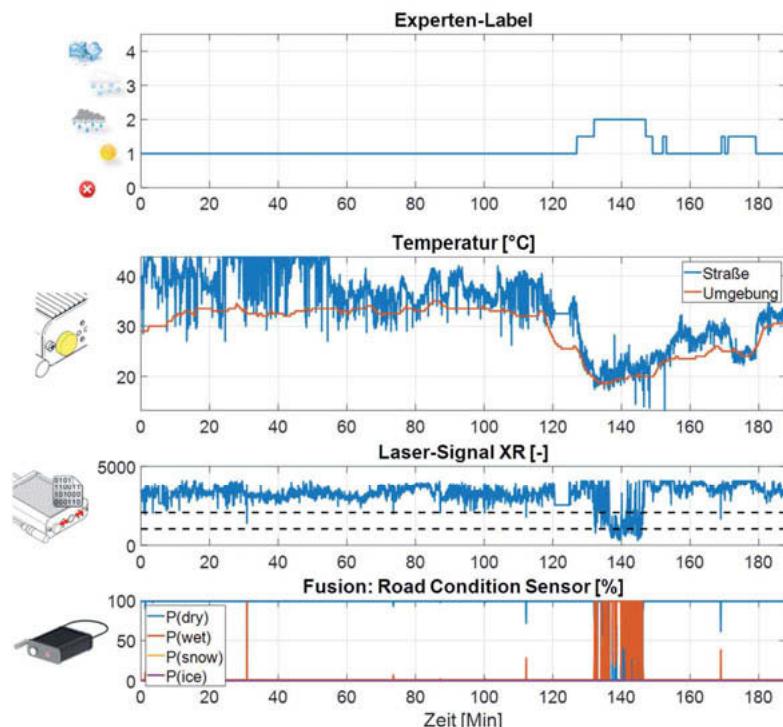


Bild 5: Ergebnisse für eine Messfahrt auf trockener Fahrbahn mit lokalem Gewitter

4.4. Messkampagne bei winterlichen Bedingungen

In Bild 6 ist die GPS-Trajektorie der Messkampagne unter verschneiten und frostigen Bedingungen samt entsprechender Fahrbahnzustände aufgezeichnet. Es ist zu erkennen, dass in den nördlichen Breitengraden und im November 2017 vermehrt winterliche Straßenbedingungen vorliegen. Ferner sind der Trajektorie sämtliche Schlupfregeleingriffe in Form von „Stecknadeln“ überlagert. Daraus ist zu entnehmen, dass Schlupfregeleingriffe auf winterlichen Fahrbahnzuständen deutlich häufiger im Vergleich zu trockenen oder feuchten Straßen auftreten. Besonders auffällig ist dabei die Fahrt auf verschneiter Straße im äußersten Süden. In diesem Abschnitt ist ergiebiger Neuschnee gefallen, was den Reibbeiwert signifikant herabsetzt.

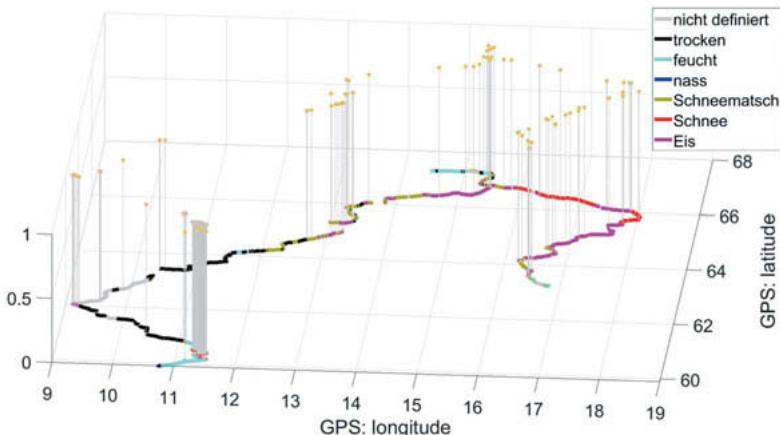


Bild 6: GPS-Trajektorie durch Schweden und Norwegen auf unterschiedlichen Fahrbahnzuständen und Schlupfregeleingriffen

Innerhalb der Bereiche mit Schlupfregeleingriffen kann der Fahrbahnzustand unter Berücksichtigung der Fahrzeugbeschleunigungen einfach bestimmt werden, da sich der Reifen an der Kraftschlussgrenze befindet. Für die übrigen Bereiche müssen andere Abschätzungsmethoden verwendet werden. Um auch in Bereichen mit niedriger Fahrzeughodynamik eine gezielte Fahrbahnzustandsklassifikation liefern zu können, schafft ein neuer Algorithmus innerhalb der Bildverarbeitung Abhilfe. Die ursprüngliche Reflexionerkennung ist für winterliche Bedingungen nicht geeignet, da sowohl verschneite Straßen als auch „Rough Ice“ das Licht eher diffus reflektieren lassen. Demnach ist eine Unterscheidung zwischen diesen und trockenen Fahr-

bahnzuständen nur bedingt möglich. Der neue Kamera-Algorithmus wird in der Lage sein, direkt zwischen den Zuständen trocken, nass und winterlich verschneit zu unterscheiden und geht nicht den Umweg über die Analyse des Reflexionsmusters. Der Einsatz der neuen Algorithmus-Version findet Anwendung in der nächsten Wintererprobung. Dadurch kann ein komplementärer Fusionsalgorithmus aufgebaut werden, welcher bei quasistationärer Geradeausfahrt den Kamera-Algorithmus und bei dynamischen Anregungen ein Fahrdynamikmodell verwendet, um den Fahrbahnzustand zu klassifizieren.

5. Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit wurden verschiedene Ebenen zur Fahrbahnzustandsklassifikation vorgestellt. Zu Beginn sind regionale Wetterinformationen aus einer digitalen Wetterkarte in einem probabilistischen Ansatz fusioniert. Ziel ist es, das regionale Wetter zu beschreiben, welches anschließend lokal im Fahrzeug durch Seriensensoren plausibilisiert wird. Mithilfe des Regensorsors und der Scheibenwischeraktivität kann identifiziert werden, ob tatsächlich Niederschlag fällt. Im nächsten Schritt gilt es herauszufinden, ob der gefallene Niederschlag sich auch als ausgeprägter Wasserfilm auf der Fahrbahn entwickelt. Hierzu werden Kamera-Bilder mittels Bildverarbeitungsalgorithmen analysiert, welche spiegelnde Reflexionen erkennen. Bei einer nassen Fahrbahn wird das Licht gerichtet reflektiert, wohingegen es auf einer trockenen Fahrbahn diffus reflektiert wird.

Diese Erkenntnisse werden nachfolgend anhand ausgewählter Beispiele beleuchtet. Die Fahrt auf einer trockenen Straße wird sowohl durch das regionale Wetter als auch durch die lokalen Informationsgrößen (Regensor und Scheibenwischeraktivität) bestätigt. Um auch final zu erkennen, dass tatsächlich kein Wasser auf der Fahrbahnoberfläche durch vorherige Niederschläge liegen geblieben ist, wird die Fahrbahn mit Hilfe einer Monokamera auf spiegelnde Reflexionen hin untersucht. Letzteres erweist sich als zielführend, was am Beispiel des regnerischen Messtags bestätigt wird. In diesem Beispiel liefern das regionale und lokale Wetter unsichere Informationen, sodass die nasse Straße final anhand des Kamera-Algorithmus erkannt wird. Ebenfalls wurde aufgezeigt, dass die digitale Wetterkarte für lokale Erscheinungen, wie z. B. das kurze Gewitter, weitgehend ungeeignet ist. Dieses wird auf dieser Ebene nicht sicher erkannt. In Kombination mit den anderen Ebenen ließ sich auch hier der nasse Straßenabschnitt eindeutig erkennen. Zusätzlich ist an dieser Stelle das Potential eines Strahlungspyrometers aufgezeigt worden, mit dem lokale Temperaturänderungen auf der Straße präzise detektiert werden können. Dies kann beispielhaft dazu genutzt werden, um winterliche Bedingungen und vor allem die Unterscheidung zwischen Nässe und Eis sicherer zu stellen.

Hierfür wird die Straßentemperatur mit dem aktuellen Taupunkt verglichen. Wenn diese unterhalb der Taupunkttemperatur liegt, kann auf Raureif geschlossen werden. Die aktuelle Wintererprobung hat gezeigt, dass Schlupfregeleingriffe auf winterlich glatten Straßen bekanntermaßen deutlich häufiger auftreten als auf trockener oder nasser Straße. Während dieser fahrdynamischen Eingriffe kann der Reibbeiwert exakt bestimmt werden, da der Reifen entlang seiner Kraftschlussgrenze bewegt wird.

Gegenwärtig wird ein neuer Kamera-Algorithmus getestet, welcher auf Basis maschineller Lernverfahren nunmehr direkt die Fahrbahnzustandsklassen „trocken“, „nass“ und „winterlich“ klassifizieren kann. Dieser wird in Kombination mit dem Strahlungspyrometer Anwendung in der nächsten Wintererprobung finden. Auf Grundlage dessen wird ein komplementärer Fusionsalgorithmus aufgebaut, welcher sowohl von der Kamera-Klassifikation als auch von der fahrdynamischen Betrachtung profitiert. Dadurch stützen sich diese Ebenen abermals und verbessern die gesamtheitliche Prognosegüte, Robustheit und Verfügbarkeit.

6. Literaturangaben

- [1] B. Hartmann, M. Amthor, W. Jarisa: *Fahrbahnzustandserkennung als grundlegender Baustein für das Umfeldmodell*. In: VDI Wissensforum (Hrsg): 15. Internationale VDI-Tagung: Reifen-Fahrwerk-Fahrbahn 2015, Düsseldorf, 2015
- [2] W. Jarisa, B. Hartmann, R. Henze, F. Küçükay: *Sensitivitätsanalyse von Fahrerassistenzsystemen in Bezug auf Fahrbahnzustände*. ITS automotive nord e.V. (Hrsg.), Braunschweig, 2016
- [3] R. Henze, W. Jarisa: *Potentials of Friction Adaptive AEB Systems*. In: FAST-zero '17, SAE of Japan, Nara, 2017
- [4] M. Amthor, B. Hartmann, and J. Denzler: *Road Condition Estimation based on Spatio-Temporal Reflection Models*. GCPR 2015, Springer, 2015
- [5] M. Andersson, F. Bruzelius, J. Casselgren, M. Gräfvert, M. Hjort, J. Hulten, F. Habring, M. Klomp, G. Olsson, M. Sjödahl, J. Svendenius, S. Woxneryd, and B. Wälivaara: *Road Friction Estimation IVSS Roject Report*. Technical Report, IVSS, 2007

Echtzeit 3D Objekterkennung mit Punktwolken

Martin Simon, Dr. rer. nat. Stefan Milz,
Valeo Schalter und Sensoren GmbH, Kronach

Kurzfassung

3D Objekterkennung auf Lidar Punktwolken ist eine der wichtigsten Komponenten für die Umfeldwahrnehmung automatisierter Fahrzeuge. Die exakte Tiefenmessung sowie die örtliche Auflösung des Lidar, bilden eine robuste Basis zur Pfadplanung sowie zur Verhaltens-Prädiktion verkehrsteilnehmender Agenten. Die Methoden, dünn besetzte 3D Punktwolken in Echtzeit mittels neuronaler Netze zu verarbeiten, sind ebenso für viele andere Anwendungsbereiche interessant, zum Beispiel Augmented Reality, Robotik oder Industrielle Automatisierung. In dieser Arbeit präsentieren wir einen besonders effizienten 3D Objektdetektor, der ein vorhandenes neuronales Netz (YOLO) aus der Bildverarbeitung erweitert und das Konzept auf 3D Punktwolken anwendet. Anhand von Experimenten mit dem KITTI Datensatz, wird die Effizienz sowie Genauigkeit untersucht und evaluiert.

1. Einleitung

In den letzten Jahren spielt die Verarbeitung von Punktwolken aufgrund neuartiger, verbesselter Lidar Sensoren eine zunehmende Rolle im Bereich des automatisierten Fahrens. Die Sensoren der Zulieferer sind in der Lage, die Umgebung des Fahrzeugs in Echtzeit mittels 3D Punktwolken abzubilden und liefern zusätzlich Daten zur Intensität der Reflektion gemessener Oberflächen. Der große Vorteil von Lidar Sensoren gegenüber Kameras ist die direkte Distanzmessung. Dies ermöglicht die Entwicklung von Algorithmen zur exakten Erkennung und Objekten im kartesischen Raum, einschließlich deren Position und Ausrichtung. Die erzeugten Punktwolken sind im Vergleich zu Kamerabildern spärlich besetzt und haben unterschiedliche Dichten im gesamten Messraum. Weiterhin existieren lokale Interaktionen zwischen den Punkten und es gibt keine feste Reihenfolge, was eine isolierte Analyse erschwert. Demzufolge muss die Verarbeitung von Punktwolken möglichst zusammenhängend und transformationsinvariant erfolgen.

Im Allgemeinen sind Objekterkennung sowie Klassifikation mit Hilfe von Deep Learning gut erforschte Themen und besonders im Bereich Bildverarbeitung weit verbreitet [1 bis 10]. Der Fokus dieser Arbeiten liegt hauptsächlich auf einem Kompromiss zwischen Genauigkeit und Effizienz. Einige Methoden aus der Bildverarbeitung wurden zur Verarbeitung von Punktwolken portiert, kombiniert bzw. optimiert und sind inzwischen teilweise lauffähig auf Embedded Hardware [11 bis 17]. Im Wesentlichen existieren drei Ansätze zur Verarbeitung von Punktwolken mit Deep Learning:

1. Direkte Verarbeitung mit Multi-Layer-Perceptrons [14, 18 bis 21];
2. Rasterisierung bzw. Quantisierung in Voxel oder Bilder und Verarbeitung mit Hilfe von Convolutional Neural Networks (CNN) [11 bis 13, 16, 17, 22, 23];
3. Kombinierte, fusionierte Ansätze [11, 15];

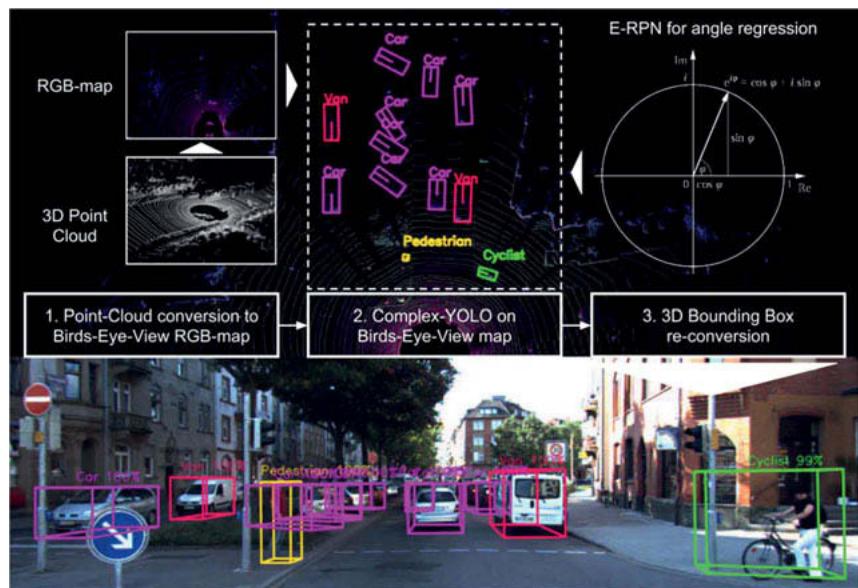


Bild 1: Das Grundprinzip der Echtzeit 3D Objekterkennung. 1. Die Punktwolken werden in die Vogelperspektive transformiert. 2. Die transformierte Punktwolke wird mittels komplexem CNN prozessiert. 3. Die geschätzten Boxen werden in Weltkoordinaten zurück transformiert. Hinweis: Der untere Teil der Abbildung dient nur zur Visualisierung und wird nicht zur Detektion benötigt. Entnommen aus [37]

Stand der Technik

Die meisten erforschten Methoden basieren auf CNN und verarbeiten ein einzelnes Bild bzw. Voxel. Klassische Verfahren hingegen nutzen Sliding Windows [24, 25] sowie HOG [26] oder Integral Features [27]. Seit dem Durchbruch von Deep Learning [28] dominieren neuartige Ansätze im Bereich der Objekterkennung bspw. auf PASCAL [29] oder KITTI [30].

2D Objekterkennung

Detektoren im 2D Umfeld lassen sich in Zweistufige- und Einstufige Ansätze einordnen. Moderne Zweistufen- Detektoren [4, 31 bis 33] erzeugen über ein Region Proposal Network (RPN) mögliche Regionen wo Objekte lokalisiert sein könnten. Im zweiten Schritt werden die Features dieser Regionen analysiert und finale Objektrahmen vorhergesagt. Einstufen-Detektoren überspringen den RPN Schritt und erzeugen direkte Vorhersagen von Objektrahmen. Der Hauptvorteil gegenüber Zweistufigen- Detektoren liegt hierbei in der Effizienz. Derartige Methoden erreichen in den meisten Fällen, abhängig vom gewählten Input bzw. Auflösung, Echtzeit- Performance. Beispiele hierfür sind YOLO [2], SSD [3] oder RetinaNet [34]. Die Genauigkeit hingegen ist bei Einstufigen- Detektoren bis zur Untersuchung von Lin et al. [34] im Regelfall schlechter.

3D Objekterkennung

Für das Autonome Fahren sowie eine Vielzahl an Robotik Anwendungen müssen Objekte im 3D Raum erkannt werden. Dazu können viele der Ideen aus der 2D Objekterkennung übernommen werden. F-PointNet [14] nutzt eine Kombination von Kamera- und Punktwolken als Input. Hierbei wird eine 2D Objekterkennung vorgelagert, um die Punktwolke auf das jeweils erkannte Frustum zu beschränken. Anschließend werden mit Hilfe eines PointNet [18] 3D Objekte vorhergesagt. Chen et al. [10] nutzen Stereo Bilder als Input, wohingegen MV3D [11] Kamera- und Lidardaten in ihrem Netzwerk fusionieren. Dabei projizieren sie manuell berechnete Features aus den Punktwolken in Vogel- bzw. Frontperspektiven und nutzen Convolutions sowie ein Fusionsnetzwerk. Wenjie et al. [35] nutzen ebenfalls Vogelperspektive Repräsentationen des 3D Raums und verarbeiten diese mit Hilfe von 3D Convolutions. Zhou et al. [12] nutzen ein Netzwerk zur Berechnung von Features, Convolutional Layer und ebenfalls ein RPN. Dabei werden Punktwolken in Voxel quantisiert und direkt verarbeitet.

Beitrag

Neben der Genauigkeit einer Objekterkennung ist Echtzeit Performance mit möglichst großer Effizienz eines der wichtigsten Kriterien des Autonomen Fahrens. Aktuell nähert sich nur [35] mit mehr als 30 Frames pro Sekunde (fps) an. Vor allem [12] und [14] mit weniger als 5 fps bzw. 9 fps arbeiten nicht effizient genug. Wobei die zugrundeliegende Hardware auf Nvidia GTX 1080Ti oder vergleichbar basiert. Besonders Methoden die Kamera und Lidar fusionieren haben hohe Performance Anforderungen und erfordern zusätzliche Vorverarbeitungsschritte. Daher stellen wir die erste effiziente Methode vor, die mit mehr als 50 fps sehr geringe Laufzeiten bei annehmbarer Genauigkeit erzielt. Wir nutzen die bekannte Vogelperspektive Repräsentation von Punktwolken und ein erweitertes YOLO [1,2] Netzwerk zur Vorhersage von 3D Objekten mehrerer Klassen. Im Vergleich zu [12] vereint unser Ansatz alle Klassen in einem Modell. Der Hauptbeitrag dieser Arbeit ist:

1. Die Kombination und Erweiterung bisheriger Methoden zur 3D Multi- Klassen- Objekterkennung;
2. Die sichere Schätzung der Objektorientierung mit Hilfe komplexer Winkel;
3. Die Evaluierung auf Basis KITTI Datensatz [30];

2. Echtzeit 3D Objekterkennung

Der folgende Abschnitt beschreibt die Erzeugung der Vogelperspektive Repräsentation als Vorverarbeitungsschritt, die spezifische Netzwerkarchitektur sowie die Erweiterung der Loss Funktion von YOLO [1]. Weiterhin wird die erzielte Effizienz hervorgehoben.

Vorverarbeitung der Punktwolken

Die 3D Punktwolke eines einzelnen Scans wird in eine Vogelperspektive RGB- Grid Karte konvertiert. Dazu wird der Raum vor dem Sensor von $80m \times 40m$ abgedeckt, da der verwendete KITTI Datensatz Label nur im sichtbaren Bereich der Frontkamera zur Verfügung stellt. Inspiriert von Chen et al. [11], werden in die RGB Farbkanäle die maximale Höhe innerhalb der Gridzelle, die maximale Intensität und die Punktdichte geschrieben. Die Auflösung ist auf $n = 1024$ und $m = 512$ definiert, wodurch ein Pixel knapp $8cm$ abgedeckt. Im Vergleich zu MV3D [11] ist die Auflösung höher gewählt, damit der Quantisierungsfehler verringert wird. Die damit einhergehenden höheren Performance Anforderungen werden durch die Nutzung nur eines Höhenkanals ausgeglichen. Demzufolge werden alle Farbkanäle (z_r, z_g, z_b) mit

$z_{r,g,b} \in \mathbb{R}^{m \times n}$) für die gesamte Punktwolke $P \in \mathbb{R}^3$ innerhalb der abgedeckten Fläche Ω berechnet. Der Sensor Ursprung befindet sich in P_Ω und dafür gilt:

$$P_\Omega = \{P = [x, y, z]^T \mid x \in [0, 40m], y \in [-40m, 40m], z \in [-2.73m, 1.27m]\}$$

Die Höhe z bezieht sich auf die Höhe des Sensors (für KITTI 1.73m [30]) und deckt somit in Weltkoordinaten -1m bis 3m ab. Die Werte wurden mit Hilfe eines Histogramms über die Label des gesamten KITTI Datensatzes ermittelt. Über die Sensorkalibrierung kann eine Zuordnungsfunktion $S_j = f_{PS}(P_{\Omega i}, g)$ mit $S \in \mathbb{R}^{m \times n}$ definiert werden, die jeden Punkt i in eine bestimmte Gridzelle S_j der RGB-Karte zuordnet. Die folgende Menge beschreibt alle Punkte, die in eine bestimmte Gridzelle zugeordnet werden:

$$P_{\Omega i \rightarrow j} = \{P_{\Omega i} = [x, y, z]^T \mid S_j = f_{PS}(P_{\Omega i}, g)\}$$

Der Farbkanal jeder Zelle wird dann über:

$$z_g(S_j) = \max(P_{\Omega i \rightarrow j} * [0, 0, 1]^T)$$

$$z_b(S_j) = \max(I(P_{\Omega i \rightarrow j}))$$

$$z_r(S_j) = \min\left(1.0, \frac{\log(N + 1)}{64}\right), \quad N = |P_{\Omega i \rightarrow j}|$$

berechnet, für $I(P_\Omega)$ die Intensität der Reflexion vom Sensor. N beschreibt die Anzahl an 3D Punkten zugeordnet von P_Ω zu S_j und g ist die Größe der Gridzelle. Damit entsprechen z_g der maximalen Höhe eines Punktes in der Gridzelle, z_b die maximale Intensität eines Punktes in der Gridzelle und z_r die normalisierte Dichte von allen Punkten innerhalb der Gridzelle.

Netzwerkarchitektur

Der zugrundeliegende Einstufen-Detektor erwartet ein 3D Tensor und schätzt Objektparameter direkt über Regression. Im CNN kommen 18 Convolutional, 5 Maxpool und 3 weitere Schichten zur Feature Strukturierung zum Einsatz, basierend auf YOLOv2 [2]. Aus dem $1024 \times 512 \times 3$ Input Tensor wird ein $32 \times 16 \times 75$ Grid mit Parametern, die direkt erkannte 3D Objekte repräsentieren. Dabei wird die Position aus b_x, b_y , die Abmaße aus b_w, b_l , eine Objektwahrscheinlichkeit p_o , Klassenwahrscheinlichkeiten $p_1 \dots p_n$ und die Orientierung über einen komplexen Winkel b_ϕ entnommen. Insgesamt werden 5 Objekte pro Gridzelle (5 × 15 Parameter) geschätzt und final durch Non Maximum Suppression (NMS) gefiltert. Dabei werden wie in YOLOv2 [2] vorteilhafte Anchors verwendet, sodass die Regressionsparame-

ter nur Offsets entsprechen und das Netzwerk während des Trainings deutlich stabiler konvergiert. Obwohl die Anzahl an Freiheitsgraden im Vergleich zum ursprünglichen YOLOv2 durch die Ergänzung des komplexen Winkels erhöht wurde, werden ebenfalls nur 5 Anchors (3 verschiedene Objektgrößen und 2 Richtungen aus Egoperspektive) verwendet: i) Fahrzeug Richtung nach vorne; ii) Fahrzeug Richtung nach hinten; iii) Radfahrer Richtung nach vorne; iv) Radfahrer Richtung nach hinten; v) Fußgänger Richtung nach links. Diese sind für die Verteilung im vorhandenen KITTI Datensatz bestimmt. Die Verwendung eines komplexen Winkels vermeidet Singularitäten und resultiert in einem abgeschlossenen mathematischen Raum. Dadurch konvergiert und generalisiert das Netzwerk stärker, siehe Abbildung 2.

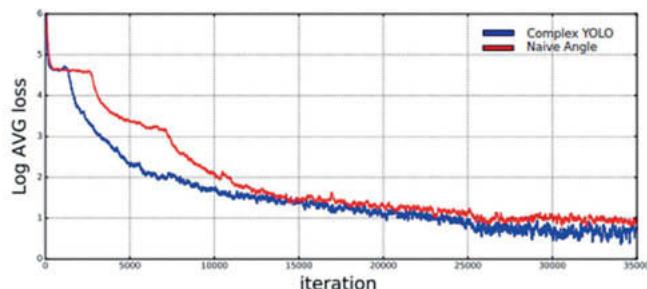


Bild 2: Loss-Entwicklung während des Trainings. Die Abbildung zeigt zwei unterschiedliche Trainingsexperimente. Das Netz im roten Verlauf wurde mittels einfacher Winkelabschätzung (naiv) trainiert. Die Netzwerkarchitektur im blauen Verlauf zeigt unser komplexes RPN, welche die Euler- Anteile schätzt und somit viel schneller konvergieren kann.

Loss Funktion

Unsere Loss Funktion L zur Netzwerkoptimierung baut auf den bestehenden Konzepten von YOLO [1] und YOLOv2 [2] auf. Diese setzt sich aus der Summe der quadrierten Fehler mehrerer Einzelkomponenten zusammen und wird um L_{Euler} erweitert: $L = L_{YOLO} + L_{Euler}$. Unter der Annahme, dass die Differenz zwischen Vorhersage und Objekt für die komplexen Zahlen $|z|e^{ib\phi}$ und $|\hat{z}|e^{ib\phi}$ mit $|z| = 1$ und $|\hat{z}| = 1$ auf dem Einheitskreis liegen, minimieren wir den Betrag des quadrierten Fehlers:

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{Euler}} &= \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbf{1}_{ij}^{obj} \left| (e^{ib_\phi} - e^{i\hat{b}_\phi})^2 \right| \\ &= \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbf{1}_{ij}^{obj} [(t_{im} - \hat{t}_{im})^2 + (t_{re} - \hat{t}_{re})^2]\end{aligned}$$

λ_{coord} ist ein Skalierungsfaktor zur Stabilisation des Netzwerks und $\mathbf{1}_{ij}^{obj}$ beschreibt die Prädiktion j in Gridzelle i mit der höchsten Intersection over Union (IoU) im Vergleich zum echten Objekt. Die IoU für Prädiktion P_j und echtes Objekt G ist $(P_j \cap G)/(P_j \cup G)$, wobei $P_j \cap G = \{x: x \in P_j \wedge x \in G\}$, $P_j \cup G = \{x: x \in P_j \vee x \in G\}$ als rechteckige 2D Polygone berechnet und die IoU der Höhendifferenz multipliziert werden.

Performance und Effizienz

Hauptvorteil der gewählten Netzwerkarchitektur ist die Verarbeitung des Input Tensors und vollständige Prädiktion von 3D Objekten in einem Schritt. Für die Convolutions werden lediglich 3×3 bzw. 1×1 Filter Kernel verwendet und auf GPU parallelisiert. Zusätzlich ist der abschließende NMS Filter optimiert, indem nur Prädiktionen über einer festgelegten Objektwahrscheinlichkeit verarbeitet werden.

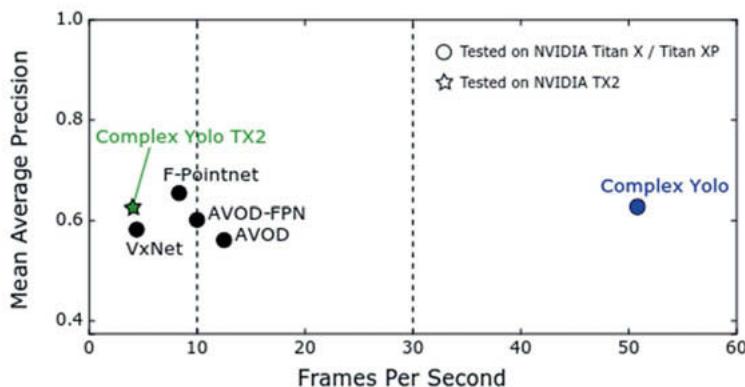


Bild 3: Verhältnis aus Effizienz und Genauigkeit. Unser vorgeschlagenes Design ist viel schneller als die Algorithmen aus der derzeitigen Stand der Technik (KITTI-Leaderboard), bei viel höherer Effizienz.

3. Experimentelle Evaluation

Wir evaluieren unseren Ansatz auf der KITTI Benchmark Suite [30], die unter anderem Bird-view sowie 3D Kategorien für die Klassen Auto, Fußgänger und Radfahrer beinhaltet. Jede Klasse wird nach den Schwierigkeitsgraden leicht, moderat und hart abhängig von Schwellwerten zu Objektgröße,-entfernung, Verdeckung und Sichtbarkeit in der Frontkamera bewertet. Der KITTI Trainingsdatensatz liefert insgesamt 7.481 Samples inklusive Annotation von Objekten und 7.518 Test Samples, aufgenommen mit einem Velodyne S3 Lasersensor.

Training Setup

Nachdem die Punktwolken nach der beschriebenen Vorverarbeitung in RGB Bilder umgewandelt sind, trainieren wir das Modell mit Stochastic Gradient Descent, einem Verfall von 0,005 und Momentum 0,9. Zur Umsetzung verwenden wir das Darknet Framework [36]. Angelehnt an [11,12], wird der KITTI Trainingsdatensatz mit vorhandener Annotation in 85 % Trainings- und 15 % Testdaten aufgeteilt, da das Modell von Grund auf neu trainiert wird und die Klassenverteilung ein sehr starkes Ungleichgewicht hat. In den ersten Epochen wird eine kleine Lernrate gewählt, die hochskaliert und zum Ende bis 1.000 Epochen stufenförmig verringert wird. Zur Regularisierung wird Batch Normalisierung verwendet. Die Aktivierungsfunktionen in den Convolutional Layern sind leaky rectified, bis auf linear im letzten, angelehnt an der Arbeit aus YOLOv2 [2].

Evaluation und Resultate

Das experimentelle Setup ist trotz abgeänderter Datenbasis an die offiziellen KITTI Protokolle angepasst [30]. Demzufolge sind die Schwellwerte für IoU Autos bei 0,7 und 0,5 für Fußgänger und Radfahrer. Detektionen außerhalb des Frontkamera Sichtfeldes werden gefiltert, um den vorhandenen Annotationen zu entsprechen. Aufgrund der Einschränkung auf 40 m zur Front, werden einige Objekte zu Gunsten von Performance bewusst ignoriert, da die Sensordaten in diesen Bereichen überaus karg und unregelmäßig sind sowie sehr stark vom verwendeten Sensor abhängen. Hier ist weitere Arbeit notwendig, um den Einfluss auf Detektoren und Möglichkeiten zur Objekterkennung mittels Vogelperspektive Repräsentation zu untersuchen. Als Metrik zum Vergleich der Ergebnisse wird Average Precision (AP) verwendet.

Tabelle 1: Vergleich der Performance. APs (in %) für das experimentelle Setup im Vergleich zu führenden Methoden, entnommen aus [37]

Method	Modality	FPS	Car			Pedestrian			Cyclist		
			Easy	Mod.	Hard	Easy	Mod.	Hard	Easy	Mod.	Hard
MV3D	Lidar+Mono	2.8	86.02	76.90	68.49	-	-	-	-	-	-
F-PointNet	Lidar+Mono	5.9	88.70	84.00	75.33	58.09	50.22	47.20	75.38	61.96	54.68
AVOD	Lidar+Mono	12.5	86.80	85.44	77.73	42.51	35.24	33.97	63.66	47.74	46.55
AVOD-FPN	Lidar+Mono	10.0	88.53	83.79	77.90	50.66	44.75	40.83	62.39	52.02	47.87
VoxelNet	Lidar	4.3	89.35	79.26	77.39	46.13	40.74	38.11	66.70	54.76	50.55
Complex-YOLO	Lidar	50.4	85.89	77.40	77.33	46.08	45.90	44.20	72.37	63.36	60.27

4. Zusammenfassung

In diesem Dokument präsentieren wir den ersten echtzeitfähigen 3D Objekt Detektor auf Basis von Punktwolken, generiert durch Lidar Sensoren. Dabei sind die Resultate in Bezug auf Genauigkeit auf Stand der Technik, angewendet mit Hilfe der KITTI Benchmark Suite. Gleichzeitig ist die hohe Effizienz hervorzuheben. Entgegen einiger führender Methoden, werden keine zusätzlichen Sensoren wie bspw. Kameras benötigt. Die hohe Effizienz und Genauigkeit kann durch die geschickte Verknüpfung und Erweiterung von bestehenden Arbeiten aus dem Umfeld der Bildverarbeitung erzielt werden. Der eingeführte komplexe Winkel zur Schätzung der Orientierung, stabilisiert den Trainingsprozess und führt zu einer robusten Erkennung. Ebenfalls ist das Modell in der Lage, mehrere Klassen zu unterscheiden, ohne spezielles Training pro Klasse, sodass für KITTI unter anderem Autos, Kleintransporter, Fußgänger, Radfahrer, Lastkraftwagen und Straßenbahnen erkannt werden. Das bestehende Modell kann um Höhen- und zeitliche Informationen erweitert werden, um noch robustere und genauere Detektionen im 3D Raum zu ermöglichen. Weiterhin kann der Erkennungsbereich flexibel anhand des vorhandenen Datensatzes erweitert oder verschoben werden, so dass auch rundum Erkennung möglich ist.

- [1] Redmon, J., Divvala, S.K., Girshick, R.B., Farhadi, A.: You only look once: Unified real-time object detection. CoRR abs/1506.02640 (2015)
- [2] Redmon, J., Farhadi, A.: YOLO9000: better, faster, stronger. CoRR abs/1612.08242 (2016)
- [3] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S.E., Fu, C., Berg, A. C.: SSD: single shot multibox detector. CoRR abs/1512.02325 (2015)
- [4] Ren, S., He, K., Girshick, R.B., Sun, J.: Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. CoRR abs/1506.01497 (2015)
- [5] Cai, Z., Fan, Q., Feris, R.S., Vasconcelos, N.: A unified multi-scale deep convolutional neural network for fast object detection. CoRR abs/1607.07155 (2016)
- [6] Ren, J.S.J., Chen, X., Liu, J., Sun, W., Pang, J., Yan, Q., Tai, Y., Xu, L.: Accurate single stage detector using recurrent rolling convolution. CoRR abs/1704.05776 (2017)
- [7] Chen, X., Kundu, K., Zhang, Z., Ma, H., Fidler, S., Urtasun, R.: Monocular 3d object detection for autonomous driving. In: IEEE CVPR. (2016)
- [8] Girshick, R.B., Donahue, J., Darrell, T., Malik, J.: Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. CoRR abs/1311.2524 (2013)
- [9] He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J.: Deep residual learning for image recognition. CoRR abs/1512.03385 (2015)
- [10] Chen, X., Kundu, K., Zhu, Y., Ma, H., Fidler, S., Urtasun, R.: 3d object proposals using stereo imagery for accurate object class detection. CoRR abs/1608.07711 (2016)
- [11] Chen, X., Ma, H., Wan, J., Li, B., Xia, T.: Multi-view 3d object detection network for autonomous driving. CoRR abs/1611.07759 (2016)
- [12] Zhou, Y., Tuzel, O.: Voxelnet: End-to-end learning for point cloud based 3d object detection. CoRR abs/1711.06396 (2017)
- [13] Engelcke, M., Rao, D., Wang, D.Z., Tong, C.H., Posner, I.: Vote3deep: Fast object detection in 3d point clouds using efficient convolutional neural networks. CoRR abs/1609.06666 (2016)
- [14] Qi, C.R., Liu, W., Wu, C., Su, H., Guibas, L.J.: Frustum pointnets for 3d object detection from RGB-D data. CoRR abs/1711.08488 (2017)

- [15] Ku, J., Mozifian, M., Lee, J., Harakeh, A., Waslander, S.: Joint 3d proposal generation and object detection from view aggregation. arXiv preprint arXiv:1712.02294 (2017)
- [16] Li, B., Zhang, T., Xia, T.: Vehicle detection from 3d lidar using fully convolutional network. CoRR abs/1608.07916 (2016)
- [17] Li, B.: 3d fully convolutional network for vehicle detection in point cloud. CoRR abs/1611.08069 (2016)
- [18] Qi, C.R., Su, H., Mo, K., Guibas, L.J.: Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. CoRR abs/1612.00593 (2016)
- [19] Qi, C.R., Yi, L., Su, H., Guibas, L.J.: Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. CoRR abs/1706.02413 (2017)
- [20] Li, Y., Bu, R., Sun, M., Chen, B.: Pointcnn (2018)
- [21] Wang, Y., Sun, Y., Liu, Z., Sarma, S.E., Bronstein, M.M., Solomon, J.M.: Dynamic graph cnn for learning on point clouds (2018)
- [22] Xiang, Y., Choi, W., Lin, Y., Savarese, S.: Data-driven 3d voxel patterns for object category recognition. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. (2015)
- [23] Wu, Z., Song, S., Khosla, A., Tang, X., Xiao, J.: 3d shapenets for 2.5d object recognition and next-best-view prediction. CoRR abs/1406.5670 (2014)
- [24] Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard, and L. D. Jackel. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. Neural computation, 1989
- [25] R. Vaillant, C. Monrocq, and Y. LeCun. Original approach for the localisation of objects in images. IEE Proc. on Vision, Image, and Signal Processing, 1994
- [26] N. Dalal and B. Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection. In CVPR, 2005
- [27] P. Doll'ar, Z. Tu, P. Perona, and S. Belongie. Integral channel features. In BMVC, 2009
- [28] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In NIPS, 2012
- [29] M. Everingham, L. Van Gool, C. K. Williams, J. Winn, and A. Zisserman. The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge. IJCV, 2010

- [30] Geiger, A.: Are we ready for autonomous driving? the kitti vision benchmark suite. In: Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). CVPR '12, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society (2012) 3354–3361
- [31] J. Dai, Y. Li, K. He, and J. Sun. R-fcn: Object detection via region-based fully convolutional networks. In Advances in neural information processing systems, pages 379–387, 2016
- [32] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick. Mask RCNN. arXiv preprint arXiv:1703.06870, 2017
- [33] J. Huang, V. Rathod, C. Sun, M. Zhu, A. Korattikara, A. Fathi, I. Fischer, Z. Wojna, Y. Song, S. Guadarrama, et al. Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors. arXiv preprint arXiv:1611.10012, 2016
- [34] T.-Y. Lin, P. Goyal, R. Girshick, K. He, and P. Dollár. Focal loss for dense object detection. arXiv preprint arXiv:1708.02002, 2017
- [35] W. Luo, B. Yang, and R. Urtasun, “Fast and Furious: Real Time End-to-End 3D Detection, Tracking and Motion Forecasting with a Single Convolutional Net.”
- [36] Redmon, J.: Darknet: Open source neural networks in c. <http://pjreddie.com/darknet/> (2013–2016)
- [37] M. Simon, S. Milz, K. Amende, and H.-M. Gross, Complex-YOLO: Real-time 3D Object Detection on Point Clouds, pp. 1–14, 2018

Radarbasierte Klassifikation von Fußgängern für Pre-Crash Systeme

**Patrick Held, Dagmar Steinhauser, Alexander Kamann,
Robert Lugner, Thomas Brandmeier,
CARISSMA, Technische Hochschule Ingolstadt, Ingolstadt;
Andreas Koch, Frank Gruson,
Continental, Business Unit ADAS, Lindau**

Kurzfassung

Für die Realisierung des sicheren autonomen Fahrens ist die frühzeitige Erkennung und Klassifikation von ungeschützten Verkehrsteilnehmern wie Fußgängern unabdingbar. Hochauflösende Radarsensoren für das unmittelbare Fahrzeugumfeld ermöglichen die Erfassung von charakteristischen Mikro-Doppler-Signaturen eines Fußgängers durch dessen Gliedmaßenbewegungen. Diese Veröffentlichung präsentiert eine umfassende Analyse hinsichtlich der Zusammensetzung der verschiedenen Geschwindigkeitskomponenten durch die Verwendung von synchronisierten Bewegungserfassungssensoren. Die Entwicklung eines Algorithmus zur spektralen Separation einzelner Gliedmaßen zeigt die Möglichkeit der radarbasierten Gestenerkennung und deren Eignung für Integrale Fahrzeugsicherheitssysteme.

Abstract

The detection and classification of vulnerable road users such as pedestrians is crucial for autonomous driving. The use of high-resolution radars in the closer vehicle environment makes the detection of human micro-Doppler signatures feasible. This paper investigates the composition of the individual velocity components by using synchronized measurements of a motion capture system. The development of a spectral separation algorithm demonstrates the potential of radar-based gesture recognition and its eligibility for integrated vehicle safety systems.

1. Einleitung

Mit der Realisierung des automatisierten und autonomen Fahrens stehen leistungsfähige Umfeldsensoren in den Fahrzeugen zur Verfügung. Diese sind für die sichere und unfallfreie Teilnahme am gemischten Straßenverkehr essentiell. Dennoch wird es trotz aller Bemühungen in der aktiven Sicherheit zu kritischen Verkehrssituationen kommen, die unter Umstän-

den zu unvermeidbaren Unfällen führen. Dies ist insbesondere der Fall, wenn ungeschützte Verkehrsteilnehmer (engl. Vulnerable Road User, VRU) wie beispielsweise Fußgänger beteiligt sind, die unvermittelt auf die Fahrbahn treten. Es ist daher entscheidend, das Potential der Umfeldsensorik auch für Integrale Sicherheitssysteme zu erschließen. Die jüngsten Entwicklungen der Mikroelektronik im Bereich der 77 GHz-Technologie erlauben den Einsatz von hochauflösenden Radarsensoren im näheren Fahrzeugumfeld für die Erkennung, Klassifikation und Ableitung relevanter Bewegungsindikatoren von VRU. Dazu werden insbesondere die auf die Translationsbewegung des Torsos überlagerten Sekundärbewegungen (Mikro-Doppler Effekt, μ D) der einzelnen Gliedmaßen verwendet. Diese fügen sich im Radarbild zu einem oszillativen Frequenzmuster zusammen und geben Aufschluss über die dynamischen Eigenschaften des Objekts. Die Analyse der spektralen Zusammensetzung hinsichtlich der charakteristischen Bewegungen durch die Gliedmaßen ermöglicht die Detektion von Fußgänger klassifizierenden μ D-Distributionen und spielt bei der Entwicklung von Fahrzeugsicherheitsfunktionen eine tragende Rolle. Grundlegende Klassifikationen von Fußgängern auf Basis von periodischen μ D-Mustern konnten bereits erzielt werden [1]-[4]. Jedoch ist die detaillierte Analyse der individuellen Geschwindigkeitskomponenten hervorgerufen durch die entsprechende Bewegung der Gliedmaßen während des Ganges von besonderem Interesse. Eine korrekte Zuordnung von μ D-Merkmalen zum entsprechenden Bewegungsverhalten erlaubt eine spezifischere Algorithmenentwicklung zur Verhaltensklassifikation von Fußgängern im Straßenverkehr. Da die radialen Doppler-Frequenzen der Gliedmaßen im Zeit-Frequenz-Bereich einer direkten Überlagerung unterliegen, ist eine zufriedenstellende Zuordnung zu den Gliedmaßen nicht gegeben. Die Verwendung von Bewegungserfassungssensoren (engl.: Motion capture sensors (MoCap)) liefert die Referenz-Daten zur detaillierten μ D-Analyse. Durch das Anbringen der MoCap-Sensoren an spezifizierten Platzierungen am Körper des Probanden während der Radarmessung erhält man die zu den Radardaten passende Referenz. Darüber hinaus ist neben der Analyse des Bewegungsverhaltens die Entwicklung von Ansätzen zur frequenzbasierten Separation zeitvarianter Gliedmaßenbewegungen von hoher Relevanz. Die Fähigkeit zur Identifikation und Extraktion einzelner Gliedmaßen ermöglicht gänzlich neuartige Verfahren zur radarbasierten Verhaltensprädiktion von Fußgängern im Straßenverkehr und trägt damit erheblich zum erklärten Ziel des autonomen Fahrens bei.

2. Stand der Technik

Im Bereich der radarbasierten Fußgängererkennung werden MoCap-Daten häufig zur Entwicklung von μ D-Simulationen genutzt. In [5] erstellen Schubert et al. ein Fußgängermodell

mit mehreren Reflexionspunkten für automotive Anwendungen. Durch Videoaufnahmen von markierten Probanden werden Bewegungsdaten generiert, auf deren Grundlage μ D-Signaturen simuliert werden. In [6] vergleichen Belgiovane et al. Simulationen von gehenden und rennenden Fußgängern mit realen Messdaten. Die asynchrone Messung von MoCap-Daten und Radardaten verhindert jedoch einen direkten Vergleich und eine korrekte Zuordnung der Gliedmaßenbewegung im Radar-Spektrum. In [7] werden erste Ansätze zur Zerlegung menschlicher μ D-Signale auf Grundlage von MoCap-Daten präsentiert. Durch die Markierung eines Probanden mit Infrarot-Kameras lässt sich das Bewegungsverhalten erzeugen und eine Simulation entwickeln. Die Zerlegung der Signale erfolgt jedoch ausschließlich anhand der simulierten Daten, die im Vergleich zu realen Daten eine starke Vereinfachung darstellen und somit in Bezug auf die Komplexität nicht vergleichbar sind. In [8] präsentieren He et al. einen Ansatz, die gängige Zeit-Frequenz-Darstellung von μ D-Signalen um die Entfernungsdimension zu erweitern. Dabei kann gezeigt werden, dass die zusätzliche Verwendung und Berücksichtigung von hoch aufgelösten Entfernungsinformationen deutliche Verbesserungen bezüglich der Separationsfähigkeit von Körperteilen aufzeigen kann.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass es verschiedene Ansätze zur tiefergehenden Analyse und Rekonstruktion von menschlichen μ D-Signalen gibt. Diese basieren meist auf MoCap-Daten, die allerdings nur zur Erzeugung von Radar-Simulationen genutzt werden. Dabei ist anzumerken, dass die Betrachtung von menschlichen μ D-Signaturen auf Grundlage von Simulationen mit Sorgfalt zu erfolgen hat. Simulationen unterliegen in der Regel starken Vereinfachungen. In vielen Fällen werden ausschließlich einzelne, ausgewählte Reflexionspunkte verwendet, die die Geschwindigkeitsverteilungen, die von großen reflektierenden Flächen ausgehen, wie beispielsweise die der Beine, nicht berücksichtigen. Die Zuordnung zu Gliedmaßen erfolgt hierbei lediglich aufgrund von Ähnlichkeiten zwischen Simulationen und realen Messungen. Dies kann zu fehlerhaften Identifikationen von Körperteilen führen. Zusätzlich werden Störeinflüsse wie Sensorrauschen oder Mehrwegereflektionen an Hindernissen oder am Boden bei der Entwicklung von Simulationen in den meisten Fällen vernachlässigt. Aus diesen Gründen ist die Verifikation und Validierung von Algorithmen anhand von realen Daten zwingend. In dieser Veröffentlichung wird die Identifikation einzelner Körperteile im Radarbild durch den direkten Vergleich von gemessenen Radardaten und den entsprechenden Bewegungsdaten derselben Messung aufgezeigt und ein tiefergehendes Verständnis menschlicher μ D-Effekte in hoch relevanten automotiven Szenarien vermittelt. Zusätzlich wird ein neuartiger Ansatz zur prinzipiellen Separation einzelner Gliedmaßen auf Grundlage einer hochauflösenden Winkelschätzung präsentiert.

Diese Veröffentlichung behandelt folgende Aspekte. Abschnitt 3 stellt den Versuchsaufbau bestehend aus den Bewegungs-Erfassungs-Sensoren und dem verwendeten Radarsensor vor und gibt einen Überblick über die ausgewählten Bewegungstrajektorien. Abschnitt 4 präsentiert die Chirp-Sequenz-Modulation und liefert die wesentliche Signalverarbeitung zur Erzeugung der µD-Visualisierungen. Abschnitt 5 analysiert µD-Signaturen mithilfe der zugehörigen Bewegungsdaten in unterschiedlichen Bewegungsszenarien. In Abschnitt 6 wird ein Algorithmus zur Separation der Gliedmaßen vorgestellt. Abschnitt 7 fasst schließlich die erzielten Ergebnisse zusammen und diskutiert die künftigen Herausforderungen.

3. Versuchsaufbau

3.1 Bewegungserfassende Sensorik

Zur Aufzeichnung des Bewegungsverhaltens eines Fußgängers wird das Xsens MTw Awin-da wireless full body motion capture System verwendet. Das MoCap-System besteht aus einer inertialen Messeinheit mit mehrdimensionalen Beschleunigungssensoren und Kreiselinstrumenten. Dabei werden 17 reale Sensoren an bestimmten Positionen des Körpers angebracht und die Bewegungsdaten der Körpersegmente aufgezeichnet. Insgesamt stehen 22 Sensoren zur Verfügung, wobei 17 physikalische Sensoren sind und 5 (Rückenwirbel L3, T8, T12, linke und rechte Fußspitze) interpolierte Approximationen darstellen. Die Datenübertragung zwischen den Sensoren und der Software erfolgt per Funk mit einer Sendefrequenz von 60 Hz.

3.2 Radar Setup

Für die Radarmessungen wird das INRAS Radarlog mit einem einheitlichen, linearen Antennen-Frontend bestehend aus 2 Transmittern und 16 seriellen Empfangsantennen verwendet. Das Radarmodul erlaubt die Verwendung des frequenzmodulierten Chirp-Sequenz-Verfahrens im 77 GHz-Band. Der Sensor ermöglicht die Prozessierung der Rohdaten über eine MATLAB-Schnittstelle. Die verwendeten Radar-Parameter sind in Tab. 1 angegeben.

3.3 Bewegungstrajektorien

Die analysierten Bewegungsszenarien umfassen zwei unterschiedliche Trajektorien. Die erste zeigt einen Fußgänger, der sich aus einer Entfernung von 15 m in radialer Orientierung auf den Sensor zubewegt und 2 m vor dem Sensor zum Stehen kommt. Die zweite Trajektorie veranschaulicht das Szenario eines Fußgängers, der sich zuerst in paralleler Richtung vom Sensor entfernt und anschließend ein laterales Bewegungsverhalten aufweist. Dieses

Szenario repräsentiert das Gehen entlang der Straße auf dem Gehsteig mit anschließendem Kreuzen der Straße.

4. Signalverarbeitung

4.1 Chirp-Sequenz-Modulation

Ein Chirp-Sequenz-Radar transmittiert eine Folge von schnellen, linear frequenzmodulierten Rampen (Chirps) der Form [10]-[12]

$$x_T(t) = \cos(2\pi\varphi_T(t)), \quad \varphi_T(t) = f_0 t + \gamma t^2, \quad t \in [0, T],$$

wobei f_0 die Trägerfrequenz, φ_T die transmittierte Signalphase und $\gamma = B/2T$ den halbierten Betrag der Rampensteigung mit der Bandbreite B und Modulationsdauer T darstellt. Das reflektierte Signal erreicht die Empfangsantennen mit einer Zeitverzögerung $\tau \ll T$ als

$$x_R(t) = \xi \cos(2\pi\varphi_R(t)), \quad \varphi_R(t) = \varphi_T(t - \tau).$$

Der Faktor ξ umfasst vereinfachend alle Amplituden dämpfenden Einflüsse, die das Signal während dem Sende- und Empfangsweg erfährt. φ_R ist die Phaseninformation des Empfangssignals. Die Zwischenfrequenz (IF) des Signals einer Rampe ergibt sich durch das Mischen im Basisband mit anschließender Tiefpassfilterung und ist gegeben durch

$$\begin{aligned} \varphi_{IF}(t) &= \xi \cos(2\pi\varphi_{IF}(t)), \quad \varphi_{IF}(t) = \varphi_T(t) - \varphi_R(t), \\ \varphi_{IF}(t) &= f_0 t + \gamma t^2 - f_0(t - \tau) - \gamma(t - \tau)^2 \\ &= f_0 \tau + 2\gamma \tau t - \gamma \tau^2. \end{aligned}$$

Durch die Annahme $\tau \ll T$ kann der letzte Term von $\varphi_{IF}(t)$ vernachlässigt werden. Ein sich in der Distanz R mit der konstanten Relativgeschwindigkeit v bewegendes Objekt weist eine Zeitverzögerung von $\tau = 2(R + vt)/c_0$ auf. Die sich ergebende Phase des IF-Signals ist dann

$$\varphi_{IF}(t) = \frac{2f_0R}{c_0} + \left(\frac{4\gamma R}{c_0} + \frac{2f_0v_r}{c_0}\right)t + \frac{4\gamma v_r}{c_0}t^2,$$

wobei c_0 die Lichtgeschwindigkeit und v_r die radiale Projektion von v darstellt. Der erste Term beschreibt einen konstanten Phasenanteil. Der zweite Term beinhaltet die Frequenzanteile hervorgerufen durch die Distanz und den Doppleranteil durch die Relativbewegung des Objekts. Der letzte Term kann vernachlässigt werden [10]. Für eine Folge von L transmittierten Rampen kann $\varphi_{IF}(t)$ erweitert werden zu

$$\varphi_{IF}(t_l, l) = \frac{2f_0R}{c_0} + \frac{2f_0v_r T_{PRI} l}{c_0} + \left(\frac{4\gamma R}{c_0} + \frac{2f_0v_r}{c_0}\right)t_l,$$

wobei T_{PRI} die Intervalldauer von Rampe zu Rampe ausdrückt. Im Falle eines Mehrziel-Szenarios besteht das IF-Signal aus überlagerten Oszillationen verschiedener Frequenzanteile. Die zwei Zeitvariablen t_l und l ergeben sich aus den Variablen t mit $t = T_{PRI}l + t_l$ mit $t_l \in [0, T]$ als Dauer des l -ten Chirps und $l \in [0, L - 1]$ als Zeitvariable über alle Chirps inner-

halb eines kohärenten Prozessintervalls und beschreiben die Orthogonalität des Signals. Aufgrund der steilen Rampensteigung 2γ ist der Doppleranteil wesentlich kleiner als der entfernungsabhängige Frequenzanteil. Aus diesem Grund kann der Doppleranteil eines einzelnen Chirps vernachlässigt werden. Die Zwischenfrequenz beinhaltet folglich ausschließlich die Entfernungsinformation des Objekts, die über eine Fourier-Transformation über die Zeit t_l für jeden Chirp l evaluiert werden kann. Jedoch stellt sich von Chirp zu Chirp eine Phasenänderung ein, die sich direkt proportional zur Radialgeschwindigkeit des Objekts verhält. Über eine zweite, orthogonale Fourier-Transformation für jedes Entfernungstor über alle L Chirps eines Prozessintervalls können die Doppler-Frequenzen und somit die radialen Geschwindigkeitsanteile extrahiert werden.

4.2 Zieldetektion und Clustering

Die Zieldetektion erfolgt mittels eines OS-CFAR (engl.: Ordered Statistics Constant False Alarm Rate) Filters [13]. Das Filter schätzt dabei einen adaptiven Amplituden-Schwellwert jeder Range-Doppler-Zelle unter Berücksichtigung der Nachbarzellen. Aufgrund der hohen Auflösungen sowohl in der Entfernungs- als auch in der Dopplerdimension entsteht bei der Signalreflexion am Fußgänger als auch an der Umgebung (Wände, Boden) eine große Anzahl an Detektionspunkten. Um die Reflexionen des Fußgängers von denen der Umgebung zu trennen, erfolgt die Clusterung anhand eines DBSCAN (engl.: Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) Algorithmus [14]. Dabei wird ein Nachbarschaftsbereich über eine Distanz und eine Mindestanzahl an Datenpunkten, die sich in der durch die Distanz festgelegten Region befinden, gebildet. Diejenigen Punkte, die sich innerhalb der gegebenen Region befinden werden zu einem Cluster zugeordnet. Die folgenden Ergebnisse basieren ausschließlich auf der Auswertung des Clusters, der als Fußgänger erkannt wurde.

4.3 Spektrogramme

Der μ D-Effekt, der beim Gehen eines Menschen beobachtet werden kann, lässt sich als zeitvariante Doppler-Frequenzänderung im Zeit-Frequenz-Bereich beschreiben. Diese Frequenzänderungen resultieren aus der Überlagerung verschiedener Frequenzanteile durch die periodische Bewegung der Gliedmaßen eines gehenden Fußgängers [15]. Das Spektrogramm stellt die Visualisierung der Signalkomposition im zeitlichen Verlauf dar und kann als energetische Version der Kurzzeit-Fourier-Transformation (engl.: Short-Time Fourier Transform (STFT)) [16] angesehen werden und ist definiert als

$$SPEC(t, \omega) = |STFT(t, \omega)|^2,$$

mit

$$STFT(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} w(\tau)x(t + \tau)^{-j\omega t}d\tau.$$

Die STFT beschreibt die zeitliche Änderung des Frequenzspektrums durch die Aneinanderreihung der einzelnen Spektralbereiche, die sich durch die Faltung einer Fensterfunktion $w(\tau)$ mit dem Signal $x(t)$ ergeben. Als geeignete Fensterfunktion wird ein Hann-Fenster der Länge 512 Samples gewählt. Durch die Aneinanderreihung der Spektralbereiche von $x_{IF}(l)$ kann die Änderung der Doppler-Frequenzen über die Zeit aufgetragen werden.

5. Fußgänger μD-Signaturen

Im Folgenden werden die CFAR-gefilterten, geclusterten und die durch die entfernungsabhängige Signaldämpfung kompensierten Signaturen als Zeit-Frequenz-Verteilungen visualisiert und unter der Betrachtung der Referenzdaten analysiert. Abb. 1 stellt die gemessenen Radardaten eines sich auf den Sensor zubewegenden Fußgängers als Zeit-Entfernungs-Verlauf dar. Zusätzlich ist der zur Messung korrespondierende Referenzverlauf der Füße, Knie, Hände und Hüfte abgebildet. Diese Form der Abbildung ermöglicht ein besseres Verständnis über die Zusammensetzung des Spektrums. Der stufenförmige Verlauf der Füße aufgrund der Standphasen der Beine ist hierbei in den Referenzdaten als auch im Radarbild deutlich zu erkennen. Abb. 2 zeigt den entsprechenden Zeit-Geschwindigkeits-Verlauf. Die Abbildung verdeutlicht die sich periodisch ändernde Amplitude der Geschwindigkeitsanteile. Die Referenzdaten zeigen, dass die größten Geschwindigkeitskomponenten durch die Bewegung der Füße hervorgerufen werden. Die Diskrepanz zwischen der Referenz-Amplitude der Füße und der Doppler-Amplitude ist damit zu begründen, dass die Beschleunigungssensoren der Füße auf dem Rücken des Mittelfußes angebracht wurden. Unter der Annahme, dass die Bewegung eines Beines mit der eines Pendels approximiert werden kann, ist davon auszugehen, dass der maximale Geschwindigkeitswert an der Sohle des Fußes auftritt. Der Längenunterschied zwischen der Position des Sensors und der tatsächlichen Beinlänge ist folglich der Hauptgrund für die Abweichung. Der Oberkörper als größte reflektierende Fläche zeigt Rückstreuintensitäten von bis zu 0 dBsm. Es ist zu erkennen, dass das Geschwindigkeitsverhalten der Hüfte mit Werten um die -1.8 m/s eine große Ähnlichkeit zu den Referenzdaten aufweist. Die Geschwindigkeitswerte der Arme und Knie nehmen ähnliche Werte um etwa -3 m/s an. Deren Komponenten sind aufgrund der relativ hohen Rückstreuintensitäten ebenso im Spektrum zu erkennen.

Neben radialen Bewegungen sind laterale Bewegungen von besonderer Relevanz mit Blick auf die radarbasierte Fußgängererkennung im Automobilbereich. Durch die ausschließliche Messfähigkeit der radialen Geschwindigkeitsprojektion eines Radarsensors stellen laterale

Bewegungsszenarien eine große Herausforderung dar. Abb. 3 zeigt dazu die Ergebnisse eines Fußgängers, der zuerst in paralleler Richtung zum Radar auf einem Gehweg läuft und anschließend die Straße kreuzt. Der Fußgänger leitet die Straßenkreuzung durch eine abrupte Drehung des Körpers um 90° nach etwa 6 Sekunden Messzeit ein. Der Schwung der linken Hand, der sich aus der Rotation des Körpers ergibt, leitet die Richtungsänderung ein. Durch die relativ niedrige Geschwindigkeit des Fußgängers während der Drehbewegung nimmt die Bewegung der linken Hand, und damit die korrespondierenden Doppler-Anteile, in diesem Augenblick ein umgekehrtes Vorzeichen an und ist damit im Spektrum klar zu detektieren. Die folgende Lateralbewegung ist durch sehr niedrige Doppleranteile gekennzeichnet.

Tabelle 1: Radar Konfigurationen.

Parameter	Wert
Mittenfrequenz	77 GHz
Bandbreite	2 GHz
Entfernungsauflösung	0.075 m
Länge der Frequenzmodulation (Up-Chirp)	51.2 µs
Anzahl Chirps pro Spektralbereich	512
Chirp Intervalldauer	61.2 µs
Sensorhöhe	0.65 m
Azimut 3 dB Öffnungswinkel (RX)	76.5°

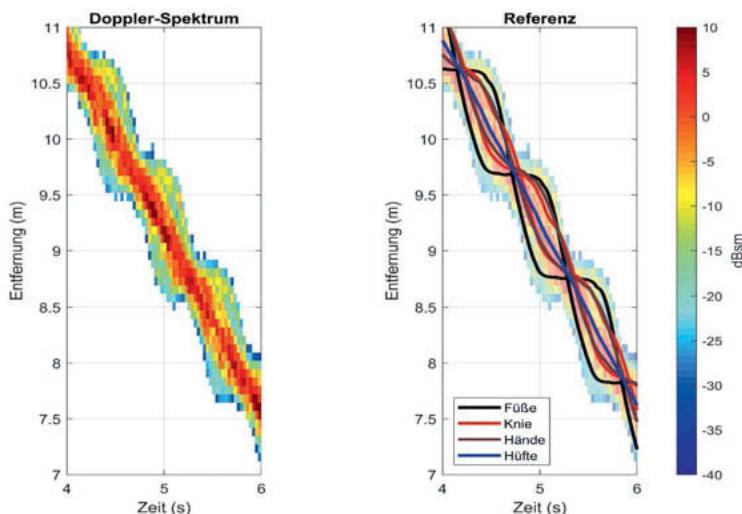


Bild 1: Entfernungs-Zeit-Spektrogramm mit zugehöriger Bewegungsreferenz einzelner Gliedmaßen eines radial auf den Sensor zugehenden Fußgängers.

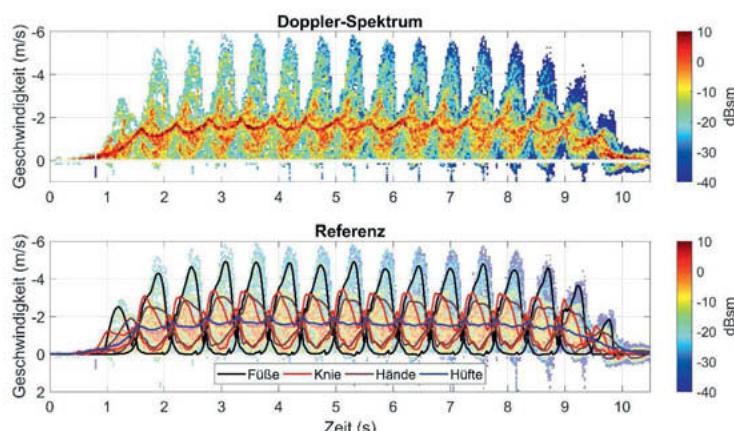


Bild 2: Geschwindigkeits-Zeit-Spektrogramm mit zugehöriger Bewegungsreferenz einzelner Gliedmaßen eines radial auf den Sensor zugehenden Fußgängers.

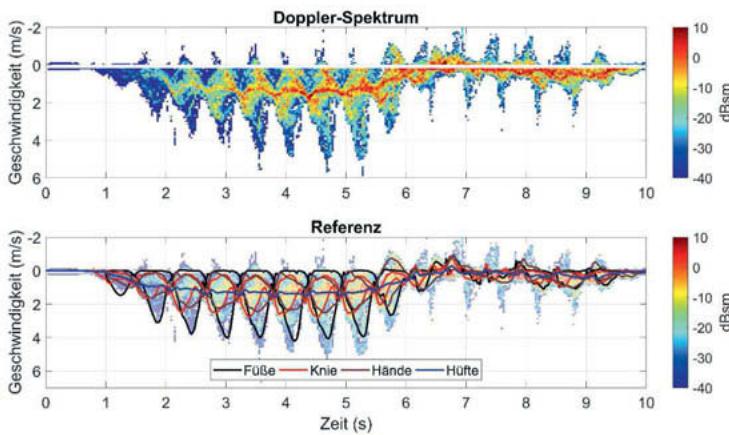


Bild 3: Geschwindigkeits-Zeit-Spektrogramm mit zugehöriger Bewegungsreferenz einzelner Gliedmaßen eines Fußgängers, der sich erst parallel zum Sensor wegbewegt und dann lateral kreuzt.

6. Separation der Gliedmaßen

Die Fähigkeit zur radarsasierten Identifikation einzelner Gliedmaßen ermöglicht die gezielte Erkennung des Bewegungsverhaltens eines Fußgängers und legt die Grundlage zu einer Verhaltensprädiktion durch das Erfassen von Gesten. Dafür bedarf es Verfahren, die die spektralen Geschwindigkeitsanteile trennen und den Extremitäten zuordnen können.

Durch die Verwendung eines erweiterten CLEAN-Algorithmus in Kombination mit einem Cluster-Algorithmus sowie von hochauflösten Winkelinformationen können die Doppler-Anteile den entsprechenden Körperregionen zugeordnet werden. Der CLEAN-Algorithmus zerlegt dabei das Fourier-Spektrum durch eine Iteration in Punktziele und erhöht somit die Auflösung des Spektrums [17]. Der Ablauf des erweiterten Algorithmus ist in Abb. 4 schematisch dargestellt. Dazu wird das Maximum im 2D-Fourier-Raum und dessen Frequenzanteile lokalisiert. Anschließend wird entsprechend dem CLEAN-Algorithmus vom 2D-Fourierspektrum ein Anteil der komplexen Punktziel-Funktion, konstruiert durch den Wert und Frequenzanteilen des ermittelten Maximums, subtrahiert. Durch einen Clusteralgorithmus werden alle bisher gefundenen Punktziele einem Objektbereich zugeordnet und bei Erreichen eines Objektkriteriums maskiert (siehe Abb. 5). Danach erfolgt der nächste Iterationsenschritt des erweiterten CLEAN-Algorithmus. Anschließend wird für jedes entstandene Objekt ein Winkel bestimmt. Durch die Verwendung einer hochauflösenden, autoregressiven

Winkelschätzung können stark ausgeprägte Nebenkeulen, wie sie üblicherweise bei der Verwendung einer Fourier-Transformation zur Winkelschätzung auftreten, vermieden werden. Dies ermöglicht die Einteilung des menschlichen Körpers in verschiedene Reflexionsbereiche. Abb. 6 zeigt die separierten Geschwindigkeitsverläufe der Beine, Arme und des Torsos eines sich radial auf den Sensor zu bewegenden Fußgängers. Der periodische Amplitudenverlauf der Signale ist deutlich zu erkennen und ähnelt jeweils dem entsprechenden Verlauf des Körperteils der im letzten Abschnitt dargestellten Referenzdaten. Das Signal der Beine besteht aus zwei markanten Anteilen. Zum einen aus dem Anteil der Füße, die eine starke Geschwindigkeitsamplitude aufweisen und zum anderen aus dem Bereich der Kniegelenk. Dieser Verlauf ist als schwächeres, überlagertes Signal ebenfalls erkennbar. Das Signal des Torsos weist neben dem charakteristischen Torso-Verlauf zusätzlich vereinzelt Reflexionen von anderen, schlecht getrennten Körperteilen auf. Dies kann vor allem mit einer zu geringen Winkelauflösung erklärt werden.

Wie in Abschnitt 5 gezeigt werden konnte, ist die prinzipielle Möglichkeit der radarspezifischen Gestenerkennung auf Grundlage von μ D-Anteilen gegeben. Die Möglichkeit der Trennung einzelner Gliedmaßen und deren temporale Zuordnung ermöglicht die Erfassung von Bewegungszuständen und hilft bei der frühzeitigen Identifikation von Zustandsänderungen und Verhaltensprädiktionen, die beispielsweise durch das Ausschlagen von Armen und Beinen eingeleitet werden. Die Extraktion dieser Gesten und deren algorithmische Verwendung sind in der Pre-Crash-Phase für das Einleiten von Sicherheitssystemen von essentieller Bedeutung.

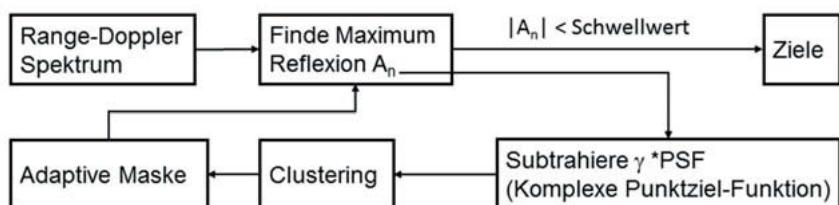


Bild 4: Architektur des Cluster-CLEAN-Algorithmus.

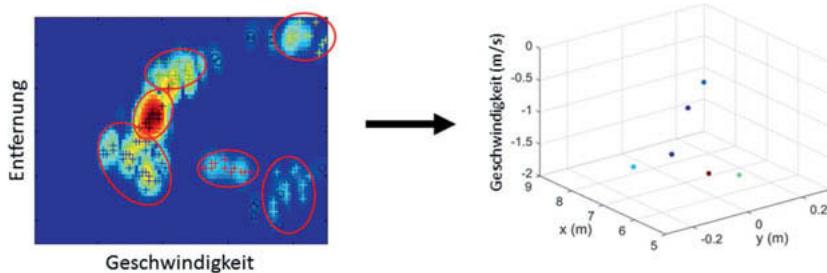


Bild 5: a) Clusterung und Maskierung der Punktziele. b) Position und μ D der Cluster.

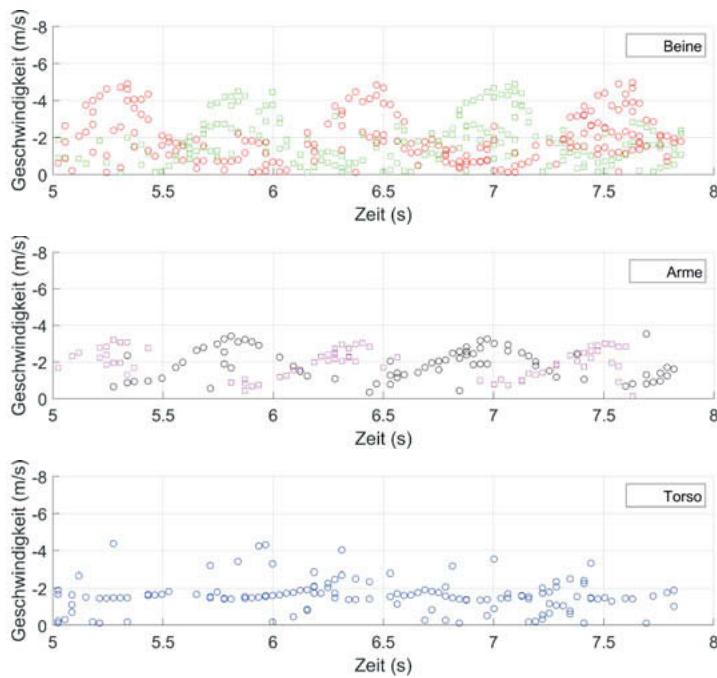


Bild 6: Spektraler Verlauf der separierten Gliedmaßen.

7. Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit untersucht hochauflöste μ D-Signaturen von Fußgängern, die als Basis für Bewegungsprädiktionen in zukünftigen Integralen Sicherheitssystemen genutzt werden können. Durch die simultane Verwendung von Motion-Capture-Sensoren während

der Radarmessung konnte die zur Radar-Messung passende Bewegungsreferenz bereitgestellt werden. Die Referenzdaten erlauben eine tiefgehende Analyse der μ D-Signale, da sie die zugrundeliegenden Geschwindigkeits- und Entfernungsanteile liefern und somit die Komposition der μ D-Signaturen aufklären. Zusätzlich helfen sie dabei elementare Merkmale wie das Schwenken eines Armes bei plötzlichen Änderungen der Bewegungsrichtung nachzuweisen. Darüber hinaus wurde ein Algorithmus vorgestellt, der die Entfernung-Doppler-Anteile in geclusterte Regionen von Punktzielen unterteilt und unter der Verwendung hochauflösender Winkelinformationen eine potentielle Separation der Gliedmaßen erreicht. Die Fähigkeit zur separierten Detektion von Körperteilen bildet die Grundlage zur Entwicklung von Gestenerkennungs-Algorithmen und kann somit die radarbasierte Klassifikation von Fußgängern im Allgemeinen und insbesondere die Möglichkeit zur Verhaltensprädiktion signifikant steigern.

8. Literaturverzeichnis

- [1] M. O. Padar, A. E. Ertan, and C. G. Candan, "Classification of human motion using radar micro-doppler signatures with hidden markov models," in 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf), pp. 1–6, May 2016.
- [2] M. Andres, K. Ishak, W. Menzel, and H.-L. Bloecher, "Extraction of micro-doppler signatures using automotive radar sensors," in Journal of RF-Engineering and Telecommunications, pp. 371–377, 2012.
- [3] M. Heuer, A. Al-Hamadi, A. Rain, M. M. Meinecke, and H. Rohling, "Pedestrian tracking with occlusion using a 24 ghz automotive radar," in 15th International Radar Symposium (IRS), pp. 1–4, 2014.
- [4] S. Heuel and H. Rohling, "Pedestrian recognition based on 24 ghz radar sensors," in 11th International Radar Symposium, pp. 1–6, June 2010.
- [5] E. Schubert, M. Kunert, A. Frischen, and W. Menzel, "A multireflection-point target model for classification of pedestrians by automotive radar," in 2014 11th European Radar Conference, pp. 181–184, 2014.
- [6] D. Belgiovane and C. C. Chen, "Micro-doppler characteristics of pedestrians and bicycles for automotive radar sensors at 77 ghz," in 2017 11th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP), pp. 2912–2916, 2017.

- [7] S. Abdulatif, F. Aziz, B. Kleiner, and U. Schneider, "Real-time capable micro-doppler signature decomposition of walking human limbs," in 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf), 2017.
- [8] Y. He, P. Molchanov, T. Sakamoto, P. Aubry, F. L. Chevalier, and A. Yarovoy, "Range-doppler surface: a tool to analyse human target in ultra-wideband radar," in IET Radar, Sonar Navigation, vol. 9, no. 9, pp. 1240–1250, 2015.
- [9] Xsens MVN User Manual. Enschede, The Netherlands, November 2017.
- [10] V. Winkler, "Range doppler detection for automotive fmcw radars," in 2007 European Microwave Conference, pp. 1445–1448, 2007.
- [11] E. A. Costa and R. B. Chadwick, "Signal processing and range spreading in the fm-cw radar," National Oceanic and Atmospheric Administration Environmental Research Laboratories, May 1984.
- [12] P. Heidenreich, Antenna Array Processing: Autocalibration and Fast High-Resolution Methods for Automotive Radar. PhD thesis, Technische Universität Darmstadt, 2012.
- [13] A. K. Ludloff, Praxiswissen Radar und Radarsignalverarbeitung. Vieweg+Teubner Verlag, 2 ed., 1998.
- [14] M. Ester, H. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," in Proc. of 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 226–231, 1996.
- [15] V. Chen, The Micro-Doppler Effect in Radar. Norwood, MA 02062 USA: Artech House, 2011.
- [16] L. Stankovic, M. Dakovic, and T. Thayaparan, Time-Frequency Signal Analysis with Applications. Norwood, MA 02062 USA: Artech House, 2013.
- [17] J. A. Högbom, "Aperture Synthesis with a Non-Regular Distribution of Interferometer Baselines", Astronomy and Astrophysics Supplement, Vol 15, p.417, June 1974.

Machine Learning for Vision-based Pedestrian Detection Achievements and Future Challenges

Dr.-Ing. **M. Karg**, Dr.-Ing. **C. Scharfenberger**, **R. Thiel**,
Continental, ADC Automotive Distance Control Systems GmbH, Lindau

Kurzfassung

Kamerabasierte Sensorik für Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren beinhaltet die Detektion von anderen Verkehrsteilnehmern. Der Anspruch an die Detektionsperformanz ist insbesondere hoch für verletzbare Verkehrsteilnehmer wie Fußgänger oder Fahrradfahrer. Wesentliche Fortschritte in der kamerabasierten Objekterkennung wurden innerhalb des letzten Jahrzehnts erreicht. Insbesondere wurde die Forschung auf dem Gebiet der Objekterkennung durch öffentlichen Datensätze wie Caltech für die Fußgängererkennung, Kittt für die Sensorfusion, und ImageNet für die Multiklassendetektion gefördert. Hierbei ist Caltech der umfangreichste öffentliche Datensatz und Benchmark für die Fußgängererkennung. Der Fortschritt auf diesem Fachgebiet lässt sich anhand dieser öffentlichen Benchmarks verfolgen: beginnend mit der Extraktion von hand-designten Merkmalen, über die Modellierung von Körperteilen in part-based models, bis hin zu auf Deep Learning basierenden Architekturen.

Durch die erreichten Fortschritte nimmt die Differenz zwischen der Erkennungsgenauigkeit von Architekturen basierend auf künstlicher Intelligenz (KI) und einer menschlichen Vergleichsgruppe stetig ab. Ein Ansporn in der Forschung zu KI ist die Frage, ob der Turing Test bestanden werden kann, d.h., kann eine künstliche Intelligenz eine komplexe Aufgabe einem Menschen ähnlich erfüllen? Ist für Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren eine dem Menschen vergleichbare Genauigkeit in der Erkennung von Fußgängern ausreichend? Da falsche Detektionen zu sicherheitskritischen Situationen im Straßenverkehr führen können, gehen die Erwartungen an Sensorsysteme für Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren häufig über menschliche Fähigkeiten hinaus. Anspruchsvoll sind insbesondere seltene Szenarien, für welche nur wenig oder kaum Trainingsdaten zur Verfügung stehen, schwierige Wettersituationen, genaue Lokalisierung, Verdeckung und entfernte Objekte. Die Erkennungsleistung von Deep Learning-basierten Algorithmen hängt von Attributen wie Verdeckung, Beleuchtung und Objektgröße ab. Zukünftige Forschung auf dem Gebiet der automatischen Fußgängererkennung adressiert diese anspruchsvollen Aspekte für ein sicheres, automatisiertes Manövrieren in hochanspruchsvollen, komplexen und schwer vorhersehbaren Verkehrsszenarien.

Abstract

Camera-based sensing systems for advanced driver assistance systems and automated driving include the detection of road users. Highest detection performance is especially desired for vulnerable road users such as pedestrians.

Tremendous improvement in vision-based object detection has been achieved within the past ten years. Research on object detection has been stimulated by public datasets, such as Caltech for pedestrian detection, Kitti for multi-sensor fusion, and ImageNet for multi-class classification. Caltech is the most comprehensive research dataset for pedestrian detection to date. Benchmarks show the progress of pedestrian detectors from hand-crafted features, over part-based models, towards deep learning. Here, the gap between human and machine performance on the Caltech dataset becomes smaller. A key motivation that drives research in artificial intelligence (AI) is passing the Turing test on a pre-defined task, i.e., meeting or outperforming human performance. In research, meeting human performance is often considered as the ultimate goal for defining an AI challenge as being solved. Yet, is this sufficient for pedestrian detection for advanced driver assistance systems and automated driving? As false detections can lead to safety-critical situations in traffic scenarios, the expectations for performance of artificial intelligence for advanced driver assistance systems and automated driving often go beyond human performance. Challenges are rare cases, where only little or no training data is available, including precise localization, occlusion, and distant objects. To foster research in this direction, a new comprehensive pedestrian dataset is released in collaboration with research partners. The performance of the baseline algorithms based on deep learning depends on attributes such as occlusion, lightness, and object size. Future challenges in pedestrian detection includes overcoming these limits to achieve human or even superhuman performance for safe maneuvering in any traffic scene.

1. Einleitung

Die kamerabasierte Bildverarbeitung für die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen (ADAS) und automatisierten Fahren (AD) umfasst zahlreiche Applikationen wie die Erkennung der Fahrspur, die Detektion von Verkehrszeichen, und die Erkennung von Verkehrsteilnehmern wie Autos, LKWs, Bussen, Motorrädern, Fahrrädern und Fußgängern. Insbesondere die Erkennung von leicht zu verletzenden Verkehrsteilnehmern wie Fahrradfahrern und Fußgängern ist hierbei von besonderem Interesse, um die Sicherheit im Straßenverkehr zu erhöhen.

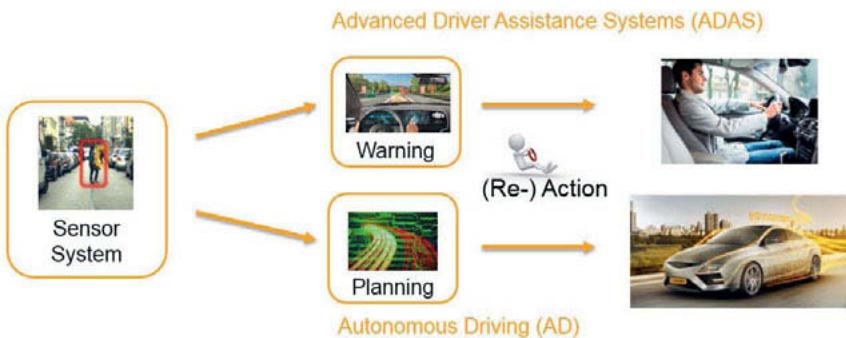


Bild 1: Die kamerabasierte Detektion von Verkehrsteilnehmern spielt eine wichtige Rolle für die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen und automatisiertem Fahren.

Sowohl Fahrerassistenzsysteme als auch automatisiertes Fahren basieren auf Sensorsystemen zur Umfelderfassung, wie in Bild 1 gezeigt. Die Sensorik umfasst Datenaufnahme, Datenverarbeitung und Extraktion der verkehrsrelevanten Information und beinhaltet die Erkennung von Verkehrsteilnehmern, den Aufbau eines Umfeldmodells bis hin zu der Prediktion von zukünftigen Verkehrsszenarien. Fahrerassistenzsysteme geben basierend auf verkehrsrelevanten Informationen Warnungen an den Fahrer über die Mensch-Maschine-Schnittstelle aus. Bei automatisiertem Fahren bilden die verarbeiteten Sensordaten die Rechengrundlage für die darauf folgenden Fahraktionen. Mit steigendem Grad der Automatisierung von Fahrerassistenzsystemen bis hin zu automatisiertem Fahren wachsen die Anforderungen an die Sensorik, wie eine äußerst robuste Erkennung von Fußgängern in komplexen Verkehrsszenarien durch verschiedene Sensoren wie Radar, Lidar und Kameras.

Im Folgenden wird die kamerabasierte Detektion von Fußgängern für Straßenszenarien genauer betrachtet: In Kapitel 2 wird die Bedeutung von zuverlässiger Detektion von Fußgängern

für die Sicherheit im Straßenverkehr ausgearbeitet. Anschließend werden die wesentlichen Schritte für die bildbasierte Fußgängerdetektion zusammengefasst. In Kapitel 4 wird auf die Rolle von künstlicher Intelligenz für die Entwicklung von Sensorik für kamerabasierte Fußgängerdetektion eingegangen, und Kapitel 5 beschreibt Ansätze, Methodiken und Forschungsergebnisse zu künstlicher Intelligenz auf den Gebieten Objektklassifikation, Objekterkennung und Fußgängererkennung. Ergänzend nehmen Kapitel 4 und Kapitel 5 Bezug auf die Fragestellung, inwiefern künstliche Intelligenz die Detektionsgenauigkeit von menschlicher Intelligenz erreicht oder überschreitet. Hierzu werden verschiedene Aspekte dieser Thematik aufgegriffen, um der Komplexität eines solchen Vergleiches entgegenzukommen. Abschließend werden zukünftige Herausforderungen an die Sensorik für die Fußgängerdetektion im Straßenverkehr zusammengefasst, um höchste Sicherheitsanforderungen für automatisiertes Fahren zu erzielen.

2. Detektion von Fußgängern: Sicherheitsrelevante Funktion für Fahrerassistenzsysteme und Automatisiertes Fahren

Zahlreiche technische Fortschritte in der Automobilindustrie haben die Sicherheit im Straßenverkehr in den letzten Jahren deutlich verbessert. Die Erhöhung der Sicherheit im Straßenverkehr spielt neben dem Fahrkomfort eine zentrale Rolle für die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen. So haben vielen Funktionen von Fahrerassistenzsystemen zur Aufgabe, den Fahrer vor potentiellen Gefahrensituationen zu warnen, oder gegebenenfalls aktiv durch Bremsen oder Lenken ins Fahrgeschehen einzutreten. Grundlage hierfür ist die zuverlässige Extraktion der verkehrsrelevanten Information aus den Sensordaten. Die Detektion von Fußgängern und Fahrradfahrern ist insbesondere für den innerstädtischen Straßenverkehr relevant.

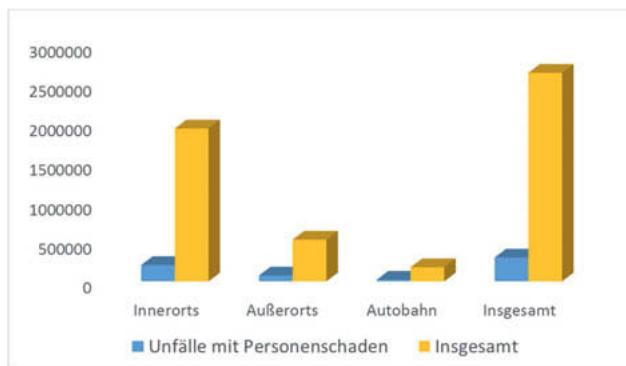


Bild 2: Auszug der Unfallstatistik aus dem Jahresbericht 2017 des statistisches Bundesamtes, mit Fokus auf der Anzahl von Personenschäden inner-, außerorts und auf der Autobahn [1].

Folgend den Statistiken des statistischen Bundesamtes wurden im Jahr 2017 zwei Millionen Unfälle in Deutschland erfasst, hiervon 302.656 Unfälle mit Personenschäden [1], wie in Bild 2 gezeigt. Hiervon ereignete sich ein Großteil innerorts, und eine häufige Unfallursache war ein Zusammenstoß zwischen einem Fahrzeug und einem Fußgänger [1].

Eine robuste Detektion von Fußgängern und Fahrradfahrern ist somit eine wesentliche Komponente für die Sensorik für Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren zur Erhöhung der Sicherheit im Straßenverkehr, und insbesondere zur Vermeidung von Unfällen mit Personenschäden. Zahlreiche Anforderungen werden hierfür an ein Detektionssystem gestellt, die wie in der in Bild 3 dargestellten Stadtszene auftreten können:

- Erkennung von Personen bei Tag, Nacht und Dämmerung
- Erkennung im Nah- und Fernbereich
- Erkennung von verschiedenen Ansichten und Posen, Kleidung, Größe
- Erkennung unter verschiedenen Wetterbedingungen, wie Regen, Schnee, Nebel
- Erkennung in umfangreichen Stadtszenarien
- Erkennung bei Verdeckung durch Objekte, oder beim Tragen oder Schieben
- Erkennung von Gruppen und verkehrsrelevanten Personen innerhalb einer Gruppe

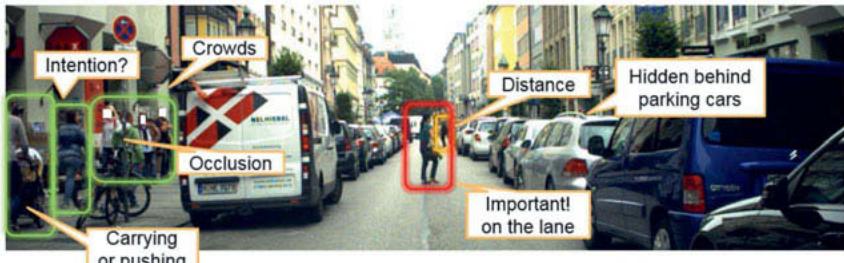


Bild 3: Fußgängererkennung in einer Stadtsszene, mit anspruchsvollen Anforderungen an die Sensorik wie die robuste Erkennung von relevanten Personen trotz Verdeckungen durch andere Objekte oder Personen innerhalb einer Gruppe.

3. Die Rolle von Künstlicher Intelligenz in der kamerabasierten Detektion von Fußgängern

Die automatische Erkennung von Fußgängern für Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren umfasst wie in Bild 4 dargestellt die folgenden Komponenten:

- Einen oder mehrere Sensoren, wie Kamera, Radar und Lidar für die Umfelderfassung.
- Die Detektion von Objekten wie Autos, Verkehrszeichen, Ampeln und Fußgängern in Einzelbildern, basierend auf Methoden der Bildverarbeitung und künstlicher Intelligenz.
- Das zeitliche Tracken der detektierten Objekte, sowie die Verarbeitung von räumlicher Information, und eine Fusion von Informationen verschiedener Sensoren.

Die folgende Ausarbeitung fokussiert auf Kamerabildern als Eingangsdaten für eine Detektion von Personen in Einzelbildern. Dieser Fokus wird gewählt, um die Detektionsperformanz auf Bilddaten unabhängig von zusätzlicher Information wie zeitliches Tracken zu untersuchen. Sensordatenfusion, zeitliches Tracken und die Verarbeitung der räumlichen Information erhöhen die Detektionsgenauigkeit, indem sie die Konfidenz durch zeitliche, räumliche und multimodale Kohärenz verbessern und mögliche Fehldetections basierend auf weiteren Sensordaten oder Zeitreiheninformationen korrigieren. Je höher die Detektionsgenauigkeit eines einzelnen Sensors in dessen Arbeitsbereich ist, umso ergiebiger ist die Sensorfusion.



Bild 4: Aufbau einer sensorbasierten Fußgängererkennung für Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren, mit Fokus auf der Erkennung von Fußgängern in Einzelbildern.

Zur Detektion von Fußgängern in Einzelbildern werden nach der Bilddatenaufnahme und Sensor-datenvorverarbeitung Methoden der künstlichen Intelligenz auf die vorverarbeiteten Daten angewandt. Künstliche Intelligenz umfasst Algorithmen zur Perzeption, Mustererkennung, Kognition, Entscheidungsfindung, Planung und Prädiktion. Für die kamerabasierte Erkennung von Objekten kommen Algorithmen aus der Perzeption, Mustererkennung und Kognition zur Anwendung, um folgende Aufgaben zu erfüllen:

1. Lokalisation von Objekten: Wo befindet sich ein Objekt?
2. Klassifikation von Objekten: Welche Klasse wird einem Objekt zugeordnet?
3. Konfidenz: mit welcher Konfidenz wird diese Zuordnung getroffen?

Der Begriff Künstliche Intelligenz ist umfangreich, und beinhaltet unter Anderem auch regelbasierte Algorithmen, welche kein datengetriebenes Lernen benötigen. Machine Learning ist diesem untergeordnet und fasst Algorithmen zusammen, welche automatisch von Daten lernen und somit einen Trainingsprozess erfordern. Machine Learning beinhaltet Lernverfahren wie graphische Modelle, wahrscheinlichkeitsbasierte Modelle, Entscheidungs-bäume und neuronale Netze. Innerhalb der letzten Jahre wurden viele vielversprechende Forschungsergebnisse im Bereich Deep Learning publiziert, in welchen sehr gute Ergebnisse für verschiedene Aufgaben in den Bereichen Sprach- und Bildverarbeitung erzielt wurden.

Daher stellt sich die Frage, inwieweit Methoden der künstlichen Intelligenz menschliche Intelligenz erreichen oder erreichen werden. Eine Beantwortung dieser Frage basiert auf einer Definition des Begriffs Intelligenz, welcher in sich selbst sehr weitreichend ist. Schränkt man das Blickfeld auf den Begriff der künstlichen Intelligenz ein, lässt sich die folgende Einteilung vornehmen:

- Artificial Narrow Intelligence: Künstliche Intelligenz, welche für eine definierte Aufgabe entwickelt ist, und bei der kein oder nur ein bedingter Transfer der gelernten Architektur auf eine andere Aufgabe möglich ist.
- Artificial General Intelligence: Diese Form der künstlichen Intelligenz kann jede beliebige kognitive Aufgabe wie ein Mensch lösen.
- Artificial Super Intelligence: Diese Form der künstlichen Intelligenz ist eine Weiterentwicklung der Artificial General Intelligence und geht in vielen Bereichen über die menschliche Intelligenz hinaus.

2015 wurde das DQN (Deep Q-Network) Verfahren für Reinforcement Learning vorgestellt, welches in einer Serie von Atari-Spielen einen höheren Punktestand erzielt als ein Spieler [2]. Hier wurde aufgezeigt, dass es möglich ist Artificial Narrow Intelligence zu entwickeln, welche eine definierte Aufgabe ähnlich oder besser als ein Mensch erfüllt. Die Aufgabe, ein Atari-Spiel zu lösen, ist definiert durch ein beschränktes Set an Regeln in einem definierten Zustandsraum und in einer definierten Umgebung. Vergleicht man diese Aufgabe mit Straßenverkehrszenen, wird die Komplexität der Aufgabe, Sensorsysteme mit künstlicher Intelligenz für den Straßenverkehr zu entwickeln, deutlich:

- Das Set an Regeln für den Straßenverkehr ist umfangreich. Die Umsetzbarkeit dieser Regeln in Maschinensprache ist abhängig vom Interpretationsspielraum der jeweiligen Regeln. Die Umsetzung des allgemeinen Grundsatzes beispielsweise, dass die Teilnahme am Straßenverkehr ständige Vorsicht und gegenseitige Rücksichtnahme erfordert, benötigt eine Interpretation der Begriffe Vorsicht und Rücksichtnahme.
- Der zu beschreibende Zustandsraum ist sehr groß, und wird beispielsweise aufgespannt durch die Anzahl an möglichen Objekten, deren Lokalität und deren Attribute wie zum Beispiel Aktion oder Intention.
- Sehr variable Umgebungen mit komplexen, dynamischen, und zum Teil schwer vorhersehbaren Szenen, wie zum Beispiel Nebel, belebte Innenstädte oder unerwartete Vorkommnisse lassen sich nur sehr schwierig oder unvollständig in ein definiertes Set an Hintergrundszenen fassen.

Somit stellt sich die Frage, welche Performanz derzeitige KI Lösungen für Aufgaben mit hoher Komplexität erreichen. Dies wird im folgenden Kapitel für die Objektklassifikation allgemein und anschließend für die Aufgabe der Detektion von Fußgängern näher betrachtet.

4. Künstliche Intelligenz: Der Weg von der Objektklassifikation zu der Detektion von Fußgängern

Neben der Sprachverarbeitung ist Computer Vision eine der ältesten und geläufigsten Applikationen von künstlicher Intelligenz. Die Aufgabe der Objektklassifikation besteht darin, einem Bildausschnitt die korrekte Klassenkategorie zuzuordnen. Um die Forschung auf diesem Fachgebiet zu fördern, wurde eine Reihe von Datensätzen veröffentlicht:

- Der MNIST Datensatz wurde 1998 herausgegeben und umfasst 70.000 Beispiele von handgeschriebenen Zahlen [3]. Die Bildausschnitte beinhalten keine Farbinformation. Auf diesem Datensatz wird eine Fehlerrate von unter 0,3% erreicht.
- Der SVHN Datensatz erhöht die Schwierigkeit der Zahlenerkennung, da dieser auf realen Fotografien von Hausnummer basiert [4]. Die Anzahl der Daten umfasst 600.000 Zahlenbilder.
- Die Klassifizierung von 10 beziehungsweise 100 verschiedenen Kategorien, wie Automobil, Tiere, Schiffe und Flugzeuge, werden im CIFAR-10 und CIFAR-100 Datensatz betrachtet [5]. Die Datensätze enthalten jeweils 60.000 Bilder.
- Der umfangreichste Datensatz, ImageNet, mit über einer Millionen Bilder wurde 2010 veröffentlicht und unterscheidet zwischen 1000 Kategorien [6]. Es werden sowohl die Top-1 Fehlerrate, als auch die Top-5 Fehlerrate für Benchmarks auf dem ImageNet Datensatz verwendet. Die Top-5 Fehlerrate berücksichtigt, dass der Detektor eventuell auch andere Objekte in dem Bildausschnitt im Hintergrund erkennt. Hierbei wird eine Klassifikation als ausreichend betrachtet, wenn die korrekte Kategorie innerhalb der fünf Detektionen mit der höchsten Konfidenz enthalten ist.

Mit der Anzahl der Klassen, der Variabilität innerhalb der Klassen und der Möglichkeiten an Hintergrundvariationen steigt die Komplexität einer Aufgabe. Bild 5 illustriert den Zusammenhang zwischen der Komplexität einer Aufgabe und der erreichbaren Genauigkeit von KI Algorithmen. Der Klassifikationsfehler ist die Rate an Fehlklassifikationen basierend auf einem Testdatensatz. Die Werte hierfür sind den Benchmarks der öffentlichen Datensätze entnommen. Mit steigender Komplexität einer Aufgabe steigt die Anforderung an das Lernverfahren und das Risiko einer falschen Klassifikation. Des Weiteren nimmt mit steigender Anzahl an Objektklassen die Wahrscheinlichkeit eines Lernverfahrens ab, zufällig die korrekte Entscheidung zu treffen. Bei der Unterscheidung von 10 Zahlen beträgt diese Wahrscheinlichkeit 10%, bei 100 Kategorien 1% und bei 1.000 Kategorien 0,1%.

Mit Hilfe von Deep Learning werden Erkennungsgenauigkeiten ähnlich dem eines Menschen für definierte Aufgaben erzielt. Die Fehlerrate eines Menschen variiert abhängig von dessen Aufmerksamkeit und Vorwissen.

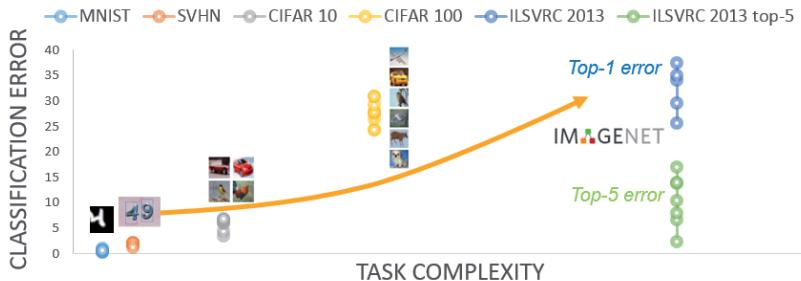


Bild 5: Zusammenhang zwischen Klassifikationsrate von KI Algorithmen und der Komplexität einer Aufgabe für verschiedene Benchmarks (MNIST, SVHN, CIFAR, ImageNet).

Im Unterschied zu der Klassifikation betrachtet die Objektdetection neben der Zuordnung einer Klassenkategorie die Lokalisierung eines Objektes innerhalb des gesamten Bildes. Um Objekte von Hintergrundbereichen abzugrenzen, wird eine weitere Klasse „Hintergrund“ eingeführt. Diese Klasse wird abhängig vom Lernverfahren entweder direkt oder nur indirekt während des Trainings berücksichtigt. Verwechslungen mit dem Hintergrund können zu einer fälschlichen oder einer fehlenden Detektion führen.

Die bekanntesten Datensätze sind der PascalVoc Datensatz für allgemeine Objektdetection [7], der Kitti Datensatz für die Erkennung von verschiedenen Verkehrsteilnehmern, wie Fahrzeugen und Fußgängern, und der Sensorfusion [8], und der Caltech Datensatz für die Erkennung von Fußgängern [9].

Basierend auf diesen drei weit verbreiteten Benchmarks lässt sich der Fortschritt im Bereich KI für die Objekterkennung nachverfolgen:

- Zunächst wurde die Objekterkennung getrennt in Merkmalsextraktion und Klassifikation. Die Merkmalsextraktion basierte auf oft händisch entwickelten Merkmalsvektoren, welche Kanten-, Farb-, und Strukturinformation enthalten. Ein bekannter Vertreter dieser Merkmale sind Histogram of Oriented Gradients (HOG) Merkmalsvektoren, welche ein Histogram über die Kantenorientierung in Bildzellen berechnet. Durch eine Block-normalisierung der Zellen wird Robustheit gegenüber verschiedenen Beleuchtungen erreicht. Die Klassifikation baut auf diesen Merkmalsvektoren auf. Hier ist ein bekannter Vertreter die Support Vektor Machine oder graphische Modelle.
- Um die Detektion von Objekten zu verfeinen wurden Part-based Ansätze verfolgt. In diesen Ansätzen wird ein Objekt in verschiedene Objektteile unterteilt, welche separat

erkannt werden. Die Erkennung des Gesamtobjektes basiert anschließend auf der Kombination der einzeln erkannten Objektteilen.

- Ein weiterer Fortschritt in der Verbesserung der Detektionsgenauigkeit wurde durch die Entwicklung von tiefen, Convolutional Neural Networks (CNNs) erreicht. Die Stärke dieses Lernverfahrens ist die gleichzeitige Optimierung von Merkmalsextraktion und Klassifikation in einem gemeinsamen Trainingsprozess. Dieses Verfahren wird als Representation Learning bezeichnet. Hierbei werden automatisch Repräsentationen von einfachen Merkmalen, wie Kanten, abstrakten Merkmalen, wie Kreisstrukturen, bis hin zu komplexen Merkmalen, wie Objektteilen, gelernt. Das Lernen beinhaltet abschließend eine Abbildung der Repräsentation auf die Objektkategorien.

Im Rahmen dieser Entwicklung steigt die Rechenkomplexität der KI Algorithmen an, wobei gleichzeitig eine Verbesserung der Detektionsgenauigkeit erzielt wird. Betrachtet man als Beispiel den Caltech Fußgänger-Datensatz, so nähert sich auf diesem die Detektionsgenauigkeit der KI Algorithmen der menschlichen Genauigkeit an [10]. Somit erkennt ein ausgereiftes KI Verfahren und ein Mensch in vielen Fällen das selbe Objekt und schätzen die Lokalisation und die Größe sehr ähnlich.

Für einen weiteren Fortschritt in der Detektionsgenauigkeit sind insbesondere die Restfälle interessant, die schwer von einem derzeitig ausgereiften KI Verfahren abgedeckt werden können. Hierbei werden zwei Fälle unterschieden:

- 1) False Positive: eine Fehldetektion auf dem Hintergrund oder einem anderem Objekt
- 2) False Negative: keine Detektion eines Fußgängers oder Fahrradfahrers.

False Positives können eine Fehlwarnung bei Fahrerassistenzsysteme bewirken. False Positives und False Negatives können zu Fehlentscheidung bei automatisiertem Fahren führen. Sensorfusion spielt eine wesentliche Rolle in automatisiertem Fahren um sowohl die False Positives als auch False Negatives in komplexen, schwer vorhersehbaren Szenarien zu reduzieren.

In [10] werden mögliche Fehlklassifikationen auf dem Caltech Datensatz wie folgt kategorisiert:

- 1) Fehldetections auf Hintergrund wie in dem Blätterwerk eines Busches oder Baums, vertikalen Strukturen, oder Autotüren,
- 2) Unzureichende Lokalisierung von Detektionen durch zu große Bounding Boxen, Mehrfachdetektionen oder Detektionen von Körperteilen,
- 3) Fehlende Detektion wegen zu niedriger Konfidenz, kleiner Objektgröße, oder Verdeckung.

Hieraus lassen sich zukünftige Forschungsrichtungen und Herausforderungen wie im nächsten Kapitel beschrieben ableiten, um die Detektionsgenauigkeit von Objektdetektoren weiter zu erhöhen.

5. Zukünftige Herausforderungen in Detektion von Fußgängern für Fahrerassistenzsysteme und Automatisiertes Fahren

Kamerabasierte KI Verfahren zur Detektion von Fußgängern in Straßenverkehrsszenen können eine ähnliche Erkennungsgenauigkeit wie menschliche Betrachter der Kameraaufnahmen erreichen. Die Erkennungsgenauigkeit hängt von der Szenenkomplexität ab. Zukünftige Herausforderungen umfassen folgende Faktoren um in komplexen, sehr dynamischen und schwierigen Szenen eine ähnliche Erkennungsgenauigkeit zu erzielen:

- Detektion von Objekten in der Distanz [11], [12], [13]
- Detektion von verdeckten Objekten
- Erhöhung der Lokalisierungsgenauigkeit
- Detektions bei schlechter Sicht wie bei Regen, Nebel oder Nacht

Bild 6 illustriert beispielhaft die geringe Pixelauflösung für Objekte in der Entfernung.



Bild 6: Reduzierte Auflösung von Fußgängern in der Entfernung.

Sensordatenfusion, zeitliches Tracking, und räumliche Kohärenz sind weitere wesentliche Komponenten um eine sehr hohe Detektionsgenauigkeit für ADAS und AD im Straßenverkehr zu erreichen, welche vergleichbar menschlicher Kognition ist oder menschliche Kognition verbessern kann, falls diese durch Ermüdung, Ablenkung oder Krankheit beeinträchtigt ist.

Referenzen

- [1] Verkehr, Destatis, Statistisches Bundesamt, Fachserie 8, Reihe 7, 2017.
- [2] Mnih et al., „Human-level control through deep reinforcement learning“, Nature 518.7540, p. 529, 2015.
- [3] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. "Gradient-based learning applied to document recognition." Proceedings of the IEEE, 86(11):2278-2324, November 1998.
- [4] Yuval Netzer, Tao Wang, Adam Coates, Alessandro Bissacco, Bo Wu, Andrew Y. Ng
Reading Digits in Natural Images with Unsupervised Feature Learning NIPS Workshop
on Deep Learning and Unsupervised Feature Learning 2011.
- [5] Learning Multiple Layers of Features from Tiny Images, Alex Krizhevsky, 2009.
- [6] Olga Russakovsky*, Jia Deng*, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean
Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander C.
Berg and Li Fei-Fei. (* = equal contribution) "ImageNet Large Scale Visual Recognition
Challenge", International Journal of Computer Vision, 2015.
- [7] Everingham, M., Eslami, S. M. A., Van Gool, L., Williams, C. K. I., Winn, J. and Zisser-
man, A., "The PASCAL Visual Object Classes Challenge: A Retrospective", Interna-
tional Journal of Computer Vision, 111(1), 98-136, 2015.
- [8] Geiger, Andreas, Philip Lenz, and Raquel Urtasun. "Are we ready for automated driv-
ing? the Kitti vision benchmark suite." IEEE Conference on Computer Vision and Pat-
tern Recognition (CVPR), 2012.
- [9] P. Dollár, C. Wojek, B. Schiele and P. Perona, "Pedestrian Detection: An Evaluation of
the State of the Art" IEEE Transactions on PAMI, 2012.
- [10] S. Zhang, et al. "How far are we from solving pedestrian detection?", IEEE Conference
on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [11] A.-K. Fattal, C. Scharfenberger, M. Karg, S. Lueke, J. Adamy. "Generic hypothesis
generation for small and distant objects". IEEE 19th International Conference on Intelli-
gent Transportation Systems (ITSC), 2016.
- [12] A.-K. Fattal, M. Karg, C. Scharfenberger, J. Adamy. "Saliency-guided region proposal
network for CNN based object detection". IEEE 20th International Conference on Intelli-
gent Transportation Systems (ITSC), 2017.
- [13] A.-K. Fattal, M. Karg, C. Scharfenberger, J. Adamy. „Distant Vehicle Detection: How
Well Can Region Proposal Networks Cope With Tiny Objects at Low Resolution?“, in
6th Workshop on Computer Vision for Road Scene Understanding and Automated
Driving, European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018.

Absicherung der Umfeldwahrnehmung von hoch- und vollautomatisierten Fahrzeugen

M. Berk, Prof. Dr. D. Straub, Technische Universität München;
Dr. O. Schubert, H.-M. Kroll, Dr. B. Buschardt, AUDI AG, Ingolstadt

Kurzfassung

Der Sicherheitsnachweis automatisierter Fahrfunktionen ist eine der größten Herausforderungen in der Entwicklung von hoch- und vollautomatisierten Fahrsystemen. Eine zentrale Rolle hat hierbei die Bestimmung der Zuverlässigkeit der Umfeldwahrnehmung basierend auf z.B. Lidar, Radar, Kamera und Ultraschallsensoren, deren Fehler sicherheitskritisch sein können. In diesem Beitrag geben wir einen Überblick, wie die Zuverlässigkeit der Umfeldwahrnehmung bestimmt und nachgewiesen werden kann. Dabei gehen wir auf zwei Fragen ein: 1.) Wie können Zuverlässigkeitsziele für die Umfeldwahrnehmung festgelegt werden? 2.) Wie können die geforderten Ziele nachgewiesen werden?

Um diesen Fragestellungen zu begegnen, stellen wir einen Ansatz vor, der durch eine geeignete funktionale Beschreibung des automatisierten Fahrsystems in Verbindung mit Methoden der Systemzuverlässigkeitstheorie die Absicherungsfalle überwindet. Die Absicherungsfalle besteht in dem extrem hohen Absicherungsaufwand, der zur Freigabe der automatisierten Fahrsysteme notwendig ist. Ein speziell entwickeltes Lernverfahren ermöglicht es außerdem, unter Ausnutzung von Redundanzen in der Umfeldsensorik, Aussagen über Sensorfehlerraten zu machen, ohne dass eine Referenzwahrheit benötigt wird. Aufgrund der Vielschichtigkeit dieses Themas bestehen noch weitere Herausforderungen. Nicht vollständig gelöst sind beispielsweise die mathematische Modellierung von Systemänderungen, die explizite Modellierung von Wahrnehmungsfehlern, welche in der Sensordatenfusion entstehen oder die Quantifizierung der statistischen Abhängigkeit von Wahrnehmungsfehlern zwischen verschiedenen Sensortechnologien.

Abstract

One of the key challenges in the development of highly automated driving systems is the demonstration of system safety. Central to the safety of an automated driving system is the reliability of the environment perception provided by radar, camera, lidar and ultrasonic sensors because perception errors are safety-critical. In this work, we give a comprehensive overview on how to demonstrate the reliability of the environment perception. Two questions are of particular importance: 1.) How can one derive reliability requirements for the environment perception and the respective environment perceiving sensors? 2.) How can one demonstrate that the environment perception complies with the requirements?

To address these questions, we present an approach that is able to overcome the approval trap for automated driving systems. The approval trap is due to the unfeasibly large test effort required to demonstrate the automated driving systems' safety. This approach is based on a suitable functional description of the automated driving system in combination with system reliability methods. Additionally we give a short overview on a statistical learning framework, which enables to estimate sensor error rates by exploiting sensor redundancies. This learning framework does not require a reference truth. Further challenges associated with demonstrating the reliability of the environment perception exist. Future work should for instance try to mathematically model changes and updates to the automated driving systems, explicitly model the perception errors that are due to the sensor data fusion and study the statistical perception error dependence of different sensor technologies in detail.

1. Die Absicherung der Umfeldwahrnehmung

Eine der größten Herausforderungen in der Entwicklung von hoch- und vollautomatisierten Fahrsystemen ist der Nachweis der Systemsicherheit [1 bis 5]. Neben möglichen Produkthaftungsrisiken für die Hersteller im Falle fehlerhafter Produkte ist eine ausreichend hohe Sicherheit auch eine wesentliche Voraussetzung für die gesellschaftliche Akzeptanz und die Zulassung von automatisierten Fahrsystemen [6, 7]. Der Bericht der Ethikkommission zum automatisierten und vernetzten Fahren fordert beispielsweise: „Die Zulassung von automatisierten Systemen ist nur vertretbar, wenn sie im Vergleich zu menschlichen Fahrleistungen zumindest eine Verminderung von Schäden im Sinne einer positiven Risikobilanz verspricht.“ [8]. Die Auffassung, dass das automatisierte Fahren mindestens so sicher sein muss wie das menschliche Fahren, findet sich auch vielfach in der Literatur und wird beispielsweise durch menschliche Unfallraten konkretisiert [1, 2, 4]. Ein wichtiger Aspekt für die Sicherheit von automatisierten Fahrzeugen ist die Zuverlässigkeit der Umfeldwahrnehmung von Lidar, Radar, Kamera und Ultraschallsensoren [7, 9]. In diesem Beitrag stellen wir Herausforderungen und Lösungsansätze zum Nachweis der Zuverlässigkeit der Umfeldwahrnehmung vor.

Derzeit gibt es (noch) keine umfassenden Standards und Normen für die Entwicklung sicherer automatisierter Fahrsysteme und einer zuverlässigen Umfeldwahrnehmung. Die ISO 26262 deckt nicht alle Aspekte der Sicherheit eines automatisiertes Fahrsystems ab, beispielsweise keine Unzulänglichkeiten in der Umfeldwahrnehmung [2, 3, 10]. Schwerpunkt der ISO-Betrachtung sind zufällige Hardware Fehler. Die Methoden der ISO 26262 lassen sich nicht direkt auf die Entwicklung einer sicheren Umfeldwahrnehmung übertragen, weil es kaum möglich ist, die funktionalen Anforderungen für alle erdenklichen Situationen, Fahrzeugvarianten und Ausprägungen der Umwelt umfassend zu definieren. Speziell die Ausprägungen der Umwelt (Witterungsbedingungen, Beleuchtungsverhältnisse, Verschmutzungen auf Sensoren...) sind jedoch zentral für die Leistungsfähigkeit der Umfeldsensorik [12 bis 16]. Deswegen muss für den Nachweis der Sicherheit eines automatisierten Fahrsystems und dessen Umfeldwahrnehmung zusätzlich zur funktionalen Sicherheit die Sicherheit der gewünschten Funktionalität (englisch: SOTIF, safety of the intended functionality) betrachtet werden.

Ein SOTIF-Nachweis für das automatisierte Fahren und die Umfeldwahrnehmung ist mit etablierten Testverfahren der Automobilindustrie jedoch nicht direkt möglich [7]. Szenario-basierte Absicherungsmethoden unter Verwendung von detaillierten Testfall-Spezifikationen in Szenariokatalogen haben die Einschränkung, dass eine automatisierte Fahrfunktion eine nahezu unendliche Vielfalt an Situationen und Umfeldausprägungen beherrschen muss [3]. Feldtests im

Realverkehr erfordern eine kaum zu bewältigende Anzahl an Testkilometern [1, 2, 4, 16] und ausreichend realistische und umfassende virtuelle Testmethoden zur alleinigen Anwendung sind derzeit nicht bekannt [2, 17].

Im Kontext dieser Herausforderungen stellen sich zwei zentrale Fragen: Wie können Zuverlässigkeitssziele für die Umfeldwahrnehmung festgelegt werden? Und wie können die gewählten Zuverlässigkeitssziele nachgewiesen werden? Diese Fragestellungen waren Gegenstand eines mehrjährigen Forschungsprojektes. Der vorliegende Beitrag gibt einen kurzen Überblick über die wichtigsten Ergebnisse des Forschungsprojektes basierend auf folgenden Publikationen [7, 16, 18 bis 21].

2. Validierung der Sicherheit automatisierter Fahrsysteme

Für eine Akzeptanz von automatisierten Fahrzeugen durch die Gesellschaft, die Zulassungsbehörden, den Gesetzgeber und auch im Sinne des Reputationsrisikos der Hersteller selbst ist der Nachweis der Systemsicherheit zu führen. Sicherheit ist in der DIN 31000 wie folgt definiert: "Sicherheit ist eine Sachlage, bei der das Risiko nicht größer als das Grenzrisiko ist." [22]. In der ISO 26262 ist die (allgemeine) Sicherheit im englischen Original: "the absence of unreasonable risk" [11]. Unreasonable risk wird dann definiert als: "risk judged to be unacceptable in a certain context according to valid societal moral concepts" [11]. Aus dieser Definitionen der Sicherheit folgt, dass ein Sicherheitsnachweis dem Nachweis eines akzeptablen (Rest-) Risikos entspricht.

Es ist eine weit verbreitete Ansicht, dass das akzeptable Risiko für automatisierte Fahrzeuge durch das derzeit akzeptierte Risiko des menschlichen Fahrens bestimmt ist [1, 2, 4, 8]. In [7] weisen wir darauf hin, dass weitere Ansätze zur Ableitung von ethisch fundierten Akzeptanzkriterien für technologische Risiken in der Literatur beschrieben werden [23 bis 26] und auch verschiedene kognitive Verzerrungen (engl. cognitive biases) in der öffentlichen Risikowahrnehmung [26 bis 28] in der Diskussion des akzeptablen Risikos beachtet werden sollten.

2.1. Die Absicherungsfalle

Es ist bekannt, dass ein akzeptables Risiko für automatisierte Fahrzeuge nicht ohne weiteres empirisch (d.h. induktiv) in Feldtests nachgewiesen werden kann [1, 2, 4, 16]. Für diesen Sachverhalt wurde z.B. in [1] der Begriff der Absicherungsfalle geprägt.

Hier wird die Absicherungsfalle mit einem Bayes'schen Ansatz beispielhaft in Bild 1 dargestellt. Dazu wird rein hypothetisch angenommen, dass das nachzuweisende akzeptable Risiko durch eine fatale Unfallrate von $\lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$ bestimmt ist. Dieses Nachweziel gilt zum Beispiel für katastrophale Unfälle in der zivilen Luftfahrt [29].

Die Bild 1 zugrunde liegenden Berechnungen lassen sich zusammenfassen [16]:

- 1.) Wahl eines Poisson Modells für die Anzahl der Unfälle x im Zeitintervall t bei gegebener Unfallrate des Systems λ_{sys} .
- 2.) Bestimmung der a posteriori Verteilung von λ_{sys} bei gegebener Anzahl an Unfällen x im Zeitintervall t mit Bayes'scher Inferenz [30].
- 3.) Die prädiktive Wahrscheinlichkeit $\Pr(\lambda_{\text{sys}} < \lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} | x, t)$, dass das Sicherheitsziel $\lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}}$ bei gegebenem x und t eingehalten wird, aus der a posteriori Verteilung ableiten.
- 4.) $\lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$ und verschiedene $x = 1, 2, 3, \dots$ in $\Pr(\lambda_{\text{sys}} < \lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} | x, t)$ einsetzen.
- 5.) Es wird gefordert, dass die Wahrscheinlichkeit $\Pr(\lambda_{\text{sys}} < \lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} | x, t)$ ein oberes Limit überschreiten muss, beispielsweise $\Pr(\lambda_{\text{sys}} < \lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} | x, t) \geq 0.95$.
- 6.) Für jedes x nach t auflösen.

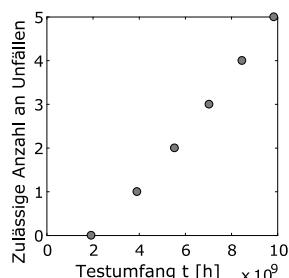


Bild 1: Nach [16] abgeleitete maximale Anzahl an erlaubten Unfällen im notwendigen Testumfang t für einen empirischen Nachweis einer Unfallrate von $\lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$.

Wie in Bild 1 ersichtlich, wird für den empirischen Nachweis von $\lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$ im besten Fall ein Testumfang von ca. $2 \cdot 10^9 \text{ h}$ benötigt. In diesem Testumfang darf dann aber kein Systemversagen auftreten, was nur wahrscheinlich ist, wenn die tatsächliche Unfallrate wesentlich kleiner als $\lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}}$ ist.

2.2. Systemzuverlässigkeitstheorie und funktionale Dekomposition

Ein Testumfang wie oben beispielhaft für $\lambda_{\text{TLS}_{\text{sys}}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$ abgeleitet ist nicht mit empirischen Methoden zu bewältigen. Das gilt auch für weniger strenge Nachweisziele als 10^{-9} h^{-1} , welche noch im Bereich gesellschaftlich akzeptierter Risiken liegen. Daher zeigen wir nachfolgend alternative Strategien zum Sicherheitsnachweis auf, basierend auf [7].

Nachdem ein induktiver (empirischer) Nachweis der Sicherheit auf Ebene des Gesamtsystems kaum möglich ist, kann der Nachweis der Systemsicherheit nur deduktiv unter Einbezug der Zuverlässigkeit der Komponentenebene beziehungsweise der Zuverlässigkeit der Unterfunktionen erfolgen. Zu diesem Zweck wurden die Systemzuverlässigkeitstheorie und Techniken für Gefahrenanalysen entwickelt, welche vielfach in der Luftfahrt, Raumfahrt, dem Bauwesen und der zivilen Nukleartechnik angewandt werden [31 bis 33].

Die Idee ist es, die Zuverlässigkeit des automatisierten Fahrsystems durch die Zuverlässigkeit der Unterfunktionen zu beschreiben (funktionale Dekomposition). Die Zuverlässigkeit wird dann auf der Ebene der Unterfunktionen nachgewiesen. Inspiriert vom klassischen Regelungsparadigma Sense-Plan-Act aus der Robotik lässt sich ein automatisiertes Fahrsystem beispielsweise in einer hohen hierarchischen Ebene durch die Unterfunktionen der Wahrnehmung (Umfeldmodell), die automatisierte Fahrfunktion (Interpretation und Handlungsplanung) und die Aktorik (Umsetzung der Handlungsplanung) beschreiben. Bild 2 zeigt das entsprechende Zuverlässigkeitsblockdiagramm des Systems, das einem Seriensystem mit drei Komponenten entspricht.

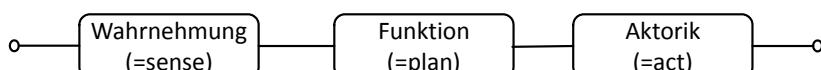


Bild 2: Zuverlässigkeitsblockdiagramm eines automatisierten Fahrsystems. Angepasst von [7].

Das in Bild 2 dargestellte Seriensystem versagt, wenn mindestens eine der Komponenten einen sicherheitskritischen Fehler macht, welcher zu einem Unfall führt. Auf der sicheren Seite

liegend, lässt sich die Fehlerrate des Seriensystems über die sicherheitskritischen Fehlerraten der Komponenten / Unterfunktionen beschreiben [34, 35]:

$$\lambda_{\text{sys}} \approx \lambda_{\text{Wahr.}} + \lambda_{\text{Funktion}} + \lambda_{\text{Aktorik}} \quad (1)$$

Die Systemfehlerrate ist also approximiert durch die Summe der sicherheitskritischen Fehlerraten der Wahrnehmung $\lambda_{\text{Wahr.}}$, der Funktion $\lambda_{\text{Funktion}}$ und der Aktorik λ_{Aktorik} .

Im Folgenden wird nur $\lambda_{\text{Wahr.}}$ weiter betrachtet. Dazu wird die Funktionalität der Wahrnehmung in weitere Unterfunktionen unterteilt. Eine erste Ausgangsbasis dafür stellt das generische Funktionsblockdiagramm der Wahrnehmung in Bild 3 dar. Das Ziel dieser Beschreibung ist, es die Zuverlässigkeit der Umfeldwahrnehmung auf Ebene der Einzelsensoren nachzuweisen. Wie in Bild 3 gezeigt, wird das Umfeld von einer Reihe potentiell redundanter Sensoren mit überlappenden Sichtbereichen erfasst [9]. Die Wahrnehmung der Einzelsensoren wird dann gewöhnlich durch die Sensordatenfusion mithilfe von geeigneten Assoziations- und Trackin-galgorithmen in ein zentrales Umfeldmodell überführt [36 bis 38]. Es wird hier angenommen, dass ein Voting (k -aus- n) auf Basis der Einzelsensoren dazu dient, einen Track zu validieren [5, 16, 19, 39]. Bei $n = 3$ redundanten Sensoren mit überlappendem Sichtbereich wäre ein mögliches Voting, dass mindestens 2-aus-3 Sensoren einen Track bestätigen müssen, damit der Track an die Handlungsplanung der automatisierten Fahrfunktion weitergegeben wird.

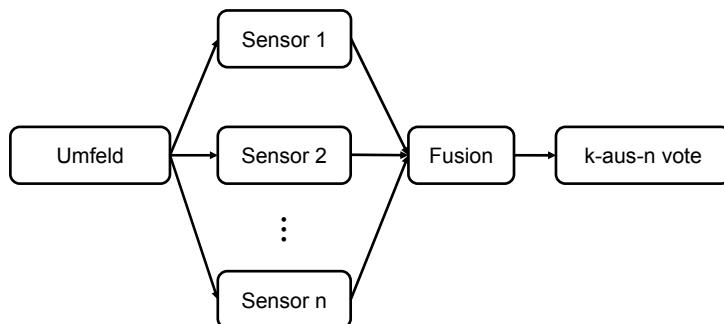


Bild 3: Generisches Funktionsblockdiagramm für die Umfeldwahrnehmung eines automatisierten Fahrsystems. Angepasst von [7].

2.3. Herausforderungen bei der Absicherung der Umfeldwahrnehmung

Die Bedeutung und Notwendigkeit der Bestimmung der Zuverlässigkeit der Umfeldwahrnehmung wird in Abschnitt 2.2 deutlich. Bei der Absicherung der Umfeldwahrnehmung gibt es jedoch eine Reihe an Herausforderungen [7]:

- Die Absicherungsfalle gilt auch für $\lambda_{\text{Wahr.}}$ der Umfeldwahrnehmung.
- Die konkrete Definition von Wahrnehmungsfehlern ist nicht trivial.
- Die Erhebung einer Referenzwahrheit (Ground Truth) zur Identifikation von Wahrnehmungsfehlern ist aufwändig.
- Die Wahrnehmungsperformance der Sensoren ist abhängig von den Umgebungsbedingungen.
- Wahrnehmungsfehler in verschiedenen Sensoren sind korreliert.
- Systemänderungen haben einen Einfluss auf $\lambda_{\text{Wahr.}}$.

Die genannten Herausforderungen werden in [7] im Detail diskutiert.

3. Die Zuverlässigkeit der Umfeldwahrnehmung am Beispiel der Existenzunsicherheit

Auf Basis der funktionalen Dekomposition und der Beschreibung der Umfeldwahrnehmung in Abschnitt 2.2 wird hier ein Ansatz zur Ableitung von Zuverlässigkeitsanforderungen an die Einzelsensoren vorgestellt. Im Speziellen wird dabei die Existenzunsicherheit bei Sensoren betrachtet, d.h. die Unsicherheit darüber, ob existierende Objekte auch wirklich detektiert werden oder ob nicht existierende Geisterobjekte von den Sensoren angezeigt werden [40].

3.1. Sicherheitsrelevante Wahrnehmungsfehler

Zu den Wahrnehmungsfehlern mit der größten Sicherheitsrelevanz gehören false-negative (FN) und false-positive (FP) Fehler [5, 38]. Das ist intuitiv verständlich, da zum Beispiel ein FN Fehler ein nicht erkanntes Hindernis sein kann, oder ein FP Fehler eine Notbremsung auslösen kann. Diese Fehler treten in der Domäne der Existenzunsicherheiten auf und werden hier auf der Ebene des objektbasierten Umfeldmodells betrachtet (Objektlisten) [40, 41].

Die Performance der Umfeldwahrnehmung hinsichtlich der Existenzunsicherheit lässt sich über die Signalentdeckungstheorie beschreiben [42 bis 44]. Im Rahmen der Signalentdeckungstheorie lässt sich die Performance der Wahrnehmung konkret über die Probability of Detection (POD) und Probability of False Alarm (PFA) beschreiben [7, 18, 42 bis 44]. Die POD ist die konditionale true-positive (TP) Wahrscheinlichkeit:

$$\text{POD} = \Pr(D = 1 | Obj = 1) \quad (2)$$

Wobei $D = 1$ bedeutet, dass die Wahrnehmung ein Objekt anzeigen und $Obj = 1$ bedeutet, dass ein reales Objekt existiert. Die PFA ist die konditionale FP Wahrscheinlichkeit:

$$\text{PFA} = \Pr(D = 1 | Obj = 0) \quad (3)$$

$Obj = 0$ bedeutet entsprechend, dass kein reales Objekt existiert.

Diesen Wahrscheinlichkeiten liegt eine binäre Objektdefinition zugrunde (entweder ein Objekt existiert oder nicht, und entweder ein Objekt wird angezeigt oder nicht). Da in einem Umfeldmodell aber mehrere Objekte vorkommen, muss zunächst eine binäre Interpretation der Objektdetektion gefunden werden, um die Performance der Objektdetektion auch durch die POD und PFA beschreiben zu können. Eine einfache Möglichkeit ist es, einen eingeschränkten Bereich im Umfeld zu betrachten. In diesem eingeschränkten Bereich existiert dann entweder mindestens ein oder kein reales Objekt. Die POD und die PFA können durch sensorinterne Detektionsschwellen variiert werden, was zu einer Receiver Operating (ROC) Characteristic Kurve führt [42 bis 44].

Da es sich bei der POD und PFA um Wahrscheinlichkeiten von diskreten Ereignissen handelt, die nicht direkt im Bezug zur kontinuierlichen Zeit stehen, wird eine Beziehung zur FP Fehlerrate λ_{FP} und zur FN Fehlerrate λ_{FN} hergestellt [7]:

$$\lambda_{FP} = \text{PFA} \cdot \Pr(Obj = 0) \cdot \frac{1}{\Delta t} \quad (4)$$

wobei $\Pr(Obj = 0)$ die Wahrscheinlichkeit ist, dass zu einem beliebigen Zeitpunkt kein reales Objekt im relevanten Bereich des Umfeldmodells vorhanden ist. Während die PFA als Wahrscheinlichkeit einheitslos ist, hat λ_{FP} die Einheit [1/h]. Δt in Gleichung 4 entspricht dem Zeitintervall eines diskreten Zeitschrittes. In erster Näherung kann Δt durch die gewählte Multi-Zyklus Validierungsheuristik (siehe [9, 38, 40]) motiviert sein. Nach dieser Heuristik muss eine Objektdetektion mehrere Messzyklen hintereinander auftreten, um als valide zu gelten. D.h. nur die Fehler, welche länger als die gewählte Multi-Zyklus Validierungszeit auftreten, können sicherheitsrelevant werden. Wenn ein Objekt beispielsweise drei Messzyklen hintereinander detektiert werden muss, um als valide zu gelten, dann entspricht Δt der dreifachen Zykluszeit. Eine detailliertere Betrachtung der zeitlichen Aspekte sprengt den Rahmen dieses Beitrages. Analog gilt für λ_{FN} [7]:

$$\lambda_{FN} = (1 - POD) \cdot \Pr(Obj = 1) \cdot \frac{1}{\Delta t} \quad (5)$$

3.2. Anforderungen an die Wahrnehmungszuverlässigkeit

Abschnitt 3.1 gibt einen formalen Rahmen für die Beschreibung der Wahrnehmungszuverlässigkeit in der Existenzunsicherheitsdomäne auf Ebene des fusionierten Umfeldmodells vor. Die Metriken aus Abschnitt 3.1 sind aber ohne Einschränkungen auch auf die objektbasierten Umfeldmodelle der Einzelsensoren anwendbar. Beispielsweise bezeichnen POD_i und PFA_i die jeweiligen Metriken für Sensor i .

Mithilfe des k-aus-n Votings (siehe Bild 3) wird in diesem Kapitel ein Zusammenhang zwischen der Zuverlässigkeit der Einzelsensoren und der Wahrnehmungszuverlässigkeit des fusionierten Umfeldmodells hergestellt. Dabei werden hier Unzulänglichkeiten der Fusion wie zum Beispiel fehlerhafte Objekt-zu-Track Zuordnungen nicht explizit berücksichtigt. Implizit berücksichtigt das folgende Vorgehen aber teilweise auch Fehler in der Fusion, da je nach Definition bzw. Interpretation der Wahrnehmungsfehler beispielsweise ein FN Fehler auf Einzelsensorebene auch über eine fehlerhafte Assoziation in der Fusion auftreten kann. Des Weiteren wird von einer objektbasierten dezentralen Sensordatenfusion [36] ausgegangen.

Wie bereits in Abschnitt 2.2 beschrieben, wird hier angenommen, dass ein Track bzw. eine Objektdetektion im fusionierten Umfeldmodell nur dann an die nachfolgende Handlungsplanung der automatisierten Fahrfunktion weitergegeben wird, wenn mindestens k-aus-n Einzelsensoren die Objektdetektion bestätigen. Nach dieser Logik tritt ein FP Fehler am Ausgang der Fusion dann auf, wenn mindestens k der Sensoren den FP Fehler machen. Ein FN Fehler tritt mit dieser Logik dann auf, wenn mindestens $n - k + 1$ Sensoren den Fehler machen. Außerdem muss z.B. ein FP Fehler in mehreren Einzelsensoren natürlich auch an einer ähnlichen Position auftreten, damit die FP Fehler der Einzelsensoren auch miteinander assoziiert werden und damit das k-aus-n Voting passieren. Diese räumlichen Aspekte werden hier nicht weiter betrachtet.

Da das Ziel hier die Ableitung von Zuverlässigkeitsanforderungen ist, wird jedem Einzelsensor die gleiche Zielfehlerrate zugewiesen. D.h. alle Einzelsensoren $i = 1, \dots, n$ erhalten einen identischen Zielwert $POD_i = POD_{\text{sensor}}$ und $PFA_i = PFA_{\text{sensor}}$, welche nach Gleichungen 4 und 5 in

kontinuierliche Fehlerraten überführt werden können. Um in diesem Zusammenhang die statistische Abhängigkeit der Wahrnehmungsfehler in verschiedenen Einzelsensoren zu berücksichtigen, modellieren wir das Auftreten der Wahrnehmungsfehler mit dem Beta-Binomialmodell [7, 16, 19]:

$$\Pr(K = k) = \binom{n}{k} \frac{\Gamma(\alpha + \beta) \cdot \Gamma(\alpha + k) \cdot \Gamma(\beta + n - k)}{\Gamma(\alpha) \cdot \Gamma(\beta) \cdot \Gamma(\alpha + \beta + n)} \quad (6)$$

$\Pr(K = k)$ ist die Wahrscheinlichkeit, dass genau k -aus- n Sensoren eine Detektion anzeigen.

α und β sind die Modellparameter und $\Gamma(a) = \int_0^{\infty} u^{a-1} \cdot \exp(-u) du$ ist die Gamma Funktion.

Die Modellparameter sind definiert als:

$$\alpha = \frac{p \cdot (1-p)}{\rho}, \beta = \frac{(1-p) \cdot (1-p)}{\rho} \quad (7)$$

Je nachdem ob FN oder FP Fehler betrachtet werden, entspricht p entweder $\text{POD}_{\text{sensor}}$ oder $\text{PFA}_{\text{sensor}}$. ρ ist der Korrelationskoeffizient von FP oder FN Fehlern in den Einzelsensoren.

Beispielsweise ist ρ_{FP} definiert als:

$$\rho_{\text{FP}} = \frac{\Pr(D_i=1|D_j=1, Obj=0) \cdot \text{PFA}_i - \text{PFA}_i^2}{\text{PFA}_i \cdot \text{PFA}_i^2} \approx \Pr(D_i = 1|D_j = 1, Obj = 0) \quad (8)$$

Näherungsweise gilt für $\text{PFA}_i^2 \ll \text{PFA}_i$, dass ρ_{FP} der konditionalen Wahrscheinlichkeit $\Pr(D_i = 1|D_j = 1, Obj = 0)$ eines FP Fehlers in Sensor i gegeben eines FP Fehlers in Sensor j entspricht. ρ_{FN} ist analog definiert. Im Falle von statistischer Unabhängigkeit ist $\rho = 0$. Dann entspricht Gleichung 6 dem Binomialmodell.

Die PFA auf Ebene des fusionierten Umfeldmodells ergibt sich dann aus der $\text{PFA}_{\text{sensor}}$ des Einzelsensors und Gleichungen 6-7:

$$\text{PFA} = \sum_{i=k}^n \Pr(K = k | p = \text{PFA}_{\text{sensor}}, \rho_{\text{FP}}) \quad (9)$$

Analog gilt:

$$\text{POD} = \sum_{i=k}^n \Pr(K = k | p = \text{POD}_{\text{sensor}}, \rho_{\text{FN}}) \quad (10)$$

Um die Anforderungen an die Sensoren abzuleiten, muss beispielsweise $\text{POD}_{\text{sensor}}$ aus POD bestimmt werden. D.h. $\text{POD}_{\text{sensor}}$ wird mit einer inversen Berechnung aus Gleichung (10) bestimmt. Der Zusammenhang zur Fehlerrate ist durch Gleichung (5) gegeben.

3.3. Numerisches Beispiel

Es wird ein hypothetisches Nachweisziel für FP und FN Fehler von $\lambda_{TLS_{FP}} = \lambda_{TLS_{FN}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$ angenommen. $\lambda_{TLS_{FP}}$ und $\lambda_{TLS_{FN}}$ werden mit Gleichungen 4 und 5 in Zuverlässigkeit-anforderungen für PFA und POD auf Ebene des Umfeldmodells überführt. In diesen Umrechnungen wird von $\Delta t = 0.5 \text{ s}$ ausgegangen. Vereinfachend und auf der sicheren Seite liegend wird dabei $\Pr(Obj = 0)$ und $\Pr(Obj = 1)$ in den Gleichungen 4 und 5 zu eins gesetzt. Anschließend werden die korrespondierenden Nachweisziele PFA_{sensor} und POD_{sensor} für die Einzelsensoren mit Gleichungen 9-10 abgeleitet und mit Gleichungen 4 und 5 wieder in Fehlerraten überführt. Das Ergebnis ist für verschiedene Werte des Korrelationskoeffizienten ρ und verschiedene Voting Mechanismen (das k in k-aus-n variiert) in Bild 4 dargestellt. Bild 4a) zeigt ein System mit $n = 3$ redundanten und Bild 4b) mit $n = 5$ redundanten Sensoren.

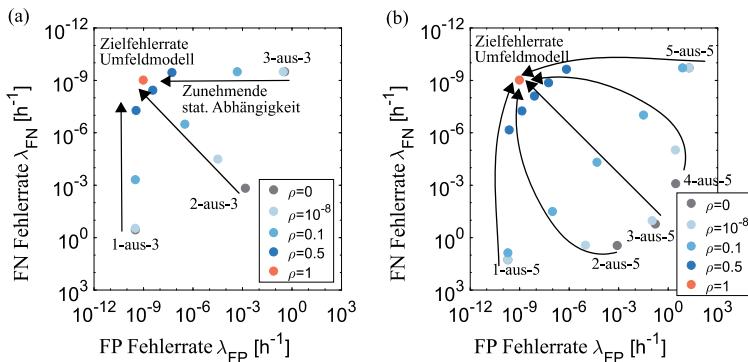


Bild 4: Zuverlässigkeit-Anforderungen der Einzelsensoren unter verschiedenen k-aus-n Voting Mechanismen um eine Zielfehlerrate von $\lambda_{TLS_{FP}} = \lambda_{TLS_{FN}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$ im Umfeldmodell zu erreichen. In (a) besteht das System aus $n = 3$ und in (b) aus $n = 5$ Einzelsensoren. $\lambda_{TLS_{FP}} = \lambda_{TLS_{FN}} = 10^{-9} \text{ h}^{-1}$ entspricht dem Nachweisziel für das Umfeldmodell am Ausgang der Fusion. Die Punkte stellen die Anforderungen an die Einzelsensoren für verschiedene Werte von ρ dar. Je größer die statistische Abhängigkeit der Fehler in den Einzelsensoren, desto strenger sind die Anforderungen an die Einzelsensoren.

Unter der Annahme der statistischen Unabhängigkeit der Fehler in den Einzelsensoren, mit dreifacher Sensorredundanz ($n = 3$) und einem 2-aus-3 Voting ergeben sich nach den Berechnungen in Bild 4 sowohl für FP als FN Fehler eine Anforderung an die Einzelsensoren von

ca. $\approx 1.5 \cdot 10^{-3} \text{ h}^{-1}$. Dieses Nachweisziel lässt sich mit einem Testumfang in der Größenordnung von 1000 h empirisch nachweisen. Diese Größenordnung ist im Verhältnis zu dem Testumfang aus Abschnitt 2.1 auf Systemebene zu sehen. Wie gezeigt, kann durch die funktionale Dekomposition einer modularen Systemarchitektur (deduktive Systembetrachtung) der Nachweis der Systemsicherheit empirisch (induktiv) auf Basis der Unterfunktionen / Komponenten nun erfolgen.

Selbstverständlich ist dabei jedoch die Annahme der statistischen Unabhängigkeit der Fehler in den Einzelsensoren zu hinterfragen. Selbst wenn die Annahme der statistischen Unabhängigkeit zwischen Einzelsensoren nicht gerechtfertigt ist, sollte für Sensoren mit unterschiedlichen physikalischen Messprinzipien (Radar, Kamera, Lidar) zumindest nur eine schwache statistische Abhängigkeit gelten. Das würde immer noch zu einer deutlichen Reduktion des Nachweisziels auf Einzelsensorebene verglichen mit dem Gesamtsystem führen. Unter vollständiger statistischer Abhängigkeit der Fehler in den verschiedenen Sensoren entspricht das Nachweisziel der Einzelsensoren dem Nachweisziel des Gesamtsystems (orange Punkt in Bild 4). Es wird darauf hingewiesen, dass das Beta-Binomialmodell außerdem nicht in der Lage ist gewisse extreme Arten der statistischen Abhängigkeit explizit zu berücksichtigen.

Eine weitere wesentliche Voraussetzung für die Berechnungen in Bild 4 ist die Sensorredundanz. Die Sensorredundanz kann jedoch in gewissen Situationen eingeschränkt sein, beispielsweise könnte eine Kamera in der Nacht oder ein Lidar aufgrund von Verschmutzungen auf dem Sensor zeitweise eine systematisch zu schwache Leistungsfähigkeit aufweisen. Dann muss entweder die Verfügbarkeit der automatisierten Fahrfunktion eingeschränkt werden, die systematischen Effekte mit Sicherheitsmechanismen abgeschwächt werden (z.B. Beleuchtung und Reinigung) oder die Berechnungen in Bild 4 entsprechend angepasst werden (Bsp. 80% der Zeit kann von $n = 3$ ausgegangen werden und 20% der Zeit nur von $n = 2$).

4. Bestimmung der Wahrnehmungzuverlässigkeit

Während Abschnitt 2 und 3 beschreiben, wie Zuverlässigkeitsanforderungen für die Wahrnehmung und der zugehörige Testumfang abgeleitet werden können, geht es in diesem Abschnitt um die Bestimmung der Wahrnehmungzuverlässigkeit. Zur Bestimmung der Wahrnehmungszuverlässigkeit lassen sich grob folgende Methoden unterscheiden, jede mit unterschiedlichen Vor- und Nachteilen:

- Qualitative und semi-quantitative Analyse Methoden
- Tests auf dem Prüfgelände

- Virtuelle Simulationen
- Feldtests durch Realfahrten

4.1. Kurzüberblick

Qualitative und semi-quantitative Methoden sind zum Beispiel eine Gefahrenanalyse, eine Ereignisbaumanalyse (ETA), eine Fehlerbaumanalyse (FTA), Fehlermöglichkeits- und -einflussanalyse (FMEA) [31]. Diese Methoden werden meist zu Beginn der Entwicklung eines technischen Systems angewandt, um Gefahren, Fehler und Versagensquellen zu identifizieren und um das Risiko des Systems initial abzuschätzen. Ein Vorteil ist, dass damit ein tiefes Verständnis über das System aus der Sicherheitsperspektive bereits früh in der Entwicklung erlangt wird, Versagensquellen identifiziert werden und Sicherheitsmaßnahmen definiert werden können. Ein klarer Nachteil ist jedoch, dass quantitative Abschätzungen in diesem Stadium nicht vollumfänglich aussagekräftig sind, da diese meist auf Expertenwissen beruhen und nicht aus Daten abgeleitet werden.

In [18] haben wir eine Methode vorgestellt, um über kontrollierte Tests auf dem Prüfgelände statistisch fundierte Aussagen über die Wahrnehmungszuverlässigkeit zu treffen. Dabei wird die Abhängigkeit der Wahrnehmungsperformance von Einflussfaktoren der Umgebung (Niederschlag, Temperatur, Beleuchtungsverhältnisse...) gelernt. Eine Verknüpfung der Wahrscheinlichkeit der Einflussfaktoren mit der Wahrnehmungsperformance führt zu einem reduzierten Testaufwand verglichen mit Realfahrten. Ein Vorteil dieser Methode ist es, dass die Tests zu einem gewissen Grad reproduzierbar sind. Ein Nachteil ist, dass (ebenfalls zu einem gewissen Grad) die wesentlichen Einflussfaktoren der Wahrnehmungsperformance (Schneefall, Gischt, Beleuchtungsverhältnisse...) bereits bekannt und messbar sein müssen. Aufgrund der Komplexität können Interaktionen zwischen den Einzelfaktoren nur begrenzt berücksichtigt werden.

Eine weitere Möglichkeit zur Abschätzung der Wahrnehmungszuverlässigkeit sind virtuelle Simulationen [2, 17]. Der Vorteil von Simulationen ist, dass in der virtuellen Umgebung eine große Anzahl an Kilometern mit vergleichsweise geringem Aufwand getestet werden können. Die Schwierigkeit ist es jedoch, sicherzustellen, dass die relevanten Effekte mit Einfluss auf die Performance der Umfeldwahrnehmung auch realitätsnah in der Simulation modelliert werden. Zum einen muss dafür a priori bekannt sein, welche Effekte relevant sind, zum anderen muss die Validität der Simulation nachgewiesen werden. Beides ist herausfordernd und es

existiert derzeit keine umfassende Simulationsmethode zur Absicherung der Umfeldwahrnehmung.

Die realistischste Methode zur Abschätzung der Wahrnehmungzuverlässigkeit sind Feldtests durch Realfahrten [2, 17]. Diese berücksichtigen automatisch Faktoren mit Einfluss auf die Wahrnehmungsperformance durch die Situationsvielfalt im regulären Straßenverkehr, unter der Bedingung, dass die Tests repräsentativ sind. Eine Herausforderung ist jedoch die Erstellung einer Referenzwahrheit (ground truth) im Realverkehr in Kombination mit dem hohen erforderlichen Testumfang. Hierfür wird zum einen eine Referenzsensorik mit sehr hoher Performance benötigt und zum anderen teilweise auf manuelles Labeln der Daten zurückgegriffen. Es stellt sich daher die Frage, ob nicht auch Aspekte der Wahrnehmungzuverlässigkeit unter Ausnutzung der Redundanz der Seriensusoren ohne eine Referenzsensorik gelernt werden können. Diese Fragestellung haben wir in [19] detailliert untersucht. Solange das zugrunde liegende statistische Abhängigkeitsmodell für Wahrnehmungsfehler in verschiedenen Sensoren adäquat ist, kann die korrekte Wahrnehmungzuverlässigkeit auch ohne Referenzwahrheit gelernt werden [19].

4.2. Bestimmung der Wahrnehmungzuverlässigkeit ohne Referenzwahrheit durch Flottendaten

Das Konzept zum Lernen der Wahrnehmungzuverlässigkeit ohne Referenzwahrheit aus [19] haben wir in [21] weiterentwickelt. Hier präsentieren wir eine kurze Zusammenfassung dieses Konzeptes, welches zum Ziel hat, die Wahrnehmungzuverlässigkeit aus Flottendaten abzuschätzen.

Dem Lernen ohne Referenz liegt ein statistisches Modell für die gemeinsame Wahrscheinlichkeit der unbekannten Wahrheit und der durch die Sensoren angezeigten Detektionen zugrunde. Die Struktur dieses statistischen Modells ist in Bild 5 durch ein Bayes'sches Netzwerk dargestellt. p_{obj} ist die mittlere Wahrscheinlichkeit, dass in einem bestimmten Bereich des Umfelds mindestens ein Objekt vorhanden ist. Obj_m ist eine Indikatorvariable, die anzeigt ob zum diskreten Zeitpunkt m ein Objekt vorhanden ist oder nicht. Ohne Referenzwahrheit ist der Zustand von Obj_m unbekannt, mit Referenzwahrheit ist der Zustand von Obj_m bekannt. Die Modellparameter θ beinhalten beispielsweise die POD_i und PFA_i aller Sensoren und zusätzliche Parameter für die Modellierung der statistischen Abhängigkeit der Sensorfehler. Y_m ist die beobachtbare Variable für jeden Zeitpunkt m und identifiziert eine spezifische Kombination an Detektionen in den verschiedenen Sensoren. Bei n redundanten Sensoren gibt es im binären

Fall 2^n Kombinationen an Detektionen durch die verschiedenen Sensoren, welche den Ereignisraum von Y_m beschreiben.

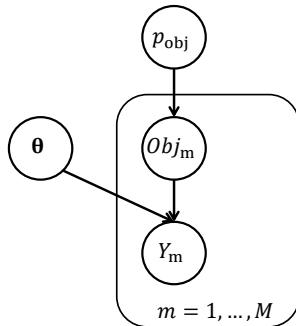


Bild 5: Struktur des statistischen Modells zum Lernen der Sensorfehlerraten ohne Referenz, dargestellt als Bayes'sches Netzwerk. Aus [21].

Die Likelihood der Modellparameter θ ergibt sich dann aus der Mischverteilung von Y_m hinsichtlich Obj_m . Über die Likelihood können mit gängigen statistischen Lernverfahren wie zum Beispiel der Bayes'schen Parameterschätzung [30] die Modellparameter θ gelernt werden. Auch hier gilt, solange das statistische Modell die Abhängigkeitsstruktur des Problems angemessen beschreibt, werden die korrekten POD_i und PFA_i der Sensoren gelernt. Bild 6 zeigt beispielhaft Ergebnisse dieser Methodik in einem numerischen Experiment [21].

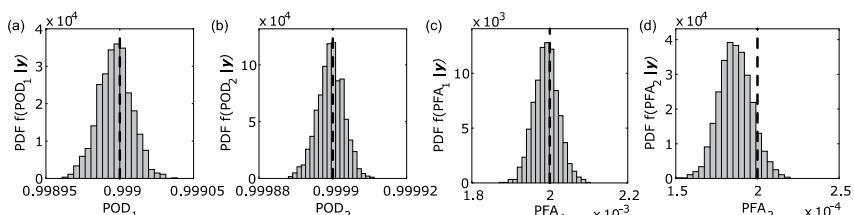


Bild 6: Beispieldichte Ergebnisse des Lernverfahrens ohne Referenz. Die Histogramme approximieren die a posteriori Verteilung der POD_i und PFA_i von Sensoren 1 und 2. Die gestrichelten Linien stellen die zugrunde liegende virtuelle Wahrheit dar. Aus [21].

5. Zusammenfassung und Ausblick

Dieser Beitrag stellt die Problemstellung und Lösungsansätze zur Absicherung der Umfeldwahrnehmung vor. Wir zeigen, wie Anforderungen an die Wahrnehmungs-zuverlässigkeit abgeleitet werden können und geben einen kurzen Überblick über Methoden zur Bestimmung der Wahrnehmungszuverlässigkeit.

Speziell haben wir am Beispiel der Umfeldwahrnehmung einen Lösungsweg aufgezeigt, mit dem die Absicherungsfalle für automatisierte Fahrsysteme überwunden werden kann. Diese Lösung bedient sich bekannter Methoden der Systemzuverlässigkeitstheorie. Der Ansatz ist es, die Zuverlässigkeit des Gesamtsystems durch die Zuverlässigkeit der Unterfunktionalitäten bzw. Systemkomponenten zu beschreiben. Aufgrund von Redundanzen auf der Komponentenebene lässt sich die Systemzuverlässigkeit durch einen beherrschbaren Aufwand empirisch auf der Komponentenebene nachweisen. Zentral hierbei ist es jedoch auch, statistische Abhängigkeiten zu berücksichtigen. Zukünftige Forschungsarbeit sollte daher die statistische Abhängigkeit von Wahrnehmungsfehlern in verschiedenen Sensortechnologien (z.B. Radar, Kamera, Lidar) genauer untersuchen. Außerdem sollte der Einfluss der Sensordatenfusion auf die Wahrnehmungszuverlässigkeit näher betrachtet werden und die hier diskutierten Modelle sollten erweitert werden, um Fehlerquellen der Sensordatenfusion explizit zu berücksichtigen.

Des Weiteren haben wir einen Ansatz zusammengefasst, der es erlaubt, Aspekte der Wahrnehmungszuverlässigkeit ohne Referenzwahrheit unter Ausnutzung von Sensorredundanzen zu lernen. Dieser Ansatz ermöglicht es, die Wahrnehmungs-zuverlässigkeit aus Flottendaten zu lernen, wodurch mit relativ geringem Aufwand eine sehr hohe Situationsvielfalt erreicht wird. Eine wichtige Voraussetzung für diesen Ansatz ist ein adäquates statistisches Abhängigkeitsmodell für Wahrnehmungsfehler in verschiedenen Sensoren. Zukünftige Forschungsarbeit sollte sich daher zusätzlich der Abhängigkeitsstruktur von Wahrnehmungsfehlern in verschiedenen Sensortechnologien widmen.

Literaturangaben

- [1] Winner, H.: ADAS, Quo Vadis? In: Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F. u. Singer, C. (Hrsg.): Handbook of Driver Assistance Systems. Cham: Springer International Publishing 2016, S. 1557–1584
- [2] Wachenfeld, W. u. Winner, H.: The Release of Autonomous Vehicles. In: Maurer, M., Gerdes, J. C., Lenz, B. u. Winner, H. (Hrsg.): Autonomous Driving. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg 2016, S. 425–449

- [3] Weitzel, A., Winner, H., Peng, C., Geyer, S., Lotz, F. u. Sefati, M.: Absicherungsstrategien für Fahrerassistenzsysteme mit Umfeldwahrnehmung. [Bericht zum Forschungsprojekt FE 82.0546/2012]. Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen Fahrzeugtechnik, Bd. 98. Bremen: Fachverl. NW 2014
- [4] Kalra, N. u. Paddock, S. M.: Driving to safety. How many miles of driving would it take to demonstrate autonomous vehicle reliability? Transportation Research Part A: Policy and Practice 94 (2016), S. 182–193
- [5] Shalev-Shwartz, S., Shammah, S. u. Shashua, A.: On a Formal Model of Safe and Scalable Self-driving Cars. arXiv preprint arXiv:1708.06374 (2017)
- [6] Deutscher Bundestag: Produkthaftungsgesetz. 1989
- [7] Berk, M., Schubert, O., Kroll, H.-M., Buschardt, B. u. Straub, D.: Automotive environment perception: Safety analysis for automated driving vehicles. In Bearbeitung (2018)
- [8] Automatisiertes und vernetztes Fahren. Eingesetzt durch den Bundesminister für Verkehr und digitale Infrastruktur, Ethik-Kommission, 2017
- [9] Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F. u. Singer, C. (Hrsg.): Handbook of Driver Assistance Systems. Cham: Springer International Publishing 2016
- [10] Weitzel, A.: Objektive Bewertung der Kontrollierbarkeit nicht situationsgerechter Reaktionen umfeldsensorbasierter Fahrerassistenzsysteme, Technischen Universität Darmstadt Dissertation. Darmstadt 2013
- [11] Norm ISO 26262-1:2011(E); 2011. *Road vehicles — Functional safety — Part 1: Vocabulary*
- [12] Rasshofer, R. H., Spies, M. u. Spies, H.: Influences of weather phenomena on automotive laser radar systems. Advances in Radio Science 9 (2011), S. 49–60
- [13] Rivero, J. R. V., Tahiraj, I., Schubert, O., Glassl, C., Buschardt, B., Berk, M. u. Chen, J.: Characterization and simulation of the effect of road dirt on the performance of a laser scanner. 2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). 2017, S. 1–6
- [14] Blevins, B.: Losses due to rain on radomes and antenna reflecting surfaces. IEEE Transactions on Antennas and Propagation 13 (1965) 1, S. 175–176
- [15] Ishimaru, A.: Wave propagation and scattering in random media and rough surfaces. Proceedings of the IEEE 79 (1991) 10, S. 1359–1366
- [16] Berk, M., Kroll, H.-M., Schubert, O., Buschardt, B. u. Straub, D.: Bayesian Test Design for Reliability Assessments of Safety-Relevant Environment Sensors Considering Dependent Failures. SAE Technical Paper. SAE International 2017

- [17] Wachenfeld, W. u. Winner, H.: The New Role of Road Testing for the Safety Validation of Automated Vehicles. In: Watzenig, D. u. Horn, M. (Hrsg.): *Automated Driving: Safer and More Efficient Future Driving*. Cham: Springer International Publishing 2017, S. 419–435
- [18] Berk, M., Kroll, H.-M., Schubert, O., Buschardt, B. u. Straub, D.: Zuverlässigkeitssanalyse umfelderfassender Sensorik. Eine stochastische Methodik zur Berücksichtigung von Umgebungseinflüssen am Beispiel von LiDAR Sensoren. Fahrerassistenz und automatisiertes Fahren. 32. VDI-VW-Gemeinschaftstagung. VDI-Berichte, Bd. 2288. Düsseldorf: VDI Verlag GmbH 2016, S. 455–475
- [19] Berk, M., Schubert, O., Kroll, H.-M., Buschardt, B. u. Straub, D.: Reliability assessment of safety-critical sensor information: Does one need a reference truth? Eingereicht in *IEEE Transactions on Reliability* (2017)
- [20] Berk, M., Dura, M., Vargas Rivero, J. R., Schubert, O., Kroll, H.-M., Buschardt, B. u. Straub, D.: A Stochastic Physical Simulation Framework to Quantify the Effect of Rain-fall on Automotive Lidar. In: Eingereicht in WCX SAE World Congress Experience 2019
- [21] Berk, M., Schubert, O., Kroll, H.-M., Buschardt, B. u. Straub, D.: Reliability Assessment of Safety-Critical Sensor Information in Automated Driving Vehicles through Fleet Learning. In Bearbeitung (2018)
- [22] Norm DIN 31000:2011-05. *General principles for the safe design of products*
- [23] Starr, C.: Social Benefit versus Technological Risk. *Science* 165 (1969) 3899, S. 1232–1238
- [24] Foundations and fallacies of risk acceptance criteria. ROSS (NTNU) 201001, Johansen, I. L., Trondheim 2010
- [25] Häring, I.: Risk Acceptance Criteria. In: Häring, I. (Hrsg.): *Risk Analysis and Management: Engineering Resilience*. Singapore: Springer Singapore 2015, S. 313–342
- [26] Fischhoff, B., Slovic, P., Lichtenstein, S., Read, S. u. Combs, B.: How safe is safe enough? A psychometric study of attitudes towards technological risks and benefits. *Policy Sciences* 9 (1978) 2, S. 127–152
- [27] Slovic, P.: Perception of risk. *Science* 236 (1987) 4799, S. 280–285
- [28] Tversky, A. u. Kahneman, D.: Judgment under Uncertainty. Heuristics and Biases. *Science* 185 (1974) 4157, S. 1124–1131
- [29] AC 25.1309-1A. System Design and Analysis, Federal Aviation Administration, 1988
- [30] Gelman, A.: Bayesian data analysis. Texts in statistical science. Boca Raton Fla. u.a.: CRC Press 2014

- [31] Ericson, C. A.: Hazard analysis techniques for system safety. Hoboken, New Jersey: Wiley 2005
- [32] Lyu, M. R.: Handbook of software reliability engineering. Computing McGraw Hill. New York: McGraw Hill 1996
- [33] Rausand, M. u. Høyland, A.: System reliability theory. Models, statistical methods, and applications. Wiley series in probability and statistics Applied probability and statistics. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience 2004
- [34] Ditlevsen, O. D. u. Madsen, H. O.: Structural reliability methods. Chichester, New York: J. Wiley & Sons 1999, ©1996
- [35] LECTURE NOTES IN ENGINEERING RISK ANALYSIS, Straub, D., München 2017
- [36] Darms, M.: Data Fusion of Environment-Perception Sensors for ADAS. In: Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F. u. Singer, C. (Hrsg.): Handbook of Driver Assistance Systems. Cham: Springer International Publishing 2016, S. 549–566
- [37] Durrant-Whyte, H. u. Henderson, T. C.: Multisensor Data Fusion. In: Siciliano, B. u. Khatib, O. (Hrsg.): Springer Handbook of Robotics. 2016, S. 867–892
- [38] Mähisch, M.: Filtersynthese zur simultanen Minimierung von Existenz-, Assoziations- und Zustandsunsicherheiten in der Fahrzeugumfelderfassung mit heterogenen Sensordaten. Zugl.: Ulm, Univ., Diss, 2009. Schriftenreihe des Instituts für Mess-, Regel- und Mikrotechnik. Ulm: Univ. Ulm 2009
- [39] Bock, F., Siegl, S. u. German, R.: Mathematical Test Effort Estimation for Dependability Assessment of Sensor-based Driver Assistance Systems. 2016 42st Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA)
- [40] Dietmayer, K.: Predicting of Machine Perception for Automated Driving. In: Maurer, M., Gerdes, J. C., Lenz, B. u. Winner, H. (Hrsg.): Autonomous Driving. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg 2016, S. 407–424
- [41] Dietmayer, K. C. J., Reuter, S. u. Nuss, D.: Representation of Fused Environment Data. In: Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F. u. Singer, C. (Hrsg.): Handbook of Driver Assistance Systems. Cham: Springer International Publishing 2016, S. 567–603
- [42] Swets, J. A.: Signal detection theory and ROC analysis in psychology and diagnostics. Collected papers. Psychology Press 2014
- [43] Peterson, W., Birdsall, T. u. Fox, W.: The theory of signal detectability. Transactions of the IRE professional group on information theory 4 (1954) 4, S. 171–212
- [44] Fawcett, T.: An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters 27 (2006) 8, S. 861–874

Herleitung eines Lösungsraums für die Bewertung der Usability von Anzeige- und Bedienkonzepten (hoch)automatisierter Fahrfunktionen

Dr. rer. nat. **Sebastian Hergeth**, Dr. phil. **Frederik Naujoks**,

Dr. phil. **Andreas Keinath**, BMW Group, München;

Katharina Wiedemann, Dr. phil. **Nadja Schömag**,

WIVW GmbH, Würzburg;

Caroline Mehner,

Ludwig-Maximilians-Universität, München

Kurzfassung

In den letzten Jahren wurden diverse Taxonomien für Testfälle zur Erforschung von Systemen zum automatisierten Fahren vorgeschlagen, was unmittelbar mit der zunehmenden Notwendigkeit einer standardisierten Bewertung der Mensch-Maschine-Interaktion (MMI) automatisierter Fahrzeuge zusammenhängt. Bisherige Kategorisierungsansätze zielen dabei auf spezifische Anwendungsbereiche ab, wie beispielsweise Taxonomien für Übernahmesituationen beim Wechsel zwischen automatisiertem und manuellem Fahren. Allerdings können derart spezifische Taxonomien nicht ohne weiteres verallgemeinert und auf unterschiedliche Systeme oder Kombinationen von Systemen zum automatisierten Fahren übertragen werden - tatsächlich gibt es bislang keine umfassende Sammlung von Testfällen, mit denen die MMI eines automatisierten Fahrsystems inklusive aller möglichen Zustände und Zustandsübergänge bewertet und validiert werden kann. Der vorliegende Artikel beschreibt eine auf Kombinatorik der von der Society of Automotive Engineers (SAE) definierten Automatisierungsstufen basierende und damit vollumfängliche sowie verallgemeinerbare Methodik, die eine erschöpfende Taxonomie von Testfällen und damit Bewertung der MMI automatisierter Fahrzeuge ermöglicht.

1. Theoretischer Hintergrund

Immer mehr Hersteller und Zulieferer beschäftigen sich in den letzten Jahren mit der Entwicklung automatisierter Fahrsysteme (Automated Driving Systems, ADS), die ihre großflächige Markteinführung in den nächsten Jahren erleben werden [1]. Um die Gebrauchstauglichkeit und -sicherheit derartiger Systeme gewährleisten zu können, nimmt die Relevanz eines strukturierten Bewertungsprozesses der Mensch-Maschine-Interaktion (MMI) immer weiter zu. Da

es bisher keine ganzheitlichen Ansätze zur Definition relevanter Evaluationskriterien und Testfälle gibt, besteht zudem die Notwendigkeit, den Evaluationsprozess solcher Systeme zu vereinheitlichen bzw. zu standardisieren.

Die US-amerikanische *National Highway Traffic Safety Administration* (NHTSA) hat 2016 mit der *Federal Automated Vehicle Policy* einen ersten Ausblick gegeben, welche Evaluationskriterien in diesem Zusammenhang als relevant erachtet werden [2]. Diese von der NHTSA formulierten freiwilligen Richtlinien soll Entwicklern von automatisierten Fahrsystemen vor allem als Hilfestellung dienen, mithilfe eigener Überlegungen, vorhandenem Wissen sowie *best practices* Sicherheitsfaktoren im Vorfeld der Umsetzung zu analysieren, zu identifizieren und zu lösen [3].

In den Richtlinien werden insgesamt zwölf Gestaltungsmerkmale genannt, die bei der Entwicklung automatisierter Fahrsysteme beachtet werden sollten, wobei Kapitel sechs spezifisch der Mensch-Maschine-Schnittstelle von automatisierten Fahrsystemen gewidmet ist [2]. Ein automatisiertes Fahrsystem sollte demnach zumindest in der Lage sein, den Nutzer durch verschiedene Indikatoren darüber zu informieren, dass es:

1. korrekt funktioniert,
2. sich aktuell im automatisierten Fahrmodus befindet,
3. aktuell nicht zur Nutzung verfügbar steht,
4. eine Fehlfunktion hat sowie
5. einen Übergang vom automatisierten System zum menschlichen Nutzer fordert.

Darüber hinaus empfiehlt die NHTSA die Implementierung und Dokumentation eines Prozesses zur Untersuchung, Bewertung und Validierung dieser Aspekte [3]. Dabei werden jedoch keine Details genannt, wie bewertet und validiert werden kann, inwiefern die Mensch-Maschine-Schnittstelle entsprechend ausgerüsteter Fahrzeuge die genannten Anforderungen erfüllt. Poppers Falsifizierungslogik zufolge [4] ist es davon abgesehen empirisch jedoch ohnehin nicht möglich, zu beweisen, dass ein automatisiertes Fahrsystem die oben genannten Kriterien erfüllt. Es ist hingegen lediglich möglich zu zeigen, dass ein bestimmtes System *nicht* in der Lage ist den Nutzer adäquat über den aktuellen Zustand des Systems zu informieren. Ein belastbarer Absicherungsprozess erfordert deshalb zunächst eine fundierte Identifikation der relevanten Testfälle für ein jeweiliges System.

Als *Use Case* wird eine Beschreibung der MMI verstanden, die Sequenzen der Interaktion zwischen zwei Agenten (d.h. zwischen Mensch und Maschine) beinhalten, um ein beobachtbares Resultat oder Ziel zu erreichen (also im vorliegenden Fall das automatisierte Fahrsystem

in einen bestimmten Zustand zu bringen). In vielen Mensch-Maschinen-Systemen kann der gewünschte Zustand des Systems durch unterschiedliche Interaktionssequenzen erreicht werden, die sehr stark kontextabhängig sein können (sogenannte *basic* bzw. *alternative flows*). Ein Use Case kann daher mehrere Testfälle beinhalten.

Gegenstand dieses Artikels ist die Vorstellung einer flexiblen Methodik, um alle relevanten Testfälle für die Mensch-Maschine Schnittstelle ableiten zu können.

2. Herleitung

Für eine nachvollziehbare Auswahl relevanter Testfälle schlagen wir eine Methodik vor, die zunächst mit der Definition einer disjunkten und distinkten Taxonomie aller möglichen Use Cases beginnt, die für HMIs von automatisierten Fahrsystemen prinzipiell relevant sein können. Im zweiten Schritt werden diese grundsätzlich möglichen Use Cases anhand theoretischer und praktischer Überlegungen reduziert und zuletzt auf einen begrenzten Katalog kondensiert, der für die Absicherung relevant ist. Im Anschluss daran können die Use Cases in spezifische Testfälle übertragen werden, die eine Beschreibung der Rahmenbedingungen, des Interaktionsverhaltens des Nutzers sowie des Systemverhaltens umfassen. Die konkrete Zielsetzung dieses Beitrags ist die Beschreibung dieses Prozesses.

3. Theoretischer Hintergrund

Im Rahmen früherer Forschung wurden bereits unterschiedliche Taxonomien für automatisierte Fahrsysteme entwickelt, um spezielle Forschungsfragen besser strukturieren zu können. So entwickelten beispielsweise McCall, McGee, Meschtscherjakov, Louveton und Engel [5] eine Taxonomie für Übernahmesituationen beim automatisierten Fahren im Hinblick auf Situationsbewusstsein. Eine andere Taxonomie wurde von Lu, Happee, Cabrall, Kyriakidis und de Winter [6] vorgeschlagen, die ebenfalls einer Vereinheitlichung der Forschung zu Übernahmesituationen dienen sollte. Eine ähnliche Taxonomie der Übergänge zwischen manueller und automatischer Kontrolle findet sich bei Wintersberger, Grend und Riener [7], wohingegen Gold, Naujoks, Radlmayer, Bellem und Jarosch [8] eine spezifische Taxonomie von Testszenarien für automatisierte Fahrsysteme mit SAE Level 3 [1] entwickelten.

Jede dieser Taxonomien stellt einen wertvollen Beitrag für die jeweils adressierte Forschungsfrage dar. Da diese jedoch nicht zum Ziel hatten, das gesamte HMI automatisierter Fahrsysteme erschöpfend zu bewerten, werden dabei nicht alle möglichen Use Cases berücksichtigt. So ist es beispielsweise nicht ausreichend, lediglich die Übergänge (Transitionen) zwischen verschiedenen Automatisierungsleveln zu betrachten, wenn erfasst werden soll, ob das Gesamtsystem dazu in der Lage ist, dem jeweiligen Nutzer adäquat Informationen zu vermitteln.

Stattdessen ist es zusätzlich notwendig, auch stabile Zustände (also z.B. ununterbrochene Perioden automatisierten Fahrens) zu betrachten. Darüber hinaus muss auch die Abfolge der Testfälle berücksichtigt werden, um experimentelle Phänomene – wie etwa Übungseffekte – korrekt kontrollieren und interpretieren zu können. Letztlich kann eine adäquate Bewertung eines Systems nur vorgenommen werden, wenn dessen Funktionsumfang und die Funktionsgüte in die Betrachtung miteinbezogen werden. Dies erfordert wiederum ein spezifisches Set an Testfällen, das nicht notwendigerweise auf andere Systeme mit anderen Spezifikationen übertragen werden kann.

Somit wird zunächst eine allgemeingültige Use Case Taxonomie benötigt, die unabhängig von der spezifischen Ausprägung einer bestimmten Funktion angewandt werden kann.

Im Folgenden wird die Entwicklung einer derartigen Methodik zur Ableitung von spezifischen Testfällen aus einem allgemeingültigen Use Case Katalog näher beschrieben. Die dargestellte Methodik ist dabei als flexibles Hilfsmittel gedacht, um die MMI automatisierter Fahrsysteme mit verschiedenen Funktionsumfängen einheitlich, nachvollziehbar und vergleichbar bewerten zu können.

Vorgehen

Der Use Case Katalog beinhaltet im Wesentlichen (1) Übergänge zwischen verschiedenen Automatisierungsleveln (z.B. Übergang von SAE L3 zu SAE L0 aufgrund einer Systemgrenze, bzw. Übergang von SAE L0 zu SAE L3 bei Aktivierung eines entsprechenden Systems durch den Fahrer), (2) stabile Zustände (z.B. kontinuierliches automatisiertes Fahren in SAE L3), und (3) degradierte Zustände (z.B. wenn aufgrund einer partiellen Systemstörung ein Teilumfang eines Systems nicht funktionsfähig ist, dadurch aber keine Transition notwendig ist. So könnte etwa auch während des Fahrens in SAE L0 ein Defekt an einem SAE L3 System auftreten, wonach das System nicht mehr aktiviert werden kann.)

Darüber hinaus muss jeweils die Ursache eines Übergangs (System-initiiert vs. Fahrer-initiiert) und die Notwendigkeit für einen Übergang (optionaler vs. obligatorischer Übergang; [6]) betrachtet werden. Lu et al. [6] zufolge ist ein Übergang dann optional, wenn es keine Notwendigkeit oder Entscheidungsregel gibt, die einen Übergang festlegt. Ein obligatorischer Übergang findet dagegen statt, wenn ein Agent, der kurz vor dem Übergang die Kontrolle innehat, eine Regel befolgt oder gezwungen ist, die Kontrolle abzugeben.

In der hier vorgestellten Taxonomie sind obligatorische Übergänge damit einerseits als solche definiert, die zwingend notwendig sind, um einen sicheren Zustand herzustellen oder zu erhal-

ten. Andererseits können derartige Übergänge aufgrund von technischen, umwelt- und nutzerbedingten Einschränkungen notwendig werden. Aufbauend auf diesen Prämissen wurde Tabelle 1 entwickelt, welche ein umfassendes Set aus allen theoretisch möglichen Use Cases für SAE Level 0 – 5 Systeme darstellt. Die Tabelle ist dabei das Ergebnis aller möglichen Start- und Endzustände der Automatisierungslevel sowie aller stabilen Zustände. Gemäß SAE J3016R werden SAE L1 Systeme zudem hinsichtlich seitlicher Assistenz ($L1_Q$, z.B. Spurhalte-assistent) oder Assistenz in Längsrichtung ($L1_L$, z.B. Abstandsregeltempomat) unterschieden, da beide Arten von Systemen als L1 Systeme klassifiziert werden. Die Anzahl möglicher Übergänge beträgt somit insgesamt $N = 168$, zuzüglich sieben stabiler Zustände und sieben degradierten Zuständen. Da diese Gesamtmenge jedoch nicht ökonomisch getestet werden kann (und für eine belastbare Aussage auch nicht getestet werden muss) ist eine sinnvolle Reduktion dieser Use Cases nötig.

Tabelle 1: Überblick aller möglichen Use Cases für automatisierte Fahrsysteme basierend auf Kombinatorik der Automatisierungslevel nach SAE [1]. x = Übergang oder stabiler Zustand, x_{deg} = degradierte Zustand, $L1_I$ = Automatisierte Längsführung, $L1_Q$ = Automatisierte Querführung.

1. Obligatorische Zustände und Übergänge							2. Obligatorische Übergänge									
Startzustand	Endzustand						Fahrer-initiiert	Endzustand								
	$L0$	$L1_I$	$L1_Q$	$L2$	$L3$	$L4$		$L0$	$L1_I$	$L1_Q$	$L2$	$L3$	$L4$	$L5$		
	x _{deg}	x	x	x	x	x		-	x	x	x	x	x	x		
	$L1_I$	x	x _{deg}	x	x	x		x	-	x	x	x	x	x		
	$L1_Q$	x	x	x _{deg}	x	x		x	x	-	x	x	x	x		
	$L2$	x	x	x	x _{deg}	x		x	x	x	-	x	x	x		
	$L3$	x	x	x	x	x _{deg}		x	x	x	-	x	x	x		
Startzustand	$L4$	x	x	x	x	x		x	x	x	x	x	-	x		
	$L5$	x	x	x	x	x		x	x	x	x	x	x	-		
	3. Optionale Zustände und Übergänge							4. Optionale Übergänge								
	Fahrer-initiiert	Endzustand						System-initiiert	Endzustand							
		$L0$	$L1_I$	$L1_Q$	$L2$	$L3$	$L4$		$L0$	$L1_I$	$L1_Q$	$L2$	$L3$	$L4$	$L5$	
		x	x	x	x	x	x		-	x	x	x	x	x	x	
		$L1_I$	x	x	x	x	x		x	-	x	x	x	x	x	
		$L1_Q$	x	x	x	x	x		x	x	-	x	x	x	x	
		$L2$	x	x	x	x	x		x	x	x	-	x	x	x	
		$L3$	x	x	x	x	x		x	x	x	x	-	x	x	
Startzustand		$L4$	x	x	x	x	x		x	x	x	x	x	-	x	
		$L5$	x	x	x	x	x		x	x	x	x	x	x	-	

Im nächsten Schritt werden nun Use Cases, die theoretisch, wissenschaftlich oder empirisch unplausibel sind, aus dem Use Case Set entfernt. Das Ergebnis dieses Vorgangs kann je nach Fragestellung und Zielsetzung variieren und sollte neu adaptiert werden, wenn sich regulatorische Rahmenbedingungen sowie der Stand der Wissenschaft und Technik weiterentwickeln. Ein weiteres Auswahlkriterium speziell für den vorliegenden Anwendungsfall ist zudem der Beitrag, den bestimmte Use Cases zur Bewertung der MMI eines Systems im Hinblick auf die NHTSA Automated Vehicles policy liefern können.

Tabelle 2 enthält die so ausgewählten Use Cases, die wir zur Untersuchung der MMI im Hinblick auf diese Voraussetzungen vorschlagen. Im Folgenden werden die Gründe für den Ausschluss der durchgestrichenen Use Cases dargelegt.

Obligatorische system-initiierte Zustände und Übergänge (1. Quadrant)

Diese Übergänge bzw. Zustände finden statt, wenn das automatisierte Fahrsystem obligatorisch das Automatisierungslevel verändern bzw. beibehalten muss. So sollten automatisierte Systeme etwa nicht selbstständig in ein höheres Automatisierungslevel wechseln, ohne dass der Fahrer eine Aufforderung dazu erteilt. Aus diesem Grund ist der Großteil der Use Cases im oberen Teil des Quadranten ausgeklammert. Für niedrigere Automatisierungsstufen ist es hingegen denkbar, dass sich Assistenzsysteme zwischenzeitlich aus bzw. in einen Standby-modus schalten und reaktivieren, sobald die funktionalen Voraussetzungen dafür wieder gegeben sind. Daher werden die Use Cases SAE L0 bis L_{1Q} und L_{1L} bis L2 hier beibehalten.

Der untere Teil des Quadranten bildet hingegen Use Cases ab, in denen Kontrollübergänge in ein niedrigeres Automatisierungslevel vom automatisierten Fahrsystem initiiert werden. Ein Beispiel hierfür wäre ein Kontrollübergang von SAE L3 zu einem niedrigeren Automatisierungslevel aufgrund einer Systemgrenze. Für SAE L4 und L5 Systeme sind Kontrollübergänge nicht mehr notwendig, da das System in allen Fahrsituationen funktionieren muss, ohne dass der Fahrer eingreifen muss. Die degradierten Systemzustände, welche auf der Diagonalen aufgelistet sind, beinhalten Zustände, in denen im jeweiligen Automatisierungslevel ein Teil der Funktionalität nicht länger zur Verfügung steht oder ein höheres Level nicht aktiviert werden kann.

Obligatorische fahrer-initiierte Übergänge (2. Quadrant)

Diese Übergänge finden statt, wenn situative Umstände den Fahrer dazu zwingen, einen Übergang zu initiieren. Obligatorische Übergänge zu höheren Automatisierungsleveln, die nicht vom Fahrer, sondern automatisch aufgrund bestimmter Umgebungsbedingungen initiiert werden, werden hierbei nicht betrachtet, da diese Situationen in den Bereich von aktiven Sicherheitssystemen fallen (z.B. automatische Notbremsysteme). Der untere Teil des Quadranten beinhaltet hierbei Situationen, in denen der Fahrer das System unaufgefordert deaktivieren muss. SAE L3, L4 und L5 Systeme können nicht in diese Kategorie fallen, da sie per Definition nicht vom Fahrer überwacht werden müssen und stattdessen jeden Übernahmebedarf ausnahmslos kommunizieren müssen (d.h., diese Übergänge wären system-initiiert). Die beibehaltenen Use Cases repräsentieren somit lediglich Situationen mit Systemen bis inkl. SAE L2,

in denen die automatisierte Quer- und / oder Längsführung ggf. auch ohne Vorwarnung wegfallen können bzw. durch den Fahrer übersteuert werden müssen, und der Fahrer gezwungen ist dementsprechend einzugreifen.

Optionale fahrer-initiierte Zustände und Übergänge (3. Quadrant)

Dieser Quadrant enthält Use Cases, in denen der Fahrer von sich aus entweder Systemfunktionalitäten aktiviert bzw. auswählt (z.B. automatisierte Querführung) oder das System in einen automatisierten Fahrmodus versetzt (SAE L3, L4 oder L5). Im unteren Teil sind hier Übergänge zu niedrigeren Automatisierungslevel dargestellt. Beispielsweise könnte der Fahrer von einem SAE L3 zu einem L2 System wechseln, um mit einer höheren Geschwindigkeit zu fahren, als es das SAE L3 System erlaubt. Dieser Quadrant beinhaltet außerdem stabile Zustände, die Use Cases repräsentieren, in denen der Fahrer für eine bestimmte Zeit in demselben Automatisierungslevel bleibt. Diese Use Cases werden beibehalten, da im Rahmen einer vollumfänglichen Absicherung auch getestet werden sollte, ob ein Nutzer verschiedene Automatisierungslevel nachhaltig voneinander differenzieren kann.

Optionale system-initiierte Übergänge (4. Quadrant)

Der vierte und letzte Quadrant beinhaltet schließlich Use Cases, in denen ein System optional das Automatisierungslevel verändert (ohne, dass situative Einflüsse das System dazu zwingen). Diese theoretisch möglichen Use Cases werden im Hinblick auf den momentanen Stand der Wissenschaft und Technik aus dem Use Case Katalog entfernt: Ein automatisiertes System sollte sich nicht von selbst einschalten, wenn es nicht vom Nutzer aktiviert wurde (hierbei sei erwähnt, dass Systeme wie etwa ein Notbrems- oder Nothalteassistent keine dauerhafte Automatisierung darstellen und somit entsprechend SAE J3016 nicht unter diese Definition eines automatisierten Systems fallen).

Auswahl von Use Cases zur Bewertung eines HMIs im Hinblick auf die NHTSA AV policy

Im nächsten Schritt werden nun diejenigen Use Cases ausgewählt, die zur Beantwortung einer spezifischen Forschungsfrage konkret notwendig sind. Dabei muss zunächst der Funktionsumfang eines jeweils zu bewertenden Systems zu Grunde gelegt werden. Am Beispiel der oben genannten NHTSA Empfehlungen sind in der Tabelle die entsprechenden Use Cases für ein SAE L3 System markiert:

- Korrekte Funktionsweise: Automatisiertes Fahren mit SAE L3 System

- Aktivieren eines automatisierten Systems: Optionaler Wechsel zwischen SAE L3 und L2 System; diese Use Cases wurden ausgewählt, weil SAE L3 und L2 Systeme funktional ähnlich zueinander sein können (d.h. jeweils Übernahme von Längs- und Querführung) [9].
- System momentan nicht zur Nutzung verfügbar: Fahren außerhalb des vorgesehenen Einsatzbereichs (Operational Driving Domain, ODD), was prinzipiell mit allen Automatisierungsleveln außer L5 möglich ist
- Fehlfunktion des Systems: Fahrt in einem degradierten Zustand, wobei es nicht möglich ist, das jeweilige SAE L3 System zu aktivieren
- Übernahmeaufforderung des Systems zum automatisierten Fahren an den Nutzer: das SAE L3 System erreicht eine Systemgrenze und fordert einen Übergang zu einem niedrigeren Level der Fahrzeugautomatisierung, was theoretisch in jedem der niedrigeren Level resultieren kann.

Tabelle 2: Eingrenzung auf relevante Use Cases. Hervorgehobene Use Cases werden zur Bewertung eines Systems im Hinblick auf die in der NHTSA AV policy vorgeschlagen.

1. Obligatorische Zustände und Übergänge								2. Obligatorische Übergänge							
Startzustand	Endzustand							Fahrer-initiiert	Endzustand						
	L0	L1 _i	L1 _o	L2	L3	L4	L5		L0	L1 _i	L1 _o	L2	L3	L4	L5
	X _{dseq}	X	X	X	X	X	X		-	X	X	X	X	X	X
	X	X	X	X	X	X	X		X	-	X	X	X	X	X
	X	X	X _{dseq}	X	X	X	X		X	-	X	X	X	X	X
	X	X	X	X	X _{dseq}	X	X		X	X	-	X	X	X	X
	X	X	X	X	X	X _{dseq}	X		X	X	X	-	X	X	X
3. Optionale Zustände und Übergänge								4. Optionale Übergänge							
Startzustand	Endzustand							System-initiiert	Endzustand						
	L0	L1 _i	L1 _o	L2	L3	L4	L5		L0	L1 _i	L1 _o	L2	L3	L4	L5
	X	X	X	X	X	X	X		-	X	X	X	X	X	X
	X	X	X	X	X	X	X		X	-	X	X	X	X	X
	X	X	X	X	X	X	X		X	X	-	X	X	X	X
	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X	-	X	X	X
	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X	X	-	X	X

Von Use Cases zu Testfällen

Bis hierher wurde ein genereller Ansatz verwendet, der Use Cases als Kontrollübergänge zwischen Automatisierungslevel oder stabile Zustände definiert. Im nächsten Schritt werden diese Use Cases in konkrete Testfälle für ein reales automatisiertes Fahrsystem transferiert, welches validiert werden soll. Dieses wird charakterisiert durch bestimmte Spezifikationen, Fähigkeiten und eine MMS, die beeinflussen, welche Testfälle in Betracht gezogen werden. Wenn beispielsweise ein Fahrzeug nur L3 Automatisierung aufweist, während ein anderes Fahrzeug

neben L3 auch L2 Automatisierung anbietet, sind für diese unterschiedliche Use Cases relevant. Für ein Fahrzeug ohne L2 System müssen die zugehörigen Use Cases logischerweise nicht betrachtet werden.

Im Umkehrschluss sind die hier identifizierten Use Cases jedoch auch keine singulären Pfade. So kann etwa ein Übergang zwischen unterschiedlichen Automatisierungsstufen durch verschiedenste Ereignisse ausgelöst werden, und ebenso können unterschiedlichste Bedienhandlungen des Nutzers das System beeinflussen und Transitionen initiieren. In einem System könnten etwa durch das Loslassen des Lenkrades während der Fahrt in L3 ein Wechsel zu L2 ausgelöst werden, während in anderen Systemen ein Knopf gedrückt oder ein Hebel gezogen werden muss. Infolgedessen entstehen verschiedene Testfälle, die spezifisch für ein jeweiliges System sind.

Um nun zu evaluieren, ob die Richtlinien und Empfehlungen für ein System zum automatisierten Fahren, wie sie von der NHTSA vorgeschlagen wurden, zutreffen, können auf diese Weise alle relevanten Testfälle für ein jeweils zu untersuchendes System mit Hilfe der vorliegenden Methodik identifiziert und in die Bewertung eingeschlossen werden.

4. Zusammenfassung

In diesem Artikel wurde ein übergreifendes Konzept präsentiert, mit dem die Gebrauchstauglichkeit automatisierter Fahrsysteme untersucht werden kann. Darüber hinaus wurde eine Methode dargestellt, wie Testfälle für spezifische automatisierte Fahrsysteme abgeleitet werden können. Um zu bewerten, ob die Mensch-Maschine-Schnittstelle eines automatisierten Fahrsystems gängigen Anforderungen entspricht, empfehlen wir daher konkret, alle relevanten Testfälle mit der vorgestellten Methodik zu sammeln. Der nächste Schritt im Verifizierungsprozess sieht vor, Verifizierungskriterien zu definieren. Die Frage, ob die verschiedenen Indikatoren einer MMS dem Nutzer effektiv und effizient die Übergänge und Systemzustände kommunizieren können, sollte dabei den Kern des Prozesses ausmachen. Die Herausforderung, einen Verifizierungsprozess zu entwickeln, liegt zuletzt in der Erstellung eines Testprotokolls für eben diesen Anlass. Dieses sollte daher so gestaltet sein, dass es potenziell kritische Interaktionsmuster aufdeckt, die in Fehlinterpretationen oder einem Übersehen von Indikatoren resultieren können. Der beste Ansatz für verlässliche Ergebnisse könnte letztendlich eine Kombination von Expertenbewertungen und Nutzerstudien mit naiven Teilnehmern sein, wozu weitere Forschung notwendig ist.

Quellen

- [1] SAE On-Road Automated Vehicle Standards Committee: Taxonomy and definitions for terms related to on-road motor vehicle automated driving systems. SAE International, 2016
- [2] National Highway Traffic Safety Administration: Federal automated vehicles policy: Accelerating the next revolution in roadway safety. US Department of Transportation, 2016
- [3] National Highway Traffic Safety Administration. Automated Driving Systems 2.0: A Vision for Safety. US Department of Transportation, 2017
- [4] Popper, K. R.: The logic of scientific discovery. London: Hutchinson 1959
- [5] McCall, R., McGee, F., Meschtscherjakov, A., Louveton, N., & Engel, T.: Towards a taxonomy of autonomous vehicle handover situations. Proceedings of the 8th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications (2016) S. 193-200.
- [6] Lu, Z., Happee, R., Cabrall, C. D., Kyriakidis, M., & de Winter, J. C.: Human factors of transitions in automated driving: A general framework and literature survey. Transportation research part F: traffic psychology and behaviour 43 (2016) S. 183-198
- [7] Wintersberger, P., Green, P., & Riener, A.: Am I Driving or Are You or Are We Both? A Taxonomy for Handover and Handback in Automated Driving (2017)
- [8] Gold, C., Naujoks, F., Radlmayr, J., Bellem, H., & Jarosch, O. (2017). Testing Scenarios for Human Factors Research in Level 3 Automated Vehicles. In International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (S. 551-559). Springer, Cham.
- [9] Feldhütter, A., Segler, C., & Bengler, K. (2017). Does Shifting Between Conditionally and Partially Automated Driving Lead to a Loss of Mode Awareness? In International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (S. 730-741). Springer, Cham.

Erkennung von Basismanövern auf Autobahnen aus Messdaten zur Erstellung von Szenarien und Testfällen für den Absicherungsprozess

Dr.-Ing. **Fabian Schuldt, Robin Philipp, B.Sc.**,
Volkswagen AG, Wolfsburg;
Till Menzel, M.Sc., TU Braunschweig, Braunschweig

Kurzfassung

In diesem Beitrag wird eine Methode zur Erkennung von Manövern auf Basis von Objektlisten und einer digitalen Karte vorgestellt. Dazu werden Basismanöver erarbeitet, die zur Beschreibung des Verhaltens der Verkehrsteilnehmer benötigt werden. Die Basismanöver werden anhand von Manöverprimitiven erkannt. Die Methode wird anhand einer Fahrt in der Simulation evaluiert. Weiterhin werden die Anwendbarkeit der Methode auf reale Messdaten geprüft und mögliche Verbesserungen diskutiert.

1. Einleitung

In den vergangenen Jahren haben zahlreiche Projekte und Demonstrationen die öffentliche Aufmerksamkeit auf das automatisierte Fahren gelenkt. Der Fokus lag dabei vor allem auf der funktionalen Entwicklung der Fahrfunktionen. Die Demonstrationen lassen eine nahe Serieneinführung der Systeme vermuten. Jedoch wurde durch die Demonstrationen lediglich die technische Machbarkeit der Fahrfunktionen gezeigt. Für den Serieneinsatz muss im nächsten Schritt nachgewiesen werden, dass die Systeme ein definiertes Sicherheitsniveau erreicht haben. Die Argumentation eines definierten Sicherheitsniveaus entlang eines Freigabeprozesses stand bisher nicht im Fokus.

Für Fahrerassistenzsysteme erfolgt eine solche Freigabe mittels Testkilometern, die auf einem Prüfgelände und im realen Straßenverkehr zurückgelegt werden. Berechnungen, wie von Wachenfeld und Winner [14], zeigen, dass mit diesen streckenbasierten Freigabeansätzen hoch- und vollautomatisierte Fahrfunktionen aus Zeit- und Kostengründen nicht mehr freigegeben werden können. Wachenfeld und Winner argumentieren auf Basis definierter Annahmen, dass für die Freigabe eines Autobahnpiloten 6,22 Milliarden Kilometer zurückgelegt werden müssten. Ein weiterer Nachteil dieses Testansatzes liegt in dem Charakter eines zufallsbasierten Tests. Die Auswahl der Testfälle erfolgt unstrukturiert und erschwert somit eine begründete Reduktion des Testaufwandes.

Eine Lösung dieser Herausforderungen kann der Wechsel von einem streckenbasierten zu einem szenarienbasierten Testprozess darstellen, wie zum Beispiel im Förderprojekt PEGASUS untersucht [9] und von Schuld et al. [11] vorgeschlagen. Jedoch ergeben sich durch einen szenarienbasierten Ansatz neue Herausforderungen. Um den Beitrag jedes Szenarios zu der Freigabe einer automatisierten Fahrfunktion zu dokumentieren, müssen die Szenarien nachverfolgbar entlang des Entwicklungs- und Testprozesses generiert und variiert werden. Als Grundlage für die Variation der Szenarioparameter können unter anderem statistische Verteilungen der in der Realität auftretenden Parameter herangezogen werden. Auf dieser Basis können Szenarien abgeleitet werden, die das spätere Anwendungsgebiet der Fahrfunktion begründet abbilden. Eine Anforderung an diese Szenarien besteht in realitätsnahen Fahrzeuginteraktionen.

Eine Möglichkeit, um Fahrzeuginteraktionen zu beschreiben, stellen Manöver dar. In diesem Beitrag wird ein Ansatz zur Beschreibung von Fahrzeuginteraktionen mithilfe von Manövern sowie der Erkennung der Manöver aus Messdaten beschrieben. Dazu werden im nächsten Kapitel die verwendete Terminologie und bestehende Ansätze zur Manövererkennung beschrieben. Darauffolgend wird der Ansatz zur Erkennung von Basismanövern aus Messdaten erläutert. Abschließend werden die Ergebnisse anhand von Simulations- und Realdaten evaluiert.

2. Stand der Technik

Ulbricht et al. [13] definieren die Begriffe Szene, Situation und Szenario. Bagschik et al. [2] motivieren verschiedene Darstellungen von Szenarien entlang des Entwicklungs- und Testprozesses und führen die Abstraktionsgrade der funktionalen, logischen und konkreten Szenarien ein. Funktionale Szenarien stellen eine sprachliche Beschreibung auf semantischer Ebene dar. Logische Szenarien beinhalten eine Beschreibung des Parameterraumes inklusive der Wertebereiche der Parameter. Zusätzlich können die statistischen Verteilungen der Parameter modelliert werden. Konkrete Szenarien legen für jeden Parameter eines logischen Szenarios einen diskreten Wert fest. In diesem Beitrag werden die Begriffe entsprechend der Definitionen nach Ulbricht et al. sowie Bagschik et al. verwendet. Der in diesem Beitrag vorgestellten Ansatz zur Manöveridentifikation liefert eine Grundlage, statistische Daten bezüglich der Interaktionen von Fahrzeugen zu erheben. Die identifizierten Parameterverteilungen der Manöver können anschließend zu der Modellierung logischer Szenarien beitragen.

Um ein Szenario strukturiert zu beschreiben, existieren verschiedene Modelle. Schuld [12] definiert ein Modell, um ein Szenario auf 4 Ebenen zu definieren. Bagschik et. al. [1] erweitern dieses Modell um eine fünfte Ebene. Die fünf Ebenen des Modells beschreiben: Basisstrecke

(E1), Leitinfrastruktur (E2), temporäre Beeinflussung E1 und E2 (E3), bewegliche Objekte (E4) und Umweltbedingungen (E5). Der in diesem Beitrag vorgestellte Ansatz identifiziert das Verhalten der beweglichen Objekte und trägt somit zu einer Modellierung der vierten Ebene des 5-Ebenen-Modells bei. Das Verhalten der beweglichen Elemente kann durch eine sequenzielle Abfolge von Manövern beschrieben werden. Manöver beschreiben nach Dickmanns [3] den zeitlichen Verlauf von Steuergrößen, die ein System von einem Zustand in einen neuen überführen. Manöver haben damit einen definierten Start- und Endzeitpunkt und überführen ein Fahrzeug von einem Startzustand in einen Endzustand. Ein Beispiel wäre der Fahrstreifenwechsel eines Fahrzeugs.

Reschka [10] definiert insgesamt 9 Basismanöver, die ein automatisiertes Fahrzeug beherrschen muss, um am Straßenverkehr teilnehmen zu können. Diese sind im Einzelnen: *Anfahren, Folgen, Annähern, Passieren, Fahrstreifenwechsel, Abbiegen, Umkehren, Parken und sicheres Anhalten*. Körner [8] ergänzt diese Manöverliste durch das Manöver *Zurückfallen*. Die Manöver von Reschka und Körner werden in diesem Beitrag als Grundlage für eine Beschreibung von Fahrzeuginteraktionen verwendet.

Im Folgenden wird ein ausgewählter Stand der Technik zur Manövererkennung vorgestellt. Dabei werden ausschließlich Quellen diskutiert, die eine Manövererkennung des umliegenden Verkehrs basierend auf Positionsdaten untersuchen. Die Manövererkennung des Ego-Fahrzeugs oder Referenzfahrzeugs basierend auf internen Sensoren, wie Gyroskopen, werden nicht weiter betrachtet.

Dueholm u. a. [4] erfassen ausgehend von einem mit Kameras ausgestattetem Fahrzeug den umliegenden Verkehr und erheben die Trajektorien einzelner Verkehrsteilnehmer. Dabei werden fünf verschiedene Klassen von Trajektorien unterscheiden. Diese lassen sich mit den oben genannten Manövern Fahrstreifenwechsel (links, rechts) Passieren (links, rechts) und Folgen vergleichen. Da das Framework keine laterale Bewegung des Ego-Fahrzeugs berücksichtigt, wurden Szenarien vermieden, in denen das Ego-Fahrzeug den Fahrstreifen wechselt oder die Straßen eine hohe Krümmung aufweist. Dueholm u. a. nutzen die Algorithmen ebenfalls um Statistiken zu erheben. In einer Fallstudie wurde das Ego-Fahrzeug 33-mal links und 10-mal rechts passiert und 16 Fahrstreifenwechsel nach links und 6 Fahrstreifenwechsel nach rechts erkannt. Trajektorien und somit Verkehrsteilnehmer, die nicht in eine der fünf Klassen passen, werden jedoch ignoriert. D.h. das lediglich Verkehrsteilnehmer betrachtet werden, die sich dem Ego-Fahrzeug von hinten annähern bzw. an dem Ego-Fahrzeug vorbeifahren. Die erfassten Manöver spiegeln somit nur eine ausgewählte Menge möglicher Bewegungen von Verkehrsteilnehmern wider.

Khosroshahi u. a. [7] erfassen Manöver von umliegenden Fahrzeugen an Kreuzungen mit vier eingehenden Straßen. Lidar-, GPS- und IMU-Messungen bilden die Datengrundlage für die Extraktion von Manövern. Aus dieser werden Ego-kompensierte Trajektorien von Verkehrsteilnehmern erfasst, auf eine Ebene projiziert und schließlich ausgewertet und klassifiziert. Die Trajektorien werden in einem nächsten Schritt zerlegt und in Bezug auf ihren Verlauf analysiert. Dabei werden ähnlich zu dem oben beschriebenen Manöveransätzen die Manöver *Geradeaus* und *Abbiegen* für eine Kreuzung identifiziert. Weitere Manöver werden nicht beschrieben.

Wheeler & Kochenderfer [15] erfassen das Verkehrsgeschehen auf ausgewählten Straßenabschnitten, um mithilfe abgeleiteter statistischer Verteilungen repräsentative Startszenen für diese zu erzeugen. Dazu werden unter anderem die Beziehungen zwischen Fahrzeugen ausgewertet indem für jedes Fahrzeug voraus- oder hinterherfahrende Fahrzeuge und die Abstände zu diesen identifiziert werden. Außerdem werden für jedes Fahrzeug Zustandsgrößen, wie die Geschwindigkeit, der laterale Abstand zur Mittellinie und die relative Orientierung in Bezug auf die Fahrbahnrichtung erfasst. Basierend auf diesen Erhebungen für einzelne Szenen werden statistische Verteilungen dieser Größen und Ausprägungen erhoben. Zusätzlich wird eine Methode vorgestellt, um die statistischen Daten zu modellieren. Diese Methode könnte genutzt werden, um die oben benannten logischen Szenarien zu parametrisieren. Konkrete Basismanöver werden jedoch nicht identifiziert.

Der ausgewählte Stand der Technik zeigt, dass bereits verschiedene Ansätze für die Manövererkennung existieren. Jedoch zeigen die Ansätze immer nur die Erkennung von ausgewählten Manövern. Eine umfassende Manövererkennung durch die oben beschriebenen Basismanöver wurde bisher noch nicht untersucht.

3. Manöver für einen Autobahnspiloten

Für das Fahren auf der Autobahn werden die Manöver *Abbiegen*, *Umkehren* sowie *Parken* nicht benötigt und werden somit in diesem Beitrag nicht weiter betrachtet. Das Manöver *sicheres Anhalten* wird ebenfalls nicht betrachtet, da das Manöver erst durch einen internen Fehlerfall entsteht und äußere Beobachter das Manöver somit nicht von den Manövern Anhalten oder Fahrstreifenwechsel unterscheiden können. In der folgenden Tabelle 1 sind die in diesem Beitrag betrachteten Basismanöver beschrieben.

Tabelle 1: Übersicht der betrachteten Manöver

	Beschreibung	Bild
Anhalten	Das Manöver Anhalten beschreibt das Überführen des Fahrzeugs in den Stillstand.	
Anfahren	Das Manöver Anfahren beschreibt das Bewegen des Fahrzeugs aus dem Stillstand heraus. Auf der Autobahn tritt dieses Manöver beispielsweise in Verbindung mit der Auflösung von Staus auf.	
Folgen	Das Manöver Folgen beschreibt das Fahren hinter einem vorausfahrenden Fahrzeug, welches die gleiche Geschwindigkeit wie das betrachtete Fahrzeug hat. Die Distanz zwischen den beiden Fahrzeugen bleibt konstant.	
Annähern	Das Manöver Annähern beschreibt das Fahren hinter einem vorausfahrenden Fahrzeug, welches eine geringere Geschwindigkeit als das betrachtete Fahrzeug hat, wodurch sich die Distanz zwischen den beiden Fahrzeugen verringert. Da es für die weitere Betrachtung der Manöver relevant ist, ob das ausführende Fahrzeug bremst (z.B. Auffahren auf ein Stauende) oder beschleunigt (z.B. Ansetzen zum Überholen) wird zusätzlich zwischen den Manövern Annähern (<i>bremsend</i>), Annähern (<i>konstant</i>) und Annähern (<i>beschleunigend</i>) unterschieden.	
Passieren	Das Manöver Passieren beschreibt das Vorbeifahren an einem Fahrzeug, welches sich in einem direkt benachbarten Fahrstreifen befindet. Im Gegensatz zur Definition von Reschka [10] wird kein Passieren von Objekten im eigenen Fahrstreifen betrachtet.	
Fahrstreifenwechsel	Das Manöver Fahrstreifenwechsel beschreibt das Überführen des Fahrzeugs in den linken oder rechten vom aktuellen Fahrstreifen.	

Zurückfallen	Das Manöver Zurückfallen beschreibt das Fahren hinter einem vorausfahrenden Fahrzeug, welches eine höhere Geschwindigkeit als das betrachtete Fahrzeug hat und sich dadurch die Distanz zwischen den beiden Fahrzeugen vergrößert.	
--------------	--	--

Die Manöver verbinden immer die Verhaltenskonstellation zwischen zwei Verkehrsteilnehmern. So besteht die Möglichkeit, dass ein Verkehrsteilnehmer zu einem Zeitpunkt mehrere Manöver gleichzeitig durchführen kann, wenn dieser von mehr als einem Fahrzeug umgeben ist.

4. Methode zur Erkennung von Manövern

In diesem Kapitel wird die Methode zur Erkennung von Basismanövern beschrieben. Ziel ist im ersten Schritt die Erkennung der Durchführung von Basismanövern von Verkehrsteilnehmern. Mit Hilfe der erkannten Manöver können in folgenden Schritten Informationen über die Auftretenswahrscheinlichkeiten und Ausprägungen der Basismanöver erhoben werden. Diese können wiederum zur Parametrisierung der beweglichen Objekte innerhalb der logischen Szenarien verwendet werden.

Die Methode zur Erkennung von Basismanövern unterteilt sich in die Prozessschritte: Lokalisierung der Objekte in der Karte, Bestimmung von Manöverprimitiven und die anschließende Betrachtung von Nachbarbeziehungen.



Abbildung 1: Prozess der Manöveridentifikation

Zur Anwendung der Methode werden die drei Informationsquellen: *Zustandsdaten des Ego-Fahrzeugs*, *Zustandsdaten der umgebenden Verkehrsteilnehmer* als Objektliste sowie eine *georeferenzierte fahrstreifengenaue Karte* verwendet. Von den Zustandsdaten des Ego-Fahrzeugs werden die hochgenauen Positionsdaten für eine Lokalisierung des Ego-Fahrzeugs in der hochgenauen Karte verwendet. Damit wird der aktuell befahrene Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs bestimmt sowie die Ablage im Fahrstreifen. Die von der Wahrnehmung detektierten Objekte werden in einer Objektliste repräsentiert. Jedes Objekt besitzt eine eindeutige Identifikationsnummer (ID), welche für die Verfolgung der Objekte über den Verlauf der Messung verwendet wird. Weiterhin werden die Zustandsgrößen *Referenzpunkt*, *Objektdimensionen* als auch die *relative Position* des Objekts zum Ego-Fahrzeug verwendet. Als georeferenzierte Karte wird eine Karte im OpenDrive-Format [5] verwendet. OpenDRIVE-Karten besitzen ein

globales kartesisches Koordinatensystem mit den Dimensionen x und y, sodass Straßen-Geometrien eindeutige Startpositionen im zweidimensionalen Raum zugewiesen werden können. Zusätzlich besitzt jede Straße ein eigenes Koordinatensystem im Frenet-System. Damit können Bewegungen von Verkehrsteilnehmern entlang der Straße beschrieben werden.

Lokalisierung der Objekte auf der Karte

Um die zuvor definierten Basismanöver zu bestimmen, werden das Ego-Fahrzeug und die Objekte aus der Objektliste anhand ihrer Positionen in der Karte lokalisiert. Da die Positionen und die Zustandsgrößen der wahrgenommenen Objekte relativ zum Ego-Fahrzeug beschrieben werden, werden diese zunächst in das globale kartesische Koordinatensystem der OpenDRIVE-Karte transformiert. Anschließend werden die entsprechenden Positionen auf der Straße im Frenet-Koordinatensystem erhoben. Für jedes Objekt wird ein (s, t) -Koordinatenpaar bestimmt, wobei s die Position des Objekts entlang des Fahrbahnverlaufs darstellt und t den laterale Abstand zu der Referenzlinie angibt. Die Referenzlinie entspricht hier in der Regel der durchgezogenen Fahrbahnmarkierung des linken Fahrstreifens der Autobahn. Anhand der s-Koordinate eines Objekts kann die dazugehörige Orientierung der Straße an dieser Stelle ermittelt werden. Für jedes Objekt werden zusätzlich die Geschwindigkeit und die Beschleunigung in Straßenkoordinaten berechnet. Diese beiden Größen werden durch die Komponenten (v_s, v_t) bzw. (a_s, a_t) dargestellt. Auf dieser Basis wird in den jeweiligen Szenen für jedes Objekt der Fahrstreifen ermittelt, auf dem sich das Objekt befindet.

Manöverprimitiven

Anschließend werden die momentanen Bewegungen der Objekte in den einzelnen Szenen betrachtet und klassifiziert. Dazu wird das Konzept der Manöverprimitiven verwendet, welches auch schon von Ernst u. a. [6] verwendet wurde. Für jede Szene wird die Bewegung von jedem Objekt sowohl in longitudinaler (entlang der Fahrbahn) als auch in lateraler (orthogonal zur Fahrbahn) Richtung durchgeführt. Die Manöverprimitiven werden anhand der Geschwindigkeit und der Beschleunigung in longitudinaler und lateraler Richtung bestimmt. Die folgenden Tabellen (Tabelle 2 und Tabelle 3) stellen die Manöverprimitiven für die longitudinale und laterale Richtung dar.

Tabelle 2: Manöverprimitiven in longitudinaler Richtung

Geschwindigkeit v_s	Beschleunigung a_s	Manöverprimitive
$v_s < 0$	$a_s < 0 \vee a_s = 0 \vee a_s > 0$	<i>nicht berücksichtigt</i>
$v_s = 0$	$a_s < 0 \vee a_s > 0$	<i>physikalisch nicht möglich</i>

	$a_s = 0$	Stillstand
$v_s > 0$	$a_s < 0$	Geschwindigkeit verringern
	$a_s = 0$	Geschwindigkeit beibehalten
	$a_s > 0$	Geschwindigkeit erhöhen

Tabelle 3: Manöverprimitive in lateraler Richtung

Geschwindigkeit v_t	Beschleunigung a_t	Manöverprimitive
$v_t < 0$	$a_t < 0$	Rechtsbewegung
	$a_t = 0$	Rechtsbewegung
	$a_t > 0$	Rechtsbewegung
$v_t = 0$	$a_t < 0 \vee a_t > 0$	<i>physikalisch nicht möglich</i>
	$a_t = 0$	Fahrstreifen halten
$v_t > 0$	$a_t < 0$	Linksbewegung
	$a_t = 0$	Linksbewegung
	$a_t > 0$	Linksbewegung

Nachbarschaftsbeziehungen

Abschließend werden die Nachbarschaftsbeziehungen zwischen den jeweiligen Objekten in jeder Szene bestimmt. Dazu werden die Definitionen von Xiong u. a. [16] übernommen. Da die Möglichkeit besteht, dass ein Fahrzeug auf beiden Seiten einen direkt benachbarten Fahrstreifen hat, werden zur eindeutigen Beschreibung von Nachbarschaftsbeziehungen drei Fahrstreifen betrachtet. Das Referenzfahrzeug befindet sich im mittleren Fahrstreifen. Vorausfahrende Fahrzeuge des Referenzfahrzeugs sind *Leader* bzw. *Leader's Leader*, hinterherfahrende Fahrzeuge des Referenzfahrzeugs sind *Follower* bzw. *Follower's Follower*. Der Fahrstreifen rechts vom Referenzfahrzeug wird als *Offside* und der Fahrstreifen links vom Referenzfahrzeug als *Nearside* bezeichnet. Abbildung 2 stellt die verschiedenen Nachbarschaftsbeziehungen dar.

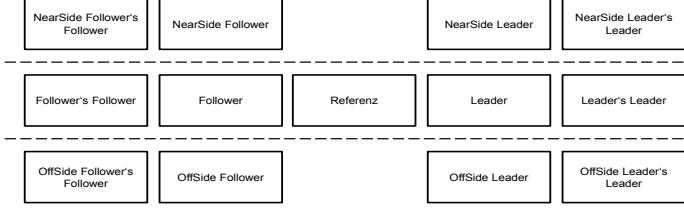


Abbildung 2: Darstellung der verschiedenen Nachbarschaftsbeziehungen

Manövererkennung

Für die Erkennung der Basismanöver werden Bedingungen definiert, die auf den Manöverprimitiven, Nachbarschaftsbeziehungen oder dem Vergleich anderer Zustandsgrößen und Eigenschaften basieren. Diese geben ebenfalls die zeitliche Ausprägung des Basismanövers an. Für die Basismanöver *Annähern*, *Folgen* und *Zurückfallen* muss beispielsweise ein *Leader* existieren. Für das Basismanöver *Passieren* wird geprüft, ob ein *Offside Leader* oder ein *Near-side Leader* zum *Offside Follower* bzw. *Near-side Follower* wird. Die Basismanöver *Anfahren*, *Halten*, *Anhalten* und *Fahrstreifenwechsel* setzen keine Existenz eines bestimmten Nachbarn voraus, da sie Änderungen des Zustands des eigenen Fahrzeugs beschreiben. Die übrigen Nachbarbeziehungen des Ego-Fahrzeugs werden im Rahmen dieses Beitrags nicht weiter betrachtet.

Im Folgenden werden die Bedingungen der verschiedenen Basismanöver erläutert.

Anfahren: Das Manöver *Anfahren* startet aus dem *Stillstand* heraus. Als Startbedingung dieses Basismanövers wird somit der Übergang der longitudinalen Manöverprimitive des Referenzfahrzeugs von *Stillstand* zu *Geschwindigkeit erhöhen* definiert. Eine Bedingung für das Ende des *Anfahrens* ist, dass die longitudinale Manöverprimitive zu *Geschwindigkeit verringern* wechselt. Weiterhin wird ein Abbruchkriterium für den Fall benötigt, dass das Referenzfahrzeug nicht verzögert, wie beispielsweise am Ende eines Staus. Als Möglichkeit wäre die Einführung eines Schwellenwerts für die Geschwindigkeit, bei deren Überschreiten das Basismanöver Anfahren automatisch endet. Im Rahmen dieses Beitrags wurde für diese Grenze 60km/h gewählt, da es sich hierbei nach §18 StVO um die durch die Bauart bestimmte Mindestgeschwindigkeit für auf der Autobahn erlaubte Kraftfahrzeuge handelt.

Anhalten: Das Basismanöver *Anhalten* stellt ein *Geschwindigkeit verringern* in den *Stillstand* dar. Der Wechsel der longitudinalen Manöverprimitive von *Geschwindigkeit verringern* zu *Stillstand* wird als Detektionszeitpunkt für das Ende des Manövers *Anhalten* verwendet. Von diesem Zeitpunkt aus erstreckt sich das Basismanöver soweit in die Vergangenheit bis das Referenzfahrzeug nicht mehr verzögert, also die longitudinale Manöverprimitive ungleich *Geschwindigkeit verringern* ist.

Annähern: Die Bedingungen für das Basismanöver *Annähern* sind solange erfüllt wie für das Referenzfahrzeug ein Leader existiert und dessen Geschwindigkeit geringer ist als die des Referenzfahrzeugs. Je nachdem welche longitudinale Manöverprimitive das Referenzfahrzeug aufweist, liegt das Basismanöver *Annähern (verzögernd)*, *Annähern (konstant)* oder *Annähern (beschleunigend)* vor.

Folgen: Das Basismanöver *Folgen* findet solange statt wie für das Referenzfahrzeug ein Leader existiert und dessen Geschwindigkeit gleich der des Referenzfahrzeugs ist. Eine weitere Bedingung besteht darin, dass sich das Referenzfahrzeug nicht im Stillstand befindet, d.h. das longitudinale Manöverprimitiv *Geschwindigkeit verringern*, *Geschwindigkeit beibehalten* oder *Geschwindigkeit erhöhen* vorliegt.

Zurückfallen: Das Basismanöver *Zurückfallen* findet solange statt wie für das Referenzfahrzeug ein Leader existiert, dessen Geschwindigkeit höher als die des betrachteten Fahrzeugs ist und dem Referenzfahrzeug die longitudinale Manöverprimitive *Geschwindigkeit verringern* zugewiesen ist.

Passieren: Das Basismanöver *Passieren* beginnt in dem Moment, in dem die Fahrzeugfront des betrachteten Fahrzeugs sich auf der gleichen Höhe wie das Fahrzeugheck des Offside bzw. Nearside Leaders befindet. Sobald das betrachtete Fahrzeug in seiner gesamten Länge an dem benachbarten Fahrzeug vorbeigefahren ist, also sein Fahrzeugheck sich auf der gleichen Höhe wie die Fahrzeugfront des benachbarten Fahrzeugs befindet, ist das Basismanöver beendet.

Fahrstreifenwechsel: Das Basismanöver *Fahrstreifenwechsel* wird anhand des Wechsels der Fahrstreifen-ID eines Fahrzeugs detektiert. Diese wurde im vorherigen Prozessschritt für jedes Objekt in jeder Szene bestimmt. Je nachdem, ob es sich um einen Fahrstreifenwechsel nach links oder nach rechts handelt, ist dem Referenzfahrzeug in diesem Moment als laterale Manöverprimitive entweder *Linksbewegung* oder *Rechtsbewegung* zugewiesen. Start- und Endzeitpunkt des Basismanövers sind vom Detektionszeitpunkt ausgehend die Zeitpunkte, in denen die laterale Manöverprimitive des Fahrzeugs *Fahrstreifen halten* vorliegt und somit keine laterale Bewegung mehr stattfindet.

5. Evaluation der Methode

Die Evaluation der Manövererkennung wird in zwei Schritten durchgeführt. Zunächst wird ein Szenario in der Simulation durchgeführt, um die Erkennung der oben vorgestellten Basismanöver zu testen. Anschließend wird die Manövererkennung auf eine reale Messfahrt angewendet und mögliche Anpassungen diskutiert.

Die folgenden Abbildungen zeigen verschiedene ausgewählte Szenen aus dem Szenario, welches in der Simulation durchgeführt wurde und zur Verifikation der Manövererkennung verwendet wird. Das Szenario besteht insgesamt aus 1415 Szenen. Das Referenzfahrzeug (1) befindet sich in der Startszene (#1) auf dem rechten Fahrstreifen. Diesem fährt ein Lkw (2) voraus. Auf dem linken Fahrstreifen fährt hinter dem Referenzfahrzeug ein weiterer Pkw (3).

Das Referenzfahrzeug fährt schneller als der Lkw, der Pkw fährt etwas langsamer als das Referenzfahrzeug. Abbildung 3 zeigt die Verkehrskonstellation mit den gewählten Startgeschwindigkeiten dar.

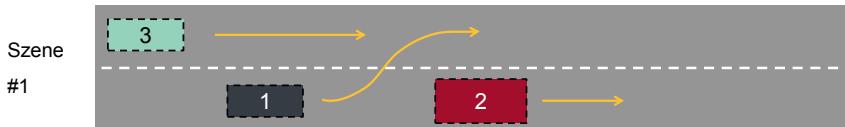


Abbildung 3: Darstellung der Startszenen des Beispieldatenmaterials für den Test der Manövererkennung. $v_{\text{Ref}} = 27.77 \text{ m/s}$, $v_{\text{Pkw}} = 26 \text{ m/s}$, $v_{\text{Lkw}} = 22.22 \text{ m/s}$

Da sich das Referenzfahrzeug aufgrund der höheren Geschwindigkeit an den Lkw annähert, verringert es seine Geschwindigkeit, um genügend Abstand zum vorausfahrenden Lkw einzuhalten. Aufgrund des heranfahrenden Pkws ist kein Fahrstreifenwechsel nach links durchführbar. Dadurch verzögert das Referenzfahrzeug weiter und wartet das *Passieren* des Pkws ab. Innerhalb dieses Zeitraums nähert sich das Referenzfahrzeug dem Lkw an, zuerst kurz mit konstanter Geschwindigkeit und anschließend mit geringer werdender Geschwindigkeit. Die Basismanöver *Annähern (konstant)* und *Annähern (verzögernd)* werden in diesen Szenen zwischen dem Verkehrsteilnehmer Referenzfahrzeug und Lkw detektiert. Da die Geschwindigkeit des Referenzfahrzeugs geringer wird und für einen Zeitraum der konstant bleibenden Geschwindigkeit des Lkws entspricht, wechselt das Referenzfahrzeug vom Manöver *Annähern über Folgen* in das Manöver *Zurückfallen*. Zwischen dem Pkw und Referenzfahrzeug wird aufgrund des Vorbeifahrens am Referenzfahrzeug das Basismanöver *Passieren* detektiert.

Nachdem der Pkw das Referenzfahrzeug passiert hat, beschleunigt das Referenzfahrzeug und führt das Manöver *Fahrstreifenwechsel* durch. Durch den Beschleunigungsvorgang des Referenzfahrzeugs entspricht die Geschwindigkeit des Referenzfahrzeugs für einen Zeitraum wieder ungefähr der Geschwindigkeit des Lkws. Die Geschwindigkeit erhöht sich ebenfalls während dem Übergang in den linken Fahrstreifen weiter. Bis zu dieser Szene werden daher zuerst ein *Folgen* und anschließend ein *Annähern (beschleunigend)* in Bezug auf den Lkw detektiert, der sich in dieser Szene noch selben Fahrstreifen befindet (siehe Abbildung 4).

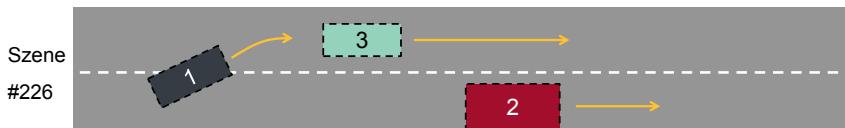


Abbildung 4: Darstellung der Szene #226. $v_{\text{Ref}} = 25.29 \text{ m/s}$, $v_{\text{Pkw}} = 26 \text{ m/s}$, $v_{\text{Lkw}} = 22.22 \text{ m/s}$

Nachdem die Fahrstreifenmarkierung vom Referenzfahrzeug überschritten wird, wechselt dessen *Leader* vom Lkw zum Pkw. Das Referenzfahrzeug beschleunigt weiter und erreicht die Geschwindigkeit des Pkws, sodass ab dieser Szene das Basismanöver *Folgen* in Bezug auf den Leader Pkw erkannt wird. Das Referenzfahrzeug nähert sich aufgrund der höheren Geschwindigkeit dem Pkw an, verzögert dann aber wieder, um die Geschwindigkeit an den Pkw anzupassen. Dieses Verhalten spiegelt sich in den ineinander übergehenden erkannten Basismanövern *Annähern (beschleunigend)*, *Annähern (konstant)* und *Annähern (verzögernd)* wieder. Währenddessen wird ebenfalls das Basismanöver *Fahrstreifenwechsel* des Referenzfahrzeugs beendet. Weiterhin fährt der Pkw am Lkw vorbei, sodass das Basismanöver *Pasieren* detektiert wird. Abbildung 5 zeigt die Szene nachdem das Manöver *Passieren* vom Referenzfahrzeug durchgeführt wurde.

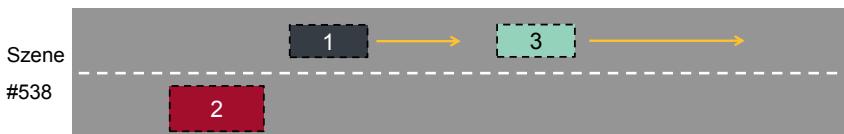


Abbildung 5: Darstellung der Szene #538. $v_{\text{Ref}} = 26.62 \text{ m/s}$, $v_{\text{Pkw}} = 26 \text{ m/s}$, $v_{\text{Lkw}} = 22.22 \text{ m/s}$

Sobald das Referenzfahrzeug auf der rechten Seite genügend Platz für einen Fahrstreifenwechsel besitzt, beschleunigt dieses und führt einen Fahrstreifenwechsel an. Aus der Bewegung im linken Fahrstreifen werden daher noch verschiedene Ausprägungen des Manövers *Annähern* in Bezug auf den Pkw erkannt. Das Manöver *Fahrstreifenwechsel* wird anschließend beendet. Die Abbildung 6 zeigt die Szene während der Durchführung des Fahrstreifenwechsels.

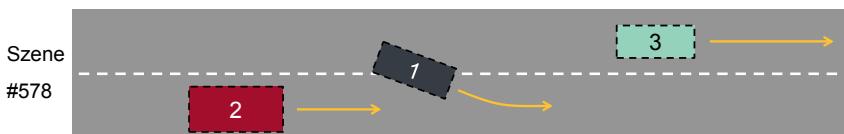


Abbildung 6: Darstellung der Szene #578. $v_{\text{Ref}} = 28.03 \text{ m/s}$, $v_{\text{Pkw}} = 26 \text{ m/s}$, $v_{\text{Lkw}} = 22.22 \text{ m/s}$

Die folgende Abbildung 7 zeigt die erkannten Manöver in den betrachteten Szenen des Szenarios. Die Erkennung entspricht den erwarteten Ergebnissen für Daten in der Simulation mit perfekten Daten ohne Messfehler. Damit wurde gezeigt, dass die Basismanöver unter den in der Simulation gegebenen Bedingungen korrekt erkannt werden.

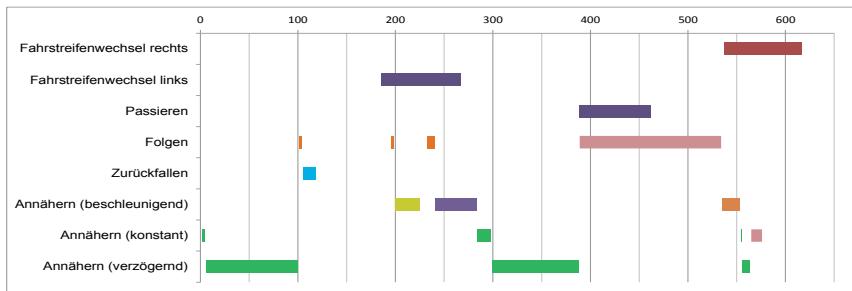


Abbildung 7: Darstellung der erkannten Manöver für das Referenzfahrzeug im simulierten Szenario

Im nächsten Schritt wurde die Methode auf eine reale Messfahrt angewendet, welche auf der Autobahn A39 durchgeführt wurde und eine Länge von 4,9 Kilometern beinhaltet. Dabei wurden die Objekte durch einen Laserscanner erfasst. Insgesamt wurden die Basismanöver *Fahrstreifenwechsel*, *Annähern*, *Folgen* nahe dem Referenzfahrzeug erfolgreich aus den Daten detektiert. Allerdings zeigt die Auswertung, dass es aufgrund des Messrauschen und fehlerhaften Klassifikationen in der Objektverfolgung zu Fehldetections der Basismanöver kommt. So wurde beispielsweise das Manöver *Zurückfallen* 132mal und das Manöver *Annähern* 80mal erkannt. Dies kann in den derzeit festen Schwellwerten der Manöverprimitiven begründet werden, wodurch häufig zwischen den verschiedenen Basismanövern gewechselt wird. An dieser Stelle ist die Methode beispielsweise durch die Einführung von Hysteresen oder anderen Filtermethoden zu erweitern.

Die Evaluation hat gezeigt, dass durch die Definition der Basismanöver das Verhalten der Verkehrsteilnehmer eindeutig beschreibbar ist. Durch den Test der Erkennung mit Hilfe der Simulation konnte gezeigt werden, dass sich die oben beschriebene Methode zur Erkennung der Basismanöver bewährt hat. Die Anwendung der Methode anhand von Realdaten hat jedoch gezeigt, dass die Verarbeitung der Daten innerhalb der beschriebenen Prozessschritte an die Unsicherheiten der Realdaten angepasst werden muss.

6. Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde eine Methode zur systematischen Erkennung von Basismanövern von Verkehrsteilnehmern vorgestellt. Dazu wurde der Ansatz von Reschka [10] verwendet und weiterentwickelt. Die Erkennung wurde zur Verifikation auf ein simuliertes Szenario angewen-

det. Dabei wurden die Manöver der simulierten Verkehrsteilnehmer korrekt detektiert. Der Ansatz hat gezeigt, dass mit Hilfe der Basismanöver der Verkehr strukturiert und systematisch beschrieben werden kann.

Als weiterer Schritt wurde der Ansatz auf Realdaten angewendet. Dabei wurde festgestellt, dass die jeweiligen Prozessschritte der Methode weiterentwickelt werden müssen, da die Realdaten ggf. starken Unsicherheiten unterliegen. Dadurch stellen unter anderem die Lokalisierung in der Karte sowie die Identifikation der Manöverprimitive größere Herausforderungen dar. Ein Lösungsansatz besteht beispielsweise in der Realisierung einer nachgelagerten Objektverfolgung und Filterung der Daten. Weiterhin ist zu untersuchen inwiefern bei dem Ansatz auf eine hochgenaue Karte verzichtet werden kann. Dazu könnten Kameradaten verwendet werden, um die Fahrstreifen zu präzidieren und so ein Lokalisierung in einer lokal aufgebauten Karte zu realisieren. Zusätzlich besteht die Möglichkeit, durch den Ansatz die Verteilung der Manöver in der Verkehrssimulation nachzubilden und dadurch ein realitätsnahes Interaktionsmodell zwischen den Verkehrsteilnehmern nachzubilden.

7. Literaturverzeichnis

- [1] Bagschik, G., Menzel, T. & Maurer, M. "Ontology based Scene Creation for the Development of Automated Vehicles". In: 2018 IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV), 2018.
- [2] Bagschik, G., Menzel, T., Reschka, A., & Maurer, M. "Szenarien für Entwicklung, Absicherung und Test von automatisierten Fahrzeugen". In: Workshop Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren. Walting im Altmühltaal: Uni-DAS e.V., 2017, S. 125 –135.
- [3] Dickmanns, E. D. Dynamic vision for perception and control of motion. Springer Science & Business Media, 2007
- [4] Dueholm, J. V., Kristoffersen, M. S., Satzoda, R. K., Moeslund, T. B. & Trivedi, M. M. „Trajectories and Maneuvers of Surrounding Vehicles With Panoramic Camera Arrays“. In: IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2016, S. 203–214.
- [5] Dupuis, M.; Strobl, M.; Grezlikowski, H.: OpenDRIVE 2010 and Beyond – Status and Future of the de facto Standard for the Description of Road Networks. In: Driving Simulation Conference DSC Europe, 2010, S. 231–242
- [6] Ernst, S., Rieken, J. & Maurer, M. „Behaviour recognition of traffic participants by using manœuvre primitives for automated vehicles in urban traffic“. In: 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2016, S. 976 – 983.

- [7] Khosroshahi, A., Ohn-Bar, E. & Trivedi, M. M. „Surround Vehicles Trajectory Analysis with Recurrent Neural Networks“. In: 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2016, S. 2267–2272.
- [8] Körner, C. „Wissensbasierte Generierung von Betriebsszenarien auf deutschen Autobahnen“. Masterarbeit, Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, 2018
- [9] Plättner, J.; Richter, A.; Köster, F.; Bartels, A.; Mock, H.; Schöner, H.; Schiemetz, M.; Eberle, U.; Steininger, U.; Stiller, M.: Vorhabenbeschreibung - PEGASUS - Projekt zur Etablierung von generell akzeptierten Gütekriterien, Werkzeugen und Methoden sowie Szenarien und Situationen zur Freigabe hochautomatisierter Fahrfunktionen, 2016
- [10] Reschka, A. C. „Fertigkeiten-und Fähigkeitengraphen als Grundlage des sicheren Betriebs von automatisierten Fahrzeugen im öffentlichen Straßenverkehr in städtischer Umgebung“. Diss. Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, 2017.
- [11] Schuldt, F.; Saust, F.; Lichte, B.; Maurer, M.; Scholz, S.: Effiziente systematische Testgenerierung für Fahrerassistenzsysteme in virtuellen Umgebungen. In: AAET - Automatisierungssysteme, Assistenzsysteme und eingebettete Systeme für Transportmittel. Braunschweig, Deutschland : ITS Niedersachsen, 2013, S. 114 – 134
- [12] Schuldt, F. „Ein Beitrag für den methodischen Test von automatisierten Fahrfunktionen mit Hilfe von virtuellen Umgebungen“. Diss. Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, 2017
- [13] Ulbrich, S., Menzel, T., Reschka, A., Schuldt, F & Maurer, M. „Definition der Begriffe Szene, Situation und Szenario für das automatisierte Fahren“. In: Workshop Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren. Walting im Altmühltafel: Uni-DAS e.V., 2017, S.105-117
- [14] Wachenfeld, W.; Winner, H.: Die Freigabe des autonomen Fahrens. In: Maurer, M. (Hrsg.); Gerdes, J. C. (Hrsg.); Lenz, B. (Hrsg.); Winner, H. (Hrsg.): Autonomes Fahren. Heidelberg : Springer Vieweg, 2015, S. 439–464
- [15] Wheeler, T. A. & Kochenderfer, M. J. „Factor graph scene distributions for automotive safety analysis“. In: 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2016, S. 1035–1040.
- [16] Xiong, Z., Dixit, V. V. & Waller, S. T. „The development of an ontology for driving context modelling and reasoning“. In: 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2016, S. 13–18.

Connecting Austria – Leitprojekt für kooperatives, vernetztes, automatisiertes Fahren

Szenariobasierte Entwicklung und Bewertung an verkehrs- und energieeffizienten Strategien für Platooning

DDI Dr. Andreas Kuhn, ANDATA, Hallein, Österreich;
DI Dr. Thomas Novak, Swarco Futurit, Perchtoldsdorf, Österreich;
Dr. Wolfgang Schildorfer, HiTec marketing, Wien, Österreich

Kurzfassung

„Connecting Austria“ ist ein österreichisches Leitprojekt zum automatisierten Fahren. Am Beispiel des Platooning sollen Fahrzeug- und Verkehrsregelungsstrategien erforscht und dargestellt werden, welche zu verbesserter Fahrzeug- und Verkehrseffizienz unter Berücksichtigung der Sicherheit führen sollen. Im Gegensatz zu anderen bekannten Platooning-Projekten steht allerdings nicht die Fahrzeug-seitige, technische Umsetzung, sondern die Infrastruktur und verkehrsregelungs- und kommunikationstechnischen Aspekte im Fokus. Die gewählte methodische Vorgehensweise basiert auf einem multidisziplinären, Szenario-basierten Ansatz, welcher eng mit realen Testfeldern verzahnt und kombiniert ist.

1. Einleitung und Problemstellung

Im Rahmen des Hypes zum autonomen und automatisierten Fahren werden eine Reihe von Vorteilen versprochen, welche zur wesentlichen Verbesserung von Komfort, Sicherheit, Effektivität und Effizienz für Fahrzeuge und Verkehr führen sollen. Wie in [1] ausführlich ausgeführt und in Bild 1 dargestellt, bestehen dabei allerdings einige System-immanente Konflikte, welche die gleichzeitige Verbesserung von Komfort, Sicherheit, Effizienz und Effektivität beim automatisierten Fahren schwierig und unter Umstände sogar unmöglich machen.

Nimmt man beispielweise die Verbesserung der Fahrzeug- und Verkehrssicherheit, dann korreliert diese in der Regel mit geringeren gefahrenen Geschwindigkeiten und geringeren Verkehrsdichten (also höheren Abständen zwischen den beteiligten Fahrzeugen). Verkehrseffizienz, welche der Anzahl der Fahrzeuge/Passagiere pro Spur pro Zeit entspricht, korreliert dagegen mit höheren Geschwindigkeiten und höheren Dichten, wie man aus dem Fundamentaldiagramm leicht entnehmen kann. Damit stehen Sicherheit und Verkehrseffizienz in einem direkten Konflikt zueinander. Maßnahmen zur Verbesserung des

Verkehrsflusses sind also in der Regel mit zusätzlichen technologischen Maßnahmen zur Gegenkompensation in der reduzierten Sicherheit zu ergänzen (im Fall von Platooning z.B. in Form der kooperativen Vernetzung der Fahrzeuge).

Ähnlich verhält es sich mit Sicherheit und Komfort. Während Sicherheitssysteme eigentlich Verantwortung vom Fahrer übernehmen sollen, wenn eine Verkehrssituation kritisch bzgl. Kollisionsgefahr wird, machen aktuelle Fahrerassistenz-Systeme meist das Gegenteil. Sie arbeiten reziprok und geben die Verantwortung in kritischen Situationen wieder an die Fahrer zurück anstatt selbst zu übernehmen. Dies führt u.a. gerade zu der Diskussion bezüglich der Automatisierungsstufe 3 mit der Frage, ob diese Automatisierungsstufe nicht besser umgangen werden soll.

Äquivalente Konflikte bestehen auch bei der Verkehrseffektivität und in den verschiedenen anderen Relationen zwischen den avisierten Vorteilen. Für zusätzliche, weiterführende Details dazu wird hier auf [1] verwiesen.

Letztendlich ist Komfort die einzige intrinsische Eigenschaft des automatisierten Fahrens. Alle anderen Eigenschaften und Vorteile (Sicherheit, Effizienz und Effektivität) müssen hart erarbeitet werden und ergeben sich nicht von selbst durch die bloße Umsetzung der Automatisierung. Wenn man automatisierte Fahrfunktionen in einer dieser Wirkbereiche verbessert, dann führt dies in der Regel zu Verschlechterung in einer oder mehreren anderen Wirkbereichen, welche mit zusätzlichen technologischen Maßnahmen gegenkompensiert werden müssen. Mathematisch gesehen bewegt man sich auf einer Pareto-Front.

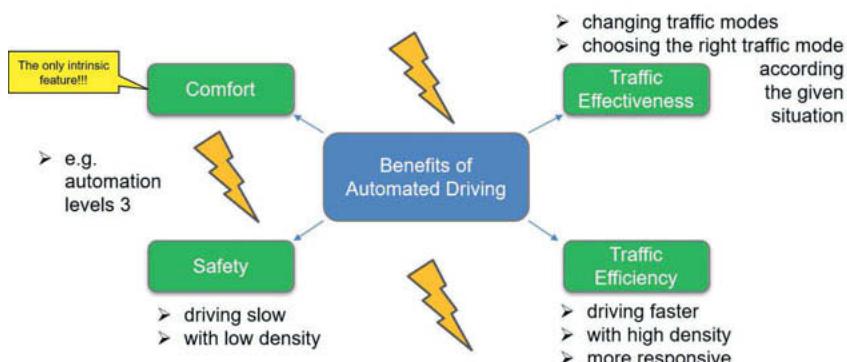


Bild 1: Vorteile und Konfliktfelder des automatisierten Fahrens

Wegen dieser konflikthaltigen und gegensätzlichen Wirkungen müssen Systeme und Funktionen des automatisierten Fahrens in einem Top-Down-Entwicklungsprozess gesamtheitlich abgestimmt und ausbalanciert werden. Eine Validierung und der Nachweis der positiven Wirkung des automatisierten Fahrens können demnach auch nur durch die gesamtheitliche Berücksichtigung aller entsprechenden Effekte und deren Einflussfaktoren (siehe Bild 2) erfolgen. Ein derartiges gesamtheitliches Validierungskonzept wurde in [1] formuliert.

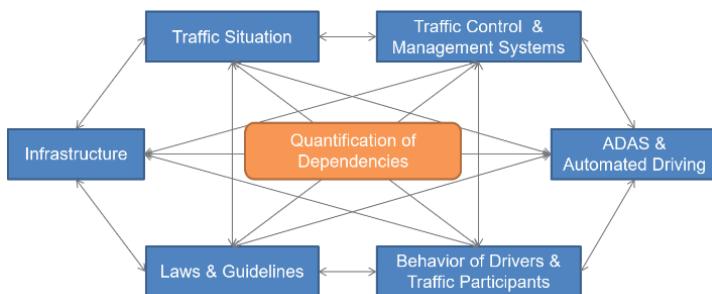


Bild 2: Haupteinflussfaktoren auf die Wirkung und Effektivität des automatisierten Fahrens

2. Entwicklungs- und Absicherungskonzept für automatisiertes Fahren

Im Rahmen des Projekts Wien^{ZWA} (Wien - Zukunft wird automatisiert) wurde ein umfassendes methodisches Konzept für die Validierung automatisierter Fahrfunktionen entwickelt und dargestellt (siehe [1]). Ziel hierbei sind die Identifikation und Quantifizierung der relevanten Einflussgrößen, welche zur Verbesserung der avisierten Vorteile des automatisierten Fahrens führen.

Die wesentlichen, groben Einflussfaktoren auf die Vorteile des automatisierten Fahrens sind grob in Bild 2 zusammengefasst. Demnach ist die Wirkung des automatisierten Fahrens abhängig von den Algorithmen der Fahrzeuge (Ausprägungen von ADAS & automatisierten Fahrfunktionen), dem interaktiven Verhalten der verschiedenen anderen Verkehrsteilnehmer, der Verkehrssituation, der Verkehrsregelung, der Infrastruktur sowie von Gesetzen und Richtlinien. Alle diese Elemente haben eine Vielzahl von bekannten und unbekannten Zusammenhängen und gegenseitigen Wirkungsfaktoren mit Einfluss auf die resultierende Verkehrsqualität und Sicherheit. Die quantitative Darstellung dieser Wirkungen beim automatisierten Fahren ist insofern von Bedeutung und notwendig, weil die primäre Fahrfunktion der Fahrzeuge wie auch die Verkehrsregelung durch Algorithmen abgebildet

werden, welche all die anderen Einflussgrößen in ihrer Ausführung der Regelung berücksichtigen und antizipieren müssen.

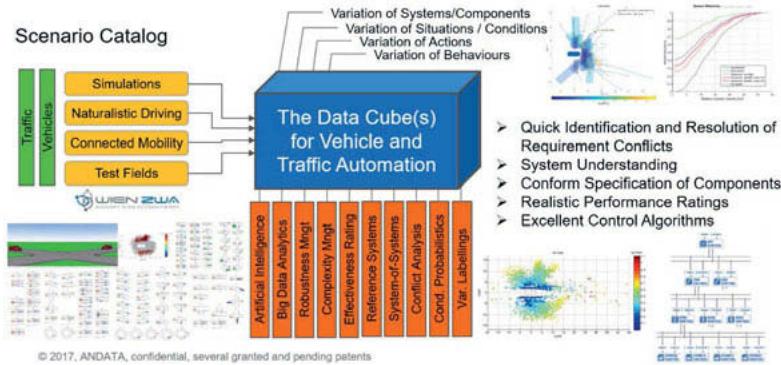


Bild 3: Szenario-Datenbank für die Validierung automatisierter Fahrfunktionen und für die Verkehrsautomatisierung

Kern des Validierungskonzepts gemäß Wien^{ZWA} ist ein Szenario-Katalog (vgl. Bild 3), in welchem all die Wirkzusammenhänge daten- und beispielbasiert abgebildet sind. Der Szenarien-Katalog enthält eine Vielzahl von möglichen Variationen

- von Systemen, Komponenten und Parametrierungen/Konfigurationen,
 - automatisierter Fahrfunktionen,
 - automatisierter, adaptiver Verkehrsregelungen,
- von Straßen und Infrastruktur (Topologie, Konfiguration, Zustand),
- von Verkehrssituationen (Verkehrsmenge und Zusammensetzung),
- von Verhaltensmustern der verschiedenen Verkehrsteilnehmer (PKWs, LKWs, (P)TW, VRUs, ...)

in einer großen, einheitlichen Matrix („Data Cube“), welche aus kombinierten Fahrzeug- und Verkehrssimulationen gebildet wird. Dazu können auch reale Messungen und Testdaten dazugefügt und kombiniert werden.

Die Verhaltensmodelle der Verkehrsteilnehmer und (re)aktive Fahrer-Modelle werden dabei etwa aus Verkehrsbeobachtungen in realen Testfeldern abgeleitet. Die Ermittlung der Verhaltensmodelle erfolgt dabei sowohl extrinsisch durch detaillierte Verkehrsbeobachtung als auch intrinsisch durch Naturalistic Driving und Field Operational Tests, u.a. mit vernetzten

Fahrzeugen. Vernetzte Fahrzeuge werden auch für die Erfassung der Verkehrslage (xFCD, extended Floating Car Data) in Kombination mit stationären Verkehrssensoren verwendet.

Die Variabilität der Infrastruktur wird durch repräsentative Straßentopologien und Zuständen automatisiert aus Geo-Informationssystemen und elektronischen Karten ermittelt.

Aus all diesen Variationen, welche in Form von Monte-Carlo-Simulationen kombiniert abgebildet werden, ergibt sich dann ein einheitlich zusammengefasster Szenarien-Katalog. Dabei werden in der Regel Hunderttausende bis zu etliche Millionen Simulationen durchgeführt, um die verschiedenen Variationen, Systemausprägungen und Streuungen der Rand- und Umweltbedingungen abzubilden.

Der Zugriff auf die Daten erfolgt mit Data Mining-Verfahren für die Bestimmung der relevanten Einflussfaktoren sowie die Identifikation und die quantitative Beschreibung der verschiedenen Wirkbereiche. Dadurch ergeben sich Spezifikationen und Richtlinien für das vorteilhafte Verhalten von Fahrzeugen und Verkehrsregelungen in unterschiedlichen Situationen, welche Grundlage für die Entwicklung und Absicherung des automatisierten Fahrens und der Verkehrsautomatisierung sind. Für zusätzliche Details und weiterführende Ausführungen wird wieder auf [1] verwiesen.

3. Anwendungsbeispiel Platooning

Platooning ist eine spezielle Ausprägung von automatisierten, vernetzten, kooperativen Fahren. Die Regelungsstrategie dahinter zielt darauf ab, dass (teil-)automatisierte Fahrzeuge in engeren Abständen fahren, um einerseits die Verkehrsdichte zu erhöhen, ohne dabei an Sicherheit einzubüßen. Zusätzlich zur Verbesserung der Verkehrsdichte (entspricht einer Verbesserung der Verkehrseffizienz) kommt es andererseits auch zu positiven Windschatteneffekten, welche eine effizientere Energie-Nutzung der einzelnen Fahrzeuge (entspricht einer Verbesserung der Fahrzeugeffizienz) erhoffen lässt.

Die Algorithmen mit Fahrstrategien beim Platooning zum Folgen des Vorderfahrzeugs können durch die Vernetzung der Fahrzeuge und dem automatisierten Austausch der jeweiligen Intention besser und schneller aufeinander reagieren (=kooperatives Verhalten), um mit geringerem Abstand enger fahren zu können.

Platooning ist aus Sicht der Forschung und Entwicklung hier insofern von besonderem Interesse, weil hier alle Aspekte der Haupteinflussfaktoren aus Bild 2 beteiligt sind und zur Wirkung kommen.

Die Algorithmen für automatisiertes Fahren müssen sicherstellen, dass die Folgefahrt mit reduziertem Abstand sicher und effizient erfolgt. Das Verhalten des Platoons muss vorhersehbar und sicher sein, damit andere Verkehrsteilnehmer nicht zu gefährlichen

Verhalten, z.B. bei Engstellen, Spurzusammenführungen, Auf- und Abfahrten von der Autobahn, verleitet werden. Die Infrastruktur und die Verkehrssituation müssen für einen Platoon geeignet sein. Platooning kann auch als Verkehrsregelungsverfahren gesehen werden, um den Verkehrsfluss positiv zu beeinflussen. Schlussendlich müssen die Gesetze entsprechend angepasst werden, um vorzugeben, wann Platooning in welchen Situationen mit welchen Regelungsstrategien z.B. durch Vorgabe der Abstände ausgeführt werden soll und darf.

4. Projektbeschreibung Connecting Austria

Das Projekt Connecting Austria (siehe www.connecting-austria.at) beschäftigt sich mit dem Thema Platooning und untersucht an diesem Beispiel die Potentiale, Möglichkeiten und Risiken des automatisierten, kooperativen, vernetzten Fahrens.

Anhand der vier Anwendungsfälle

- Autobahn-Auffahrt,
- Gefahrenstelle auf der Autobahn,
- Autobahn-Abfahrt und
- ampelgesteuerte Kreuzung

soll aufgezeigt werden, wo die Potentiale und Gefahren des Platooning liegen und wie sich diese in erster Linie auf Sicherheit, Verkehrseffizienz und Fahrzeugeffizienz auswirken. Zusätzlich sollen aber auch die Auswirkungen aus logistischer Sicht und Konsequenzen für die Flotten-Betreiber untersucht werden. Diese Anwendungsfälle sollen die wesentlichsten UseCases und Szenarien für eine Fahrt eines Platoons zwischen zwei Logistik-Verteilerzentren inklusive der An- und Abfahrten von der Autobahn über einige Kreuzungen von der Autobahnausfahrt zum Verteilerzentrum abbilden (vgl. Bild 4). Last-Mile-Liefer-Szenarien sind damit nicht Teil des Projekts.

Im Gegensatz zu den meisten anderen F&E-Projekten in der Themenstellung (wie etwa MAVEN, ENSEMBLE, und einige andere) stehen bei Connecting Austria aber nicht die Fahrzeugtechnologien und fahrzeugtechnischen Umsetzungen im Vordergrund. Stattdessen sollen vielmehr die Aspekte der Infrastruktur und der Möglichkeiten der Verkehrsregelung und Verkehrsautomatisierung sowie der allgemeinen Vernetzung von Fahrzeugen mit Infrastruktur untersucht werden. Die Themen Fahrzeugeffizienz (durch Windschatteneffekte und prädiktive Regelungen im Antriebsstrang), Sicherheit, Verkehr (durch erweiterte Möglichkeiten der Verkehrsregelung und Verkehrsbeeinflussung) und Logistik sollen in einem gesamtheitlichen Ansatz untersucht werden, um so die maximalen Potentiale zu

ermitteln, gegenseitig abzuwagen und Richtlinien für passende Policies in der Verkehrsregelung und Verkehrsbeeinflussung zu liefern.

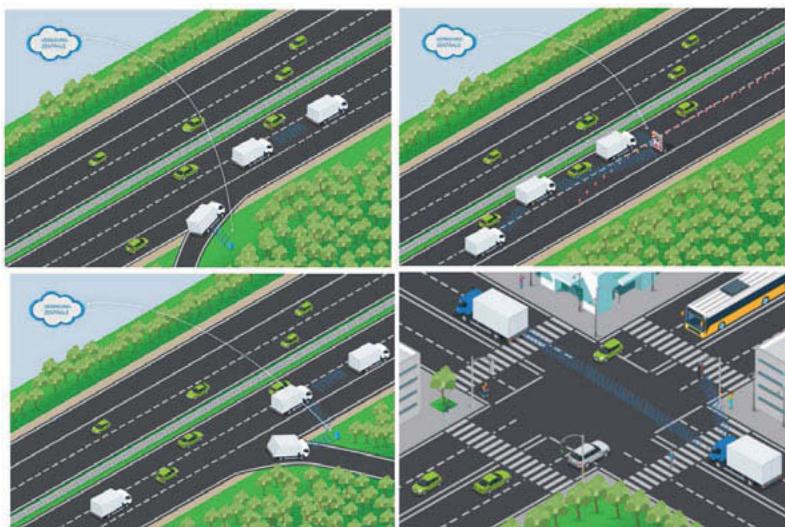


Bild 4: Vier Anwendungsfälle und UseCases von Platoons am Weg zwischen zwei Verteilerzentren in Autobahnnähe (© Swarco Futurit)

Das Projekt Connecting Austria ist ein Leitprojekt des österreichischen Bundesministeriums für Verkehr, Innovation und Technologie (BMVIT) zum automatisierten Fahren. Das Projekt wurde Anfang 2018 gestartet und läuft über 3 Jahre. Die 13 beteiligten Hauptakteure und zusätzliche LOI-Partner decken die wesentlichen Stakeholder Österreichs in der Themenstellung Verkehrsautomatisierung ab. Das Projekt hebelt österreichische strategische Stärken als Vorreiter im C-ITS Infrastrukturausbau und knüpft an internationale Erfolge aus dem Korridorprojekt ECo-AT, der österreichischen Koordinationsaktivitäten in C-Roads, Wien^{ZWA} und der erfolgreichen Pionierrolle auf Fahrzeugseite (European Green Car Initiative, elektrischer Antriebsstrang bei LKWs; VVC, CNL).

5. Methodische Vorgehensweise

Die methodische Vorgehensweise in Connecting Austria zur Ermittlung der Potentiale, Möglichkeiten und Risiken des automatisierten, vernetzten, kooperativen Fahrens am Beispiel Platooning folgt weitgehend gemäß dem in Abschnitt 2. beschriebenen Validierungskonzept aus Wien^{ZWA}.

Dabei werden als erstes die theoretischen Potentiale einzeln für Fahrzeugeffizienz, Verkehrseffizienz, Sicherheit und Logistik ermittelt. Dies erfolgt jeweils Szenario-basiert mit entsprechenden Simulationsmodellen. Diese theoretischen Potentiale werden in ein gemeinsames Kennfeld zusammengefasst, um als erstes die groben Zusammenhänge zwischen den verschiedenen Wirkbereichen zu beschreiben und zu gewichten.

Im Wissen, dass man in der Praxis gegenüber der theoretisch berechneten Effektivität meist deutliche Abstriche in der Effektivitätsbewertung zu erwarten sind (vgl. [2]), werden im zweiten Schritt die praktischen Potentiale der einzelnen Kategorien ermittelt und abgeschätzt. Für die eingesetzte Methodik zur Effektivitätsbewertung wird auf [2] verwiesen. Ein innovativer Aspekt von Connecting Austria ist dabei u.a. der Umstand, dass die Effektivitätsbewertung nicht nur einzeln für eine Disziplin, sondern kombiniert für mehrere Disziplinen und Wirkbereiche angewendet werden soll.

Gleichzeitig werden für alle Wirkbereiche auch mögliche negative Aspekte ermittelt und untersucht sowie versucht diese durch Formulierung passender Regelungsstrategien zu vermeiden. Dazu zählt etwa die Identifikation von Verkehrssituationen und Straßen-Konstellationen, welche zu erhöhten Stau- und Sicherheitsrisiko führen. In derartigen Situationen und Konstellation kann man Platoons etwa dezidiert auflösen oder die Verkehrsbeeinflussung so regeln, dass sich bessere Verkehrssituationen durch die verordnete Anwendung von dezidierten, kooperativen Regelungsstrategien einstellen.

Bzgl. den Regelungsstrategien zum Platooning sollen nicht nur bekannte Konzepte untersucht werden, wie etwa die Ausführung als „Connected ACC“. Zusätzlich sollen auch innovative Regelungsstrategien untersucht werden, welche stärker auf die verkehrliche Wirkung abzielen. Entsprechende dezentrale, hierarchische Konzepte sind etwa in [3] und [4] beschrieben.

Nachdem die verschiedenen Wirkfelder des Platoonings einzeln auf Effektivität und Risiko untersucht wurden, soll schlussendlich alle Disziplinen in einer großen, kombinierten Co-Simulation zusammengefasst und kombiniert bewertet werden.

Als Ergebnis wird dann die Formulierung dynamischer, adaptiver Regelungsstrategien angestrebt, welche in Abhängigkeit von der Verkehrssituation und dem Zustand der

Infrastruktur und Umweltbedingungen die jeweils beste verkehrliche und energetische Wirkung entfalten.

Ein Beispiel hierfür wäre etwa eine dynamische „Risk-Rated-Map“ die jeweils beste kooperative Regelungsstrategie situationsabhängig und örtlich variabel vorgibt (vgl. Bild 5).

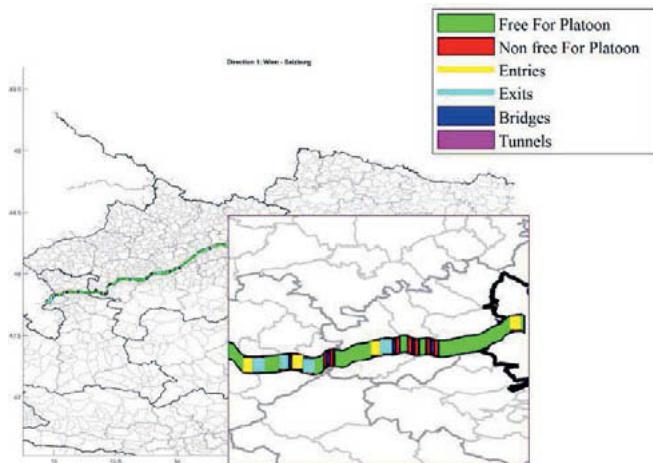


Bild 5: Beispiel einer „Risk-Rated-Map“ (© ANDATA)

Untersuchungsgebiet von Connecting Austria ist die Autobahn A1 von Wien westwärts bis zur A10 in Hallein. Dabei wird mit den Testregionen DigiTrans und AlpLab kooperiert und deren Infrastruktur benutzt. Weiters begünstigend ist, dass die A1 bereits ab 2019 mit C-ITS ausgestattet werden soll. Im Untersuchungsgebiet Hallein wie auch in einem weiteren ausgesuchten Gebiet soll zudem eine vollständige videobasierte Verkehrsbeobachtung erfolgen (siehe Bild 5), welche die Trajektorien aller Verkehrsteilnehmer anonymisiert erfassen soll. Parallel dazu erfolgt eine durchgängige Erfassung der Verkehrssituationen aus diversen (x)FCD-Quellen. Die Daten und tatsächlich auftretenden Verkehrssituationen werden dabei automatisch geclustert und bzgl. Häufigkeit und Repräsentativität eingeteilt. So lassen sich auch die verkehrlichen Wirkungen im realen Umfeld aufzeigen und nachweisen.

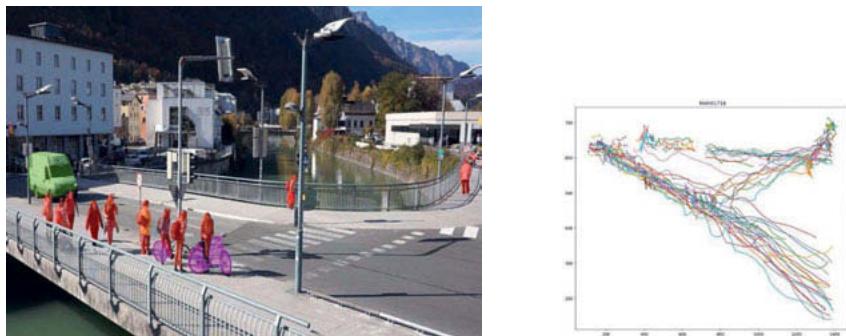


Bild 5: Verkehrsbeobachtung bei Video-Tracking aller Verkehrsteilnehmer
© Software Competence Center Hagenberg)

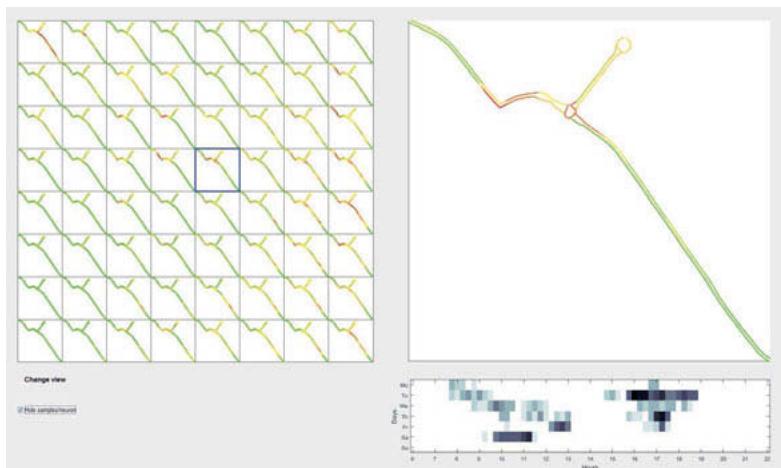


Bild 6: Automatisierte Ermittlung und Clustering der Verkehrssituationen aus (x)FCD inklusive Relevanz-Betrachtung. (© ANDATA)

Zusammenfassung und Ausblick

Das österreichische Leitprojekt zum automatisierten Fahren „Connecting Austria“ beschäftigt sich 3 Jahre mit der Erforschung und Bewertung von Platooning, einer speziellen Form des automatisierten, vernetzten, kooperativen Fahrens. Komplementär zu den sonstigen bekannten, aktuellen Platooning-Projekten steht hier allerdings mehr die Infrastruktur und die verkehrsregelungstechnischen Aspekte des Fahrens im Fokus.

Damit sollen im Idealfall Verhaltensmuster und Regelungsstrategien mit positiver Effektivität in Sicherheit und Effizienz von automatisierten Fahrzeugen und Verkehr formuliert werden können, welche u.a. auch als Spezifikation für die zukünftige Verkehrsautomatisierung und vernetzte Fahrzeugfunktionen der nächsten Generationen dienen können.

Das Projekt ist offen und kooperativ bezüglich anderen Forschungsprojekten, Herstellern und Technologie-Lieferanten aufgestellt. Es wird vorgesehen, dass die implementierten Validierungsverfahren auch anderen Parteien zugänglich gemacht werden.

Danksagung

Sowohl das Projekt Wien^{ZWA} als auch das Projekt Connecting Austria wurden bzw. werden vom österreichischen Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie und der österreichischen Forschungsförderungsgesellschaft unterstützt und gefördert.

- [1] Kuhn, A., Carmona, J., Novak, T., Aigner, W., Schildorfer, W., Patz, D.: Test Fields and Advanced Accompanying Methods as Necessity for the Validation of Automated Driving. Proceedings of 7th Transport Research Arena TRA 2018, April 16-19, 2018, Vienna, Austria
- [2] Sigl, S., Gollewski, T., Miehling, T., Kuhn, A.: About Development Processes and Accompanying Performance Evaluations of Integral Automotive Safety Systems. Proceedings of FISITA 2014 World Automotive Congress, Maastricht, F2014-AST-084, June 2014
- [3] Kuhn, A., Carmona, J., Palau, T.: A Hierarchical, Subsidiary System Architecture for Traffic Control with Connected Vehicles. Proceedings 22nd ITS World Congress, Bordeaux, France, Paper number ITS-2199, October 2015
- [4] Kuhn, A., Eibl, G., Fasig, T.: Concept for an "intelligent" traffic control network. Proceedings of the 19th ITS World Congress, Vienna, Austria, pages 1-12, EU-00410, October 2012.
- [5] Novak, T., Aigner, W., Schildorfer, W., Kuhn, A., Schauer, O.: Connecting Austria – Infrastructure-based management of automated truck convoys with C-ITS, Proceedings of 25th ITS World Congress, Copenhagen, Denmark, September 2018, EU-TP1493

Degradation Aspects for Urban Automated Taxis

Dr. Christian Krummel, Dr. Daniel Wanner,
Robert Bosch GmbH, Stuttgart

1) Scope of Urban Automated Taxis

Automated driving is a promising area of growth in the next decade. One field of application of automated driving is Urban Automated Taxis (UAT) in larger cities and their vicinity. UATs have the scope of a taxi fleet, yet without a driver on the driver's seat.

The well-known classification of driving automation into different levels generated a simple yet helpful framework for guiding research and development of automated driving functions. Systems without the necessity of a driver who monitors the environment and driving tasks are classified by SAE Level 3 – 5. Those levels are differentiated by the fallback level either covered by the driver (Level 3) or by the automated driving system itself (Level 4) and by operating conditions with (Level 4) and without (Level 5) limitations; see also Figure below [1].

ADS ("System") performs the entire DDT (while engaged)			System	System	Fallback-ready user (becomes the driver during fallback)	Limited
3	Conditional Driving Automation	The sustained and ODD-specific performance by an ADS of the entire DDT with the expectation that the DDT fallback-ready user is receptive to ADS-issued requests to intervene, as well as to DDT performance-relevant system failures in other vehicle systems, and will respond appropriately.				
4	High Driving Automation	The sustained and ODD-specific performance by an ADS of the entire DDT and DDT fallback without any expectation that a user will respond to a request to intervene.	System	System	System	Limited
5	Full Driving Automation	The sustained and unconditional (i.e., not ODD-specific) performance by an ADS of the entire DDT and DDT fallback without any expectation that a user will respond to a request to intervene.	System	System	System	Unlimited

Fig. 1: Classification of SAE Level 3 – 5 according to [1].

Based on this classification, an UAT service is covered by SAE Level 4 as the operating conditions are limited to specific road networks (e.g. certain cities) and pre-defined weather conditions. In addition, no driver is available as a backup in case of a fault leading to a loss of the automated functionality.

2) Fallback Strategy and Minimal Risk Condition

The paramount objective for automated driving is improving the safety of participants in road traffic. Mitigation or even prevention of harm to humans have absolute priority before any other beneficial aspects. This is recorded in the first two out of twenty rules that were released by the German Ethics Commission [2].

For an automated driving system (ADS), fallback strategy and minimal risk condition are closely coupled. During normal operation (also called dynamic driving task [1]), an ADS must be able to handle any single fault, including those leading to a performance-relevant system failure, by executing a fallback strategy. The task of this fallback strategy is to bring the vehicle to a controlled standstill at a location, where passengers are not exposed to any unreasonable risk, i.e. achieving a minimal risk condition (MRC).

a) Fallback Strategy

Depending on the characteristics and extent of ADS, a fallback strategy is mandatory and has to be provided [1]. Within functional safety this is also called emergency operation; i.e. an operating mode for providing a safe and reliable transition to a safe state after fault occurrence [3].

In the case of the UAT, the fallback has to be incorporated in the ADS in order to achieve a MRC under all circumstances. As neither a driver is present anymore nor will passengers be requested to become a driver, the ADS has to cope with all kinds of safety-relevant faults that can lead to a system failure.

The fallback strategy for UAT is split into three levels. The main level is called *normal operation* and fail-operational, which covers fault-free operation as well as operation with comfort-related faults or non-safety-relevant faults. Within normal operation, the mission can at least be finalized as planned, i.e. a customer can be taxied to the destination and UAT will return to maintenance center. Moreover, the specific extent of a particular fault could even lead to a higher availability by returning to the maintenance center at end of operation hours only.

In the first degraded level of the fallback strategy, *Degradation Level 1* (DL1) covers safety-relevant faults. This is the first level of a fail-degraded operation, which is implemented by limitations of vehicle parameters like the reduction of maximum vehicle speed, but also a limitation of the time to MRC.

Critical safety-relevant faults are treated in the second level of fail-degraded operation; the so-called *Degradation Level 2* (DL2). Hereby, the mentioned limitation of vehicle parameters

are reduced even further in order to minimize the risk especially for the passengers and also for the surrounding traffic. A state diagram is displayed below in Figure 2.

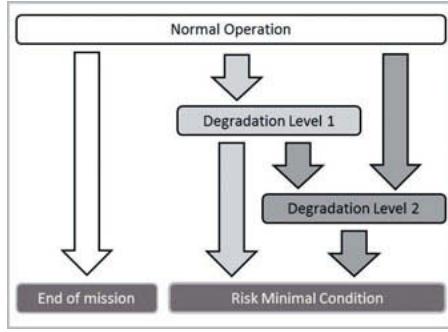


Fig. 2: Degradation concept for urban automated taxis.

b) Minimal Risk Condition

Several definitions of terms exist that describe the vehicle states after a safety-relevant fault that lead to a standstill, and hence, reduces the risk of a crash. Besides the commonly used *safe state* in functional safety of automotive systems [3], a definition often applied in the domain of automated driving is *minimal risk condition* [1]. An exact definition of this term is still a field of discussion as seen by the number of scientific contributions on this topic, e.g. a *risk minimal state* is suggested by [4].

The main target of a MRC is yet to bring the vehicle to a safe standstill during a fallback without harming passengers and other traffic participants and enable passengers to leave the automated vehicle safely. The term MRC has been suggested by NHTSA first in 2014 [5] and refined in 2018 [1]. The latter is the baseline for this section. Depending on the given scenario and the characteristics of safety-relevant faults, MRC will have a specific parametrization. A MRC could be a parking lot along the road, a dedicated bus bay or even a standstill within the current lane.

The minimal risk conditions for UAT cover a specified range of scenarios including their confining parameters. Hereby, the confining parameters define minimum requirements like minimum distance to railroad crossings or minimum distance for stopping behind a crest. All generated MRC are ranked according to their priority. Two examples for MRC are a parking

lot separated from the road and a stopping on the current travel lane, with a prioritization on the former one. Only in unavoidable cases, an UAT will stop in its own lane of traffic. MRCs and their relations to each other are evaluated carefully during development. Hence, it is in line with [6], which supports this prioritization and suggests special attention on MRCs like stopping in own lane of traffic.

An UAT shall be capable of reaching a MRC in case of safety-relevant faults at all times during operation. Besides the type and extent of the safety-relevant faults, MRC is depending on the fallback strategy. As previously mentioned, each mission is finalized if the UAT is operated in level normal operation. On the one hand, no MRC is necessary for normal operation, even though certain functionalities might be deteriorated. On the other hand, MRC for DL1 and DL2 must be provided at all times to enable safe reaction to faults. Both fallback level DL1 and DL2 are designed to find the best viable MRC out of the specified range of MRCs within the given time, speed and other constraints.

3) Fault handling during degradation

This section describes the ADS reaction on two safety-relevant faults leading to fallback level DL1; i.e. engine stall and loss of a steering unit. Analyzing engine stall at first in detail, this single fault can lead to a loss of drive torque for the vast majority of vehicle architectures. This is the current state of the art within the automotive industry and even applies to the commercial transportation area, where hazardous goods (e.g. gasoline or chemicals) are carried with regular trucks that have only one engine unit. Independent of the type of vehicle, a human driver of an assisted vehicle (SAE Level 0-2) has to cope with an engine stall in any possible situation. Therefore, a human driver will use the kinetic energy of the vehicle and preferably coast to the best MRC, which can even be in the ego lane. The MRC can also be outside the active lane or even separated from the road (e.g. parking lot). Simultaneously, the surrounding traffic will be informed by the manually activated warning indicators. As soon as a MRC is reached, a warning sign has to be set in place by the human driver in order to inform the passing traffic. Afterwards, the human driver including the passengers will move outside of the dangerous traffic areas (e.g. behind guardrails).

As this single fault can occur in every passenger vehicle, it is the baseline for comparison of an ADS to the human driver and his or her abilities in such a situation. However, an UAT must not cope with every situation like a human driver does. Automation of vehicles enable new possibilities to reduce the risk during such faults. Various critical situations can be covered in beforehand by appropriate measures. For instance, the passing strategy at a railroad crossing can be designed in such a way that an UAT will never get to a standstill on the

crossing itself. Furthermore, certain types of road infrastructure can be blocked for UAT to enhance risk reduction. This can even be designed traffic- and time-dependent. Nevertheless, a reaction strategy in case of engine stall will be the exploitation of remaining kinetic energy to reach a MRC outside the active lanes of traffic or if this is not feasible within the ego lane of UAT. While UAT coasts to the best viable MRC, warning indicators are activated, passengers are informed about the upcoming procedure and the UAT Control Center is informed in order to activate future measures for risk reduction, simultaneously.

In case of the occurrence of a steering unit loss, a human driver in an assisted vehicle will be warned via human-machine-interface that a safety-relevant fault is currently present. As a human driver has permanently the responsibility of monitoring the assisted vehicle and react to functional insufficiencies, such a warning will alert the driver and enable an appropriate behavior to bring the vehicle to a safe stop without harming other traffic participants.

For an UAT, this safety-relevant fault is suggested to be covered by a redundant steering unit in order to sustain the ability to steer. In the presence of such a fault, ADS will degrade the UAT and find a MRC within the specified time. Hereby, a longer time interval can be chosen as propulsion would still be possible in degraded mode and a MRC outside the active lane of traffic is possible for a majority of situations. Secondary measures for risk reduction are also applied during maneuvering towards MRC by activation of warning indicators, information of passengers about the upcoming procedure and informing the UAT Control Center order to activate future measures.

4) Use Case specific degradation

A critical use case in an urban environment is an unprotected left turn at a junction as seen in Figure 3. The traffic light for the UAT implicitly indicates to yield right of way for vehicles on the oncoming lane for performing a left turn. Therefore, the behavior of UAT has to be prioritized by considering oncoming vehicles at first. This might lead to a standstill in the middle of the junction before the UAT can drive into the road on the left.



Fig. 3: Unprotected left turn at a junction with oncoming traffic (UAT in yellow).

Considering this use case in conjunction with the previously described safety-relevant faults, safe behavior strategies of UAT can be derived. In case of engine stall, this use case is divided into three scenarios. At first, the UAT is approaching the junction while the traffic light gives right of way. The MRC will be a standstill in its own lane within specified deceleration constraints – preferably close to the right road boundary – before entering the junction. The following traffic participants will be impeded by the stopped UAT, however it has no direct impact on oncoming traffic nor on cross traffic. Secondly, the UAT is considered to move towards the center of the junction and oncoming vehicles are present. A viable MRC is a standstill in the middle of the junction in its own lane of traffic. This MRC does not impede oncoming traffic. In addition, cross traffic can observe the standing UAT in their field of view and consider it in their own planned behavior (e.g. curving around UAT) when traffic light signals swap. The last scenario describes crossing the oncoming lane of traffic while turning left. Hereby, the most crucial factor is the oncoming traffic with its current and predicted motion state. The UAT has to plan the crossing of the oncoming lane of traffic in such a way that the oncoming traffic is capacitated to brake comfortably onto a potential standing UAT in its own lane. This last scenario points out that minimal risk conditions can also be coupled to a certain UAT behavior, i.e. considering surrounding traffic and its reasonable reactions in the planning of UAT.

In case of a steering unit loss, the second and third scenario can be omitted by leaving the junction as planned and approaching a MRC after the junction has been passed with the proposed redundant steering unit. The previously mentioned first scenario before entering the junction can also be applied as described above.

For each of the different scenarios, a viable MRC has been found for engine stall and the loss of a steering unit. In all scenarios, above described measures like warning indicators

and informing passengers as well as UAT Control Center will be engaged. The latter will initiate further measures for risk reduction for safely guiding passengers out of the described scenarios.

5) Literatur

- [1] SAE International, 2018, J3016 – Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles.
- [2] Federal Ministry of Transport and Digital Infrastructure, 2017, Report of Ethics Commission on Automated Driving – Automatisiertes und Vernetztes Fahren.
- [3] International Standard Organization, 2018, ISO/CDIS 26262-1:2018 - Road vehicles — Functional safety.
- [4] Reschka, A.; Maurer, M., 2015, Conditions for a safe state of automated road vehicles, it - Information Technology, 57 (4), pp. 215-222.
- [5] SAE International, 2014, J3016 – Taxonomy and Definitions for Terms Related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems.
- [6] Arzt , C. ; Ruth-Schumacher, S., 2017, Überführen hoch- oder vollautomatisierter Fahrzeuge in den „risikominimalen Zustand“, Recht Automobil Wirtschaft, pp. 89-99.

Wenn der Fahrgast ohne Fahrer auskommt

Betrachtung von Nutzeranforderungen für zukünftige Mobilitätskonzepte am Beispiel von SEDRIC

Dr. Julia Drücke, Dipl.-Inform., B.A. Design Daniel Palzer,
Dipl.-Ing. (FH) Lennart Bendewald,
Volkswagen AG, Konzernforschung, Wolfsburg

Kurzfassung

Die Vision des autonomen Fahrens (Level 5) ist derzeit eines der zentralen Themen bei der Betrachtung zukünftiger Mobilität. Mit dem Forschungsfahrzeug „SEDRIC“ (SElf-DRiving Car) zeigt der Volkswagen Konzern solch ein autonomes Level 5-Fahrzeug. Neben den technologischen Herausforderungen und rechtlichen Veränderungen für diese selbstfahrenden „Roboter-Taxis“ werden sich auch die Fahrbedürfnisse und Fahrerlebnisse stark verändern – Der Fahrer wird zum Fahrgast. Wichtige Fragestellungen sind hier, wie der Mensch in Zukunft solche fahrerlosen Fahrzeuge nutzen wird und welche Nutzeranforderungen sich daraus ableiten lassen.

Bei der Erarbeitung dieser Mobilitätskonzepte ergeben sich neue Aspekte der Nutzerinteraktion, welche in sog. user touch points beschrieben werden können. Dabei zeigt sich, dass diese user touch points nicht nur während der Fahrt, sondern auch vor und nach der autonomen Fahrt bestehen. Auf Basis verschiedener Experteninterviews und Volkswagen-interner Nutzerstudien wurden insgesamt sieben user touch points identifiziert: (1) Buchung mit Hilfe der SEDRIC App, (2) Einstieg in den SEDRIC, (3) Start der Fahrt, (4) während der autonomen Fahrt, (5) Ankunft am Zielort, (6) Ausstieg aus dem SEDRIC und (7) Ende der Fahrt. Zusammenfassend wird „Mobility on Demand“ zukünftig unseren Alltag prägen. Marktspezifische Untersuchungen von Nutzerbedürfnissen und die Erprobung mit Prototypen bilden eine wichtige Grundlage für die Nutzung und Akzeptanz dieser zukünftigen Mobilitätskonzepte und sind für eine erfolgreiche Produkteinführung unabdingbar.

Abstract

The vision of autonomous driving (Level 5) is one of the most important topics in consideration of future mobility. With the research vehicle "SEDRIC" (SElf-DRiving Car), the Volkswagen Group shows such autonomous Level 5 vehicle. In addition to the technical challenges for these self-driving "robotic-taxis", user needs and user experiences will change dramatically –

The driver becomes a passenger. Important questions are how people will use such driverless vehicles in the future and what kind of user requirements can be derived from it.

With the development of these mobility concepts, new aspects of user interaction occur which can be described in "user touch points". It also shows that the user touch points exist not only while driving autonomously, but also before and after the autonomous journey. Based on various expert interviews and Volkswagen-internal user studies a total of seven user touch points were identified: (1) booking the vehicle via SEDRIC App, (2) entry into SEDRIC, (3) starting the journey, (4) while driving autonomously, (5) arriving at the destination, (6) exit from SEDRIC, and (7) end of the ride. Overall, "Mobility on Demand" will shape our everyday lives in the future. Market-specific investigations of user needs and testing with prototypes are an important basis for the use and acceptance of these future mobility concepts, and thus essential for a successful product launch.

1. Einführung

Die Entwicklung von autonomen Fahrzeugen (Level 5) ist derzeit eines der zentralen Themen bei der Betrachtung zukünftiger Mobilität in der Automobilindustrie. Nach der Definition des Verbandes der Automobilindustrie [1], der National Highway Traffic Safety Administration [2] und der Society of Automotive Engineers [3] handelt es sich bei dieser höchsten Automatisierungsstufe um Fahrzeuge ohne Lenkrad und Pedalerie, die von selbst fahren und keinen Fahrer benötigen (Bild 1). Demnach werden alle im Fahrzeug befindlichen Personen zu Fahrgästen. Der Einsatz solcher fahrerlosen Fahrzeuge ist dabei vielfältig. Zum Beispiel beim Einsatz als Shared Mobility Fahrzeug kann das Fahrzeug ähnlich wie ein Taxi gerufen werden und ist für jedermann zugänglich. Beim Einsatz als Owned Mobility Fahrzeug können individuelle Aufgaben vom Fahrzeug erledigt werden, wie z.B. Einkäufe transportieren, Kinder zur Schule bringen, Besucher vom Bahnhof abholen.

DEFINITION – LEVEL DER AUTOMATISIERUNG

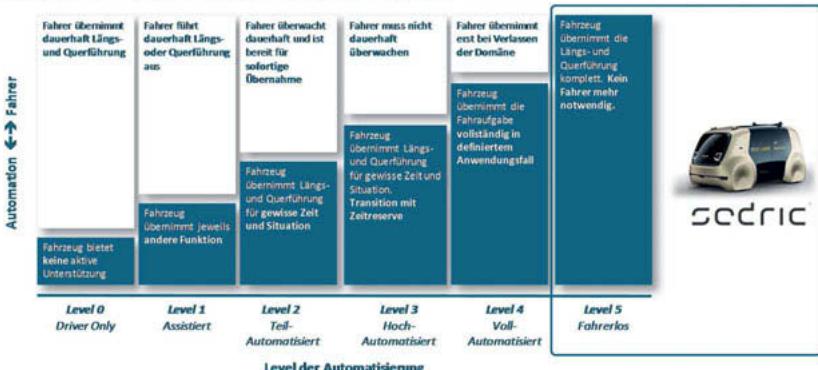


Bild 1: Level der Automatisierung nach [1]

Neben den technologischen Herausforderungen und rechtlichen Anforderungen eröffnet das fahrerlose Fahren neue Perspektiven der Mobilität. Mit der Erhöhung der Fahrzeugsicherheit im Straßenverkehr steht vor allem die optimale Nutzung der Infrastruktur im Vordergrund. Die Bewältigung der steigenden Verkehrsichte im städtischen Innenraum und die Reduktion von Emissionen durch eine ökonomischere Fahrweise sind weitere Treiber für die Entwicklung automatisierter Fahrfunktionen [4-6].

Speziell für den Nutzer ergeben sich zusätzlich neue Möglichkeiten der Zeitnutzung im Fahrzeugginnenraum, wie z.B. die Ausführung von fahrfremden Tätigkeiten oder das Entspannen während der Fahrt. Fahrspaß erlangt somit eine vollkommen neue Dimension. Die selbstfahrenden „Roboter-Taxis“ ermöglichen vor allem auch Mobilität für jedermann, wie z.B. Kinder, ältere Menschen oder Menschen mit körperlichen Beeinträchtigungen [5].

Mit dem Forschungsfahrzeug „SEDRIC“ (SElf-DRiving Car) zeigt der Volkswagen Konzern solch ein autonomes Level 5-Fahrzeug, welches dem Nutzer rund um die Uhr zur Verfügung stehen und ihn einfach und bequem von A nach B transportieren soll. SEDRIC kann dabei als ein Shared Mobility Fahrzeug betrachtet werden. Neben den technologischen Herausforderungen des autonomen Fahrens ergeben sich aber auch neue Fragestellungen, wie sich die Bedürfnisse und Fahrerlebnisse der Insassen verändern werden, wenn der Fahrer zum Fahrgäst wird. Diese Erkenntnis der Bedürfnisse bildet eine wichtige Grundlage für die Akzeptanz,

Vertrauen und Nutzung solcher zukünftigen Mobilitätskonzepte [7, 8]. Wichtige Fragestellungen sind demnach, wie der Mensch in Zukunft solche fahrerlosen Fahrzeuge benutzen möchte und was sie in solchen Fahrzeugen gerne tun würden.

Im Vergleich zur Entwicklung klassischer Assistenzfunktionen mit der Betrachtung von Use Cases, wie z.B. der Unterstützung in Stausituationen, ist ein zentraler Unterschied beim fahrerlosen Fahren die Betrachtung von Kontaktpunkten zwischen dem Nutzer und dem Fahrzeug, sog. user touch points. Dabei sind nicht nur die user touch points zwischen Nutzer und Fahrzeug während der Fahrt zu betrachten, sondern auch die Kontaktpunkte vor und nach der autonomen Fahrt. Auf Basis von Expertenworkshops und Volkswagen-internen Nutzerstudien wurden insgesamt sieben user touch points abgeleitet und bezüglich Nutzungs- und Servicebedürfnissen der Nutzer untersucht. Neben einer kurzen Beschreibung der nutzerrelevanten Anzeige- und Bedienkomponenten im Forschungsfahrzeug SEDRIC ist das Ziel dieser Arbeit, das ganzheitliche Nutzungskonzept anhand der sieben ermittelten user touch points darzustellen.

2. Forschungsfahrzeug SEDRIC mit dessen Anzeige- und Bedienkomponenten im Fahrzeuginnenraum

Das Forschungsfahrzeug SEDRIC (L3.90m x B1.80m x H1.94m) ist ein für das autonome Fahren entwickelte Fahrzeug, welches keinen Fahrer mehr benötigt (Bild 2). Hochentwickelte Lidersensoren, Radarsysteme, Kameras sowie präzise digitale Karten bilden das Gerüst des Self-Driving Systems. SEDRIC verfügt über einen Elektromotor und steht somit für emissionsfreie Mobilität.

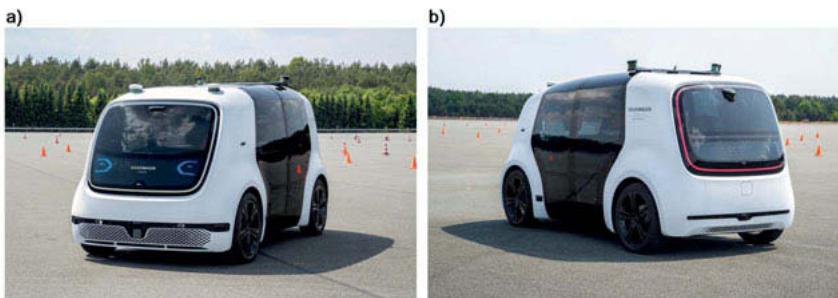


Bild 2: Forschungsfahrzeug SEDRIC (a) Front und (b) Heck

Bild 3 zeigt eine Übersicht der einzelnen Anzeige- und Bedienkomponenten im Fahrzeuginnenraum von SEDRIC, wodurch der Nutzer eine nutzerfreundliche und intuitive Bedienung des Fahrzeuges erlebt. Zwei Sitzplätze (rechte Seite im Bild 3) sowie Klappsitze für zwei weitere Fahrgäste oder als Gepäckverstauung (linke Seite im Bild 3) sorgen für ein entspanntes und komfortables Fahrerlebnis.



1	Mittelkonsolendisplay Hauptdisplay für die Interaktion des Nutzers mit dem Fahrzeug
2	OLED Monitor Anzeige von Status-Informationen und Point-of-Interest (POIs)
3	Drei-Knopf-Modul Go-, Stop- und Call-Knopf
4	Individuell einstellbares Innenraumlicht
5	Türknopf
6	Innenraumkamera

Bild 3: Anzeige- und Bedienkomponenten im Fahrzeuginnenraum von SEDRIC

Das Mittelkonsolendisplay (1), welches sich auf der Armlehne zwischen den beiden Hauptsitzen befindet, dient als zentrales Display für die Interaktion des Nutzers mit dem Fahrzeug (Bild 4a). Bei dem Display handelt es sich um ein Multi-Touch-Display. Bild 4b veranschaulicht die Inhalte des Mittelkonsolendisplays während der autonomen Fahrt.



Bild 4: (a) Mittelkonsolendisplay mit dem Drei-Knopf-Modul und (b) Inhalte vom Mittelkonsolendisplay zur Interaktion des Nutzers mit dem Fahrzeug während der autonomen Fahrt

Mit der interaktiven Kartendarstellung der aktuellen Fahrt kann der Nutzer zu jeder Zeit seinen Standort, die Route und die verbleibende Reichweite verfolgen. Zusätzlich werden dem Nutzer relevante „Point-of-Interests“ (POIs) auf der Karte angezeigt. POIs sind punkthafte Geoobjekte, die für den Nutzer Bedeutung haben können. Diese interessanten Orte umfassen dabei die Kategorien der Gastronomie, Unterkünfte, Parkhäuser, Tankstellen, aber auch Museen, Kinos, Sportstadien oder andere Sehenswürdigkeiten. Damit kann sich der Nutzer während der Fahrt zusätzliche Informationen aus der Umgebung einholen. Die Inhalte zu den einzelnen POIs können vom Nutzer über den transparenten OLED-Monitor (2) in Form von Bildern, Videos oder näheren Erläuterungen angeschaut werden. Neben der Anzeige der Inhalte der POIs dient der OLED-Monitor zur Anzeige von Status-Informationen, wie z.B. Uhrzeit, Datum, aktuelle Außentemperatur und Luftqualität im Fahrzeuginnenraum (Bild 5).



Bild 5: Transparenter OLED-Monitor hinter den zwei Klappsitzen zur Darstellung von Status-Informationen, z.B. Uhrzeit, Außentemperatur und Luftqualität im Fahrzeuginnenraum

Im unteren Bereich des Multi-Touch-Displays (Bild 4b) können neben den Einstellungen zur Beleuchtung des Fahrzeuginnenraums auch Einstellungen zur Klimatisierung, Belüftung und Musikauswahl vorgenommen werden. Im Konzept kann dabei die sich auf dem eigenen Mobile Device befindende Musik oder Hörbücher vom Nutzer über das Audio-System des Fahrzeuges angehört werden. Somit kann der Nutzer oder die Nutzer sich die Zeit mit Entertainment und Konversation vertreiben oder einfach entspannen.

Unterhalb des Mittelkonsolendisplays befindet sich ein Drei-Knopf-Modul (3), bestehend aus einem „Start“, „Stop“- und „Call“-Knopf (Bild 4a). Mit dem „Start“-Knopf wird die Fahrt vom Nutzer gestartet und mit dem „Stop“-Knopf kann diese zu jeder Zeit vom Nutzer beendet werden. Der „Call“-Knopf ermöglicht dem Nutzer einen SEDRIC-Kundendienst zu kontaktieren. Je

nach Fahrzeugausstattung (mit oder ohne Mittelkonsolendisplay oder OLED-Monitor) handelt es sich bei dem Drei-Knopf-Modul um die drei Kernfunktionen, damit der Nutzer schnellstmöglich und zu jeder Zeit in die Fahrt eingreifen kann.

Für eine angenehme Beleuchtung des Fahrzeuginnenraumes sorgen Leuchtringe (4) im Dachhimmel. Diese können vom Nutzer über das Mittelkonsolendisplay (1) gesteuert werden. Der Nutzer kann dabei sowohl die Helligkeit als auch die Farbe des Innenraumlichtes einstellen. Zusätzlich wird das Öffnen und Schließen der Türen dem Nutzer über ein grünes Blinken im Leuchtring auf der jeweiligen Türseite verdeutlicht.

Zum Öffnen und Schließen der Türen befinden sich auf jeder Fahrzeugseite Türknöpfe (5). Vor dem Einsteigen öffnen sich die Türen entweder automatisch aufgrund einer Bluetooth-Verbindung des Fahrzeugs mit dem Mobile Device, sobald sich der Nutzer seinem gebuchten Fahrzeug nähert, oder können vom Nutzer anhand der Türknöpfe geöffnet werden. Beim Aussteigen werden die Türen vom Nutzer manuell geöffnet, damit der Nutzer selber entscheiden kann, wann er das Fahrzeug verlassen möchte. Zum Beispiel kann er dadurch selber entscheiden, ob er das aktuelle Telefonat im oder außerhalb des Fahrzeugs weiterführen möchte.

Im Dachhimmel von SEDRIC befindet sich außerdem eine Innenraumkamera (6). Mit der Kamera wird ein sog. „Lost Property Service“ über die SEDRIC App unterstützt. Werden vom Nutzer Gegenstände (z.B. Mantel, Tasche, Regenschirm) im Fahrzeug vergessen, erhält der Nutzer eine Mitteilung inkl. Innenraumbild auf sein Mobile Device (siehe Bild 9). Je nach Wichtigkeit des Gegenstandes kann der Nutzer entscheiden, was mit dem Gegenstand passieren soll: (a) „Ignorieren“ (z.B. bereits gelesene Zeitschriften, Kaffeebecher), (b) „Abholung bei Lost & Found“ (z.B. Mantel) oder (c) „Zurück zum POD“, wenn das Fahrzeug sich noch in der Nähe des Nutzers befindet.

3. User Touch Points

Zu Beginn des Projektes wurde auf Basis von Expertenworkshops Erwartungshaltungen und Bedarfsanalysen zur potentiellen Nutzung von fahrerlosen Mobilitätskonzepten im städtischen Raum diskutiert und bewertet. Dabei wurden neben den Nutzungs- und Servicebedürfnissen der Nutzer von autonom fahrenden Fahrzeugen auch die Innenraumkonzepte, wie Sitzkonzept, Licht und Beleuchtung, Klimatisierung, Ablagen sowie die Human-Machine-Interaction (HMI) und das Infotainment im Detail erarbeitet. Anschließend wurde mit Hilfe von Volkswa-

gen-internen Nutzerstudien das Nutzerverhalten anhand einer Prototypen-Sitzkiste untersucht. Mit Hilfe der Sitzkiste konnten zusätzlich die einzelnen Kontaktpunkte zwischen dem Nutzer und dem Fahrzeug (user touch points) abgeleitet und analysiert werden.

Insgesamt wurden sieben user touch points identifiziert (Bild 6): (1) Buchung mit Hilfe der SEDRIC App, (2) Einstieg in den SEDRIC, (3) Start der Fahrt, (4) während der autonomen Fahrt, (5) Ankunft am Zielort, (6) Ausstieg aus dem SEDRIC und (7) Ende der Fahrt.

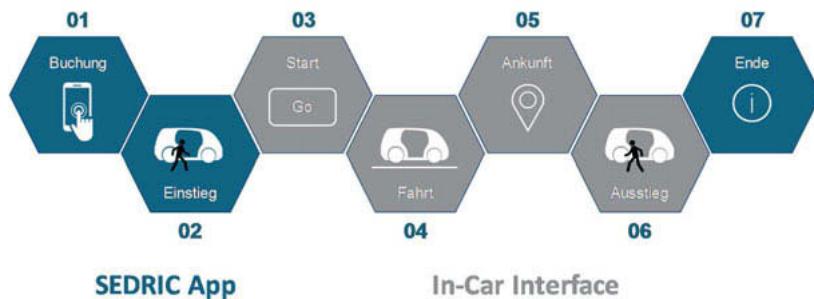


Bild 6: Sieben user touch points für autonome Mobilitätskonzepte am Beispiel von SEDRIC

Für die Benutzung des Mobilitätsservices SEDRIC kann sich der Nutzer das Fahrzeug mittels einer entwickelten SEDRIC App auf seinem Mobile Device buchen (#01 Buchung mit Hilfe der SEDRIC App; Bild 7). Vor Beginn der Buchung können auf einem Profil-Screen (Bild 7a) unterschiedliche Einstellungen vom Nutzer vorgenommen werden. Zur Personalisierung des gebuchten Fahrzeuges hat der Nutzer die Möglichkeit eine gewünschte Farbe (z.B. weiß, blau, grün, magenta) der äußereren Leuchtringe in der Front- und Heckscheibe (Bild 2) sowie die Farbe der Begrüßung auf den Seitentüren auszuwählen (Bild 7b). Dies ermöglicht für den Nutzer eine bessere Erkennbarkeit des gebuchten SEDRICs, gerade wenn sich mehrere Fahrzeuge gleichzeitig am Einstiegsort befinden. Zudem wird diese personalisierte Begrüßung von den potentiellen Nutzern als angenehm empfunden. Des Weiteren können auf dem Profil-Screen geplante SEDRIC-Fahrten bereits vom Nutzer gebucht werden (*Future Trips*). Unter *Notifications* und *Invoices* erhält der Nutzer einen Überblick zu den Mitteilungen des „Lost Property Services“ (Kapitel 2) und der eingegangenen Rechnungen (Bild 7a).

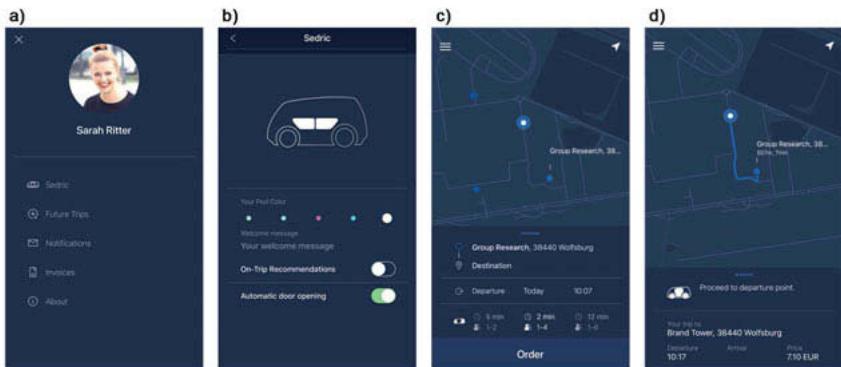


Bild 7: Ausgewählte Settings der SEDRIC App: (a) Profil-Screen, (b) Auswahl der Farbe der Leuchtringe in der Front- und Heckscheibe zur Personalisierung des gebuchten SEDRICs, (c) Auswahl des gewünschten Abholortes (blau) sowie Zieleingabe und (d) Anzeige des optimalen Weges des Nutzers zum Abholort

Die Bilder 7c und 7d zeigen den Vorgang einer SEDRIC Buchung. Dabei signalisiert der weiß-blaue Punkt den Standort des Nutzers, die blauen Punkte die möglichen Abholorte, wo der Nutzer in den SEDRIC ein- und aussteigen kann. Ähnlich wie bei MOIA App werden dadurch virtuelle Haltepunkte in der Stadt signalisiert. Bei flächendeckender Verfügbarkeit von autonom fahrenden Fahrzeugen wäre aus Nutzersicht eine Abholung auch direkt vor der Haustür wünschenswert.

Neben der Auswahl des Abholortes kann mittels der SEDRIC App die Zieleingabe vom Nutzer erfolgen. Dies verbessert vor allem im Hintergrund das Flottenmanagement und die Planbarkeit für den Nutzer. Eine Direktbuchung ohne Zieleingabe ist ebenfalls möglich. Hier erfolgt die Zieleingabe dann spätestens nach Einstieg in den SEDRIC. Zusätzlich kann mit Hilfe der SEDRIC App je nach Gruppengröße und Gepäckmitführung die Größe des SEDRICs ausgewählt werden (z.B. 1-2 Personen, 1-4 Personen, 1-6 Personen). Mit der Bestätigung „Order“ ist die Buchung abgeschlossen. Anschließend wird dem Nutzer der bestmögliche Weg zum ausgewählten Abholort auf der Karte angezeigt (Bild 7d). Dabei kann der Nutzer mit Hilfe der App zu jeder Zeit Informationen zur Ist-Position, Route und geplanten Ankunftszeit des gebuchten SEDRICs am Abholort abrufen.

Bei Ankunft des Fahrzeugs am Abholort kann sich der Nutzer dem Fahrzeug nähern. Dabei wird der Begrüßungstext „Hello“ an den Außendisplays abgespielt und die Türen öffnen sich auf der entsprechenden Fahrzeugseite automatisch, der sich der Nutzer nähert (#02 Einstieg,

Bild 8). Dies kann über eine Bluetooth-Verbindung zwischen SEDRIC App und Fahrzeug erfolgen. Mit dem Einstieg des Nutzers in das Fahrzeug erfolgt die weitere Interaktion zwischen Nutzer und Fahrzeug nur noch über das Mittelkonsolendisplay. Das ermöglicht dem Nutzer sein persönliches Mobile Device während der Fahrt für andere Zwecke (z.B. Emails, Telefone, Musik hören) zu benutzen.



Bild 8: Bei Ankunft des SEDRICs am Abholort erfolgt eine automatische Begrüßung auf den Außendisplays sowie eine automatische Türöffnung via Bluetooth-Verbindung zwischen Fahrzeug und SEDRIC App

Wie in jedem anderen Fahrzeug besteht auch im SEDRIC Anschallpflicht. Nur so kann die Fahrt mittels des „Start“-Knopfes auf dem Drei-Knopf-Modul (Bild 4a) vom Nutzer gestartet werden (#03 Start der Fahrt). Die Türen können manuell geschlossen werden oder, wenn noch nicht erfolgt, werden diese nach Betätigung des „Start“-Knopfes automatisch geschlossen. Für ein individuelles Innenraumambiente (#04 während der autonomen Fahrt) kann der Nutzer mittels des Mittelkonsolendisplays die Klima-, Medien- und Lichtbedienung nach seinen Wünschen gestalten. Gleichzeitig kann der Nutzer anhand der interaktiven Karte auf dem Display seinen Standort, die Route und die verbleibende Fahrstrecke verfolgen. Die Inhalte der in der Karte angezeigten POIs können vom Nutzer je nach Bedarf auf dem transparenten OLED-Monitor angesehen werden (Bild 5 und siehe auch Kapitel 2). Die Ergebnisse der Nutzerstudien zeigten ebenfalls, dass sich die potentiellen Nutzer eine Routenübersicht wünschen, um Transparenz über das Systemverhalten des Fahrzeuges zu bekommen. Dies kann sich vor allem positiv auf das entgegengesetzte Vertrauen auswirken.

Mit dem „Stop“-Knopf des Drei-Knopf-Moduls kann der Fahrer zu jeder Zeit in die Fahrt eingreifen, um die Fahrt vorzeitig zu beenden. Nach Betätigung des „Stop“-Knopfes sucht sich das Fahrzeug eine nächste geeignete Haltemöglichkeit, damit der Nutzer aussteigen oder halten kann. Neben dem „Stop“-Knopf gibt es auch einen „Notaus“-Griff im Dachhimmel. Damit

kann der Nutzer ebenfalls zu jeder Zeit in die Fahrt eingreifen, um in einem Notfall das Fahrzeug anzuhalten. Sollten Probleme während der autonomen Fahrt auftreten, so kann der Nutzer mit einem SEDRIC Service-Center über den „Call“-Knopf in Kontakt treten (Bild 4a). Diese Eingriffsmöglichkeiten ähnlich wie bei der Bahn (z.B. Nothalt-Funktion) und Flugzeug waren explizite Wünsche und Bedürfnisse der befragten Nutzer.

Vor Erreichen des Zielortes (#05 Ankunft am Zielort) wird dem Nutzer die genaue Zielposition auf der Karte angezeigt und mit Betätigung der Türtaster kann der Nutzer aussteigen (#06 Aussieg). Durch die manuelle Türöffnung kann der Nutzer selber entscheiden, wann und auf welcher Fahrzeugseite er das Fahrzeug verlassen möchte. Am Ende der Fahrt (#07) erinnert der Zusatzdienst „Lost Property Service“ der SEDRIC App den Nutzer daran falls etwas vergessen wurde. Dazu erhält der Nutzer eine Mitteilung inkl. Innenraumbild auf seinem Mobile Device (Bild 9 und siehe auch Kapitel 2). Im Anschluss an die Fahrt sorgt ein Reinigungsrobopter für die Sauberkeit des Bodens im Fahrzeug, um SEDRIC für den nächsten potenziellen Nutzer vorzubereiten.

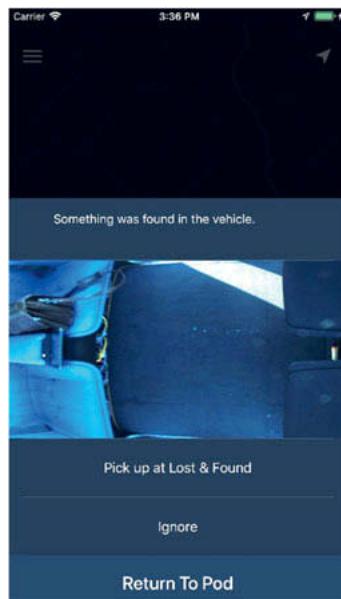


Bild 9: Mit Hilfe des „Lost Property Services“ erhält der Nutzer eine Mitteilung auf sein Mobile Device, dass etwas vom Nutzer im SEDRIC vergessen wurde

4. Diskussion und Ausblick

Autonomes Fahren ganz ohne Fahrer wird für die Zukunft der Mobilität immer wichtiger werden. Mit der Veränderung der Fahrerrolle zum Beifahrer ergeben sich neben den technologischen Herausforderungen vollkommen neue Anforderungen und Fragestellungen an eine nutzergerechte Mensch-Maschine-Interaktion (HMI). Dabei stehen vor allem Fragestellungen im Vordergrund, wie der Mensch in Zukunft solche fahrerlosen Fahrzeuge benutzen möchte und was sie in solchen Fahrzeugen gerne tun würden.

Mit den hier vorgestellten user touch points wurde ein mögliches Nutzungskonzept vom SEDRIC als Shared Mobility Fahrzeug beschrieben. In ersten Iterationen konnten die Bestandteile des Konzeptes bereits durch potentielle Nutzer erlebt und bewertet werden. Für die weitere Detailierung des Gesamtkonzeptes wäre es jedoch auch wünschenswert in der Realfahrt Nutzerstudien durchzuführen, um die Bewertung der Nutzer auf ein reales Erlebnis zu stützen. Alternativ können hier zusätzlich immersive Umsetzungen in einer Virtual Reality-Welt geprüft werden.

Neben dem hier vorgestellten Nutzungskonzept ermöglicht die SEDRIC Plattform weitere Ansätze von Mobilitätskonzepten für ganz unterschiedliche Nutzergruppen, wie zum Beispiel der „School Bus“, welche aufgrund der angepassten Interieur- und Exterieurgestaltung ein ideales Transportmittel für die jüngere Generation darstellt.

Zusammenfassend werden „Mobility on Demand“ Konzepte zukünftig unseren Alltag prägen. Marktspezifische Untersuchungen von Nutzerbedürfnissen und die Erprobung mit Prototypen bilden eine wichtige Grundlage für die Akzeptanz, Nutzung und das Vertrauen in diese zukünftigen Mobilitätskonzepte.

5. Referenzen

- [1] VDA Verband der Automobilindustrie e. V.: Automatisierung – Von Fahrerassistenzsystemen zum automatisierten Fahren. VDA-Magazin – Automatisierung. 2015. unter <https://www.vda.de/de/services/Publikationen/automatisierung.html>, abgerufen am: 02.08.2018
- [2] National Highway Traffic Safety Administration – NHTSA: Preliminary Statement of Policy Concerning Automated Vehicles. 2013. unter https://www.nhtsa.gov/staticfiles/rulemaking/pdf/Automated_Vehicles_Policy.pdf, abgerufen am: 14.08.2018
- [3] SAE International: Taxonomy and definitions for terms related to on-road automated motor vehicles (J 3016 Aufl.). 2014. unter https://www.smmi.co.uk/wp-content/uploads/sites/2/automated_driving.pdf, abgerufen am: 14.08.2018
- [4] Bartels, A. & Ruchartz, T.: Einführungsstrategie des automatischen Fahrens. at – Automatisierungstechnik 63 (2015), 12 S.168-179
- [5] Hartwich, F., Beggiato, M., Dettmann, A., & Krems, J.F.: Drive me comfortable: Customized Automated Driving Styles for Younger and Older Drivers. In Fahrer im 21. Jahrhundert. VDI-Berichte 2264, VDI Wissensforum, Eds., Düsseldorf: VDI-Verlag 2015 pp. 271-283
- [6] Meyer, G. & Deix, S.: Research and innovation for automated driving in Germany and Europe. In Lecture Notes in Mobility, Road Vehicle Automation, Meyer, G. & Beiker, S., Eds., Cham: Springer International Publishing 2014, pp. 71-84
- [7] Banks, V.A. & Stanton, N.A.: Keep the driver in control: Automating automobiles of the future. Applied Ergonomics 53 (2016) 7 pp. 389-395
- [8] Kaur, K. & Rampersad, G.: Trust in driverless cars: Investigating key factors influencing the adoption of driverless cars. Journal of Engineering and Technology Management 48 (2018) 10 pp. 87-96

Generische Methode zur reproduzierbaren und fahrerzentrierten Eingriffsgestaltung systeminitierter Ausweichmanöver zur Gewährleistung der Kontrollierbarkeit im Fehlerfall

B.Eng. **Christian Löffler**, M.Eng. **Lenne Ahrens**,

Robert Bosch GmbH, Abstatt;

Dipl.-Psych. **Norbert Schneider**, Würzburger Institut für Verkehrswissenschaften, Veitshöchheim

Kurzfassung

Automatisch initiierte, aktiv in die Querführung eingreifende Fahrerassistenzsysteme können Unfälle vermeiden, die bisher (allein) durch Eingriffe in die Längsführung nicht vollständig vermieden werden können. Zusätzlich wird die Adressierung weiterer Unfallszenarien, wie z.B. Gegenverkehrskollisionen oder kritische Verkehrsunfälle mit Fußgängern, ermöglicht. Ein wichtiger Aspekt bei der Entwicklung von automatisch in die Querdynamik eingreifender Systeme ist die Interaktion und Kooperation mit dem Fahrer. Da dieser kontinuierlich in der Verantwortung seiner Fahraufgabe steht, muss ein sicherer Fahrzeugzustand - insbesondere bei einem gleichzeitigen Eingriff von Fahrer und System - sichergestellt werden. Bedingt durch funktionale Unzulänglichkeiten der Sensorik und situativen Unsicherheiten im Prädiktionsmodell können Falschauslösungen bei gleichzeitiger Sicherstellung eines Funktionsnutzens nie zu 100% vermieden werden. Daher muss der Fahrer jederzeit in der Lage sein, den Eingriff zu kontrollieren.

Zur Gewährleistung der Kontrollierbarkeit potentieller Fehleingriffe in die Fahrzeugquerdynamik wird auf Basis bisheriger Forschung auf Grenzwerte verwiesen, welche im Rahmen von experimentellen Studien für verschiedene Akteure und Fahrzeuge ermittelt wurden (vgl. [1], [2], [3], [4], [5], [6]). Als Parameter für diese Grenzwerte wird die Gierrate herangezogen, welche sich bei Eingriffen mit dem Elektronischen Stabilitätsprogramm (ESP) wie folgt differenziert: Bis zu einer Geschwindigkeit von 50 km/h sollte eine Gierratenänderung von 5°/s nicht überschritten werden. Bei höheren Geschwindigkeiten (100 und 130 km/h) beträgt die maximale, als kontrollierbar geltende Gierratenänderung nicht mehr als 3°/s.

In den oben genannten, explorativen Studien erfolgte die Eingriffsgestaltung stets in aktorspezifischen Größen, wie z.B. Lenkmomente oder Einzelradbremsdrücke. So wurden z.B. die Auswirkungen unterschiedlicher Gierstörungen auf die Kontrollierbarkeit durch Variation von

Bremsdruckamplituden und -gradienten untersucht und der Einfluss der resultierenden Gierrate durch Messungen im Anschluss ausgewertet.

Dieses Vorgehen hat den Nachteil, dass die Eingriffsgestaltungen keine exakte Vergleichbarkeit der relevanten fahrdynamischen Kenngrößen erlauben, da die Variationen der jeweiligen Stellgrößen auch stets einen großen Einfluss auf den Verlauf der korrelierenden Fahrzeugzustandsgrößen haben. Somit lässt sich der reine Einfluss eines spezifischen Fahrdynamikkennwertes auf die Kontrollierbarkeit nicht isoliert betrachten. Zusätzlich wird die Übertragbarkeit des Reaktionsmusters auf andere Fahrzeuge erschwert, da für jeden spezifischen Aktor und jedes spezifische Fahrzeug die Modulation der aktorspezifischen Größen aufwändig bestimmt werden muss.

Im Rahmen einer Realfahrzeugstudie mit N=65 Probanden wurde eine Möglichkeit zur Ansteuerung der Aktorik entwickelt, welche in Bezug auf den Gierratenverlauf reproduzierbare, skalierbare und vergleichbare Eingriffe bei variablen Eingriffsparametern und Geschwindigkeiten erlaubt. Diese Herangehensweise ermöglicht sowohl eine isolierte Untersuchung der relevanten fahrdynamischen Kenngrößen, als auch eine einfache Übertragbarkeit auf andere Fahrzeuge und Aktoren.

Die Grundlage hierfür bildet ein inverses Modell der Fahrzeugquerdynamik und eine analytische Beschreibung des zu untersuchenden Gierratenverlaufs, sodass kontrollierbarkeitsfördernde Algorithmen direkt im Reaktionsmuster berücksichtigt werden können. Hierzu zählen z.B. ein optimales Einschwing- und Abklingverhalten, sowie eine an die Reaktion des Fahrers angepasste Degradierung des Systems. Somit kann direkt die Charakteristik der als Maß für die Kontrollierbarkeit geltenden Gierrate gestellt und bewertet werden.

Mit der hier entwickelten, generischen Methode zur Eingriffsgestaltung konnten die aktuell geltenden Grenzwerte der Kontrollierbarkeit von Querdynamikeingriffen mittels ESP-Aktorik von 3°/s auf 6°/s (bei 100 km/h) verdoppelt werden. Zusätzlich wird ein vereinfachter Absicherungsprozess ermöglicht, da der Verlauf der Gierrate als solcher direkt in einer späteren Funktionsentwicklung implementiert werden kann. Des Weiteren ist eine Erweiterung und Übertragbarkeit auf andere Aktoren oder fahrdynamische Kennwerte möglich.

Die neu ermittelten, erhöhten Grenzwerte der Kontrollierbarkeit von Querdynamikeingriffen mittels ESP-Aktorik steigern den Funktionsnutzen systeminitierter Ausweichmanöver bei gleichzeitiger Sicherstellung der Kontrollierbarkeit durch den Fahrer.

1. Einleitung und Motivation

Umfelderfassende und -interpretierende Fahrerassistenzsysteme gehören zum Stand der Technik moderner Kraftfahrzeuge und reduzieren bereits maßgeblich die Anzahl und Schwere von Verkehrsunfällen. Vor allem Systeme, welche einen bevorstehenden Unfall durch eine automatische Vollverzögerung vermeiden bzw. dessen Unfallfolgenschwere reduzieren, werden bereits als Sonder- oder Serienausstattung bei vielen Neufahrzeugen angeboten.

Dennoch kann eine Vielzahl der Unfälle durch eine automatische Notbremsung nicht vollständig adressiert werden. Hier sind vor allem Unfälle im Längsverkehr mit hohen Relativgeschwindigkeiten hervorzuheben, bei welchen die Reichweite und Leistung der Umfeldsensorik nicht ausreicht, um die Vollverzögerung früh genug einzuleiten, sodass der Unfall vermieden wird. Gegenverkehrsunfälle beispielsweise können durch eine alleinige automatische Vollverzögerung grundsätzlich nicht vermieden werden.

Eine Möglichkeit zur Vermeidung dieser Unfalltypen stellen automatisch oder unterstützend eingreifende Ausweichmanöver dar [7]. Entsprechend der beschriebenen Einschränkungen in Sensorreichweite und Unfallsituationsvorhersage kann das Ausweichmanöver im Allgemeinen erst sehr spät ausgelöst werden. Daher erfordert die Realisierung solcher Systeme Eingriffe in die Fahrzeugquerdynamik mit hohen Eingriffsstärken. Diese können z.B. durch das elektronische Lenksystem EPS¹ oder durch radindividuelle Bremsmomente über das ESP² realisiert werden. Die Umsetzung über das ESP hat hierbei aufgrund der Entkopplung von Fahrerlenkmoment und Fahrzeuggiermoment (vor allem bei systeminitiierten Eingriffen) ein höheres Potential zur Unfallvermeidung. Dies ergibt sich aus vorherigen Studien, in welchen gezeigt wurde, dass die Fahrer bei systeminitiierten Eingriffen über das Lenkmoment den Eingriff stark dämpfen [7] [8].

Basierend auf den funktionalen Unzulänglichkeiten der Umfeldsensorik und den eingeschränkten Möglichkeiten in der Validierung des Systems kann die Vermeidung einer Falschauslösung nie zu 100% nachgewiesen oder gewährleistet werden. Diese Umstände stellen die Anforderung an das System, im Falle einer Falschauslösung durch den Fahrer in jedem Fall noch kontrolliert werden zu können. Gemäß Code of Practice [9] werden hierzu Maßnahmen gefordert, um die Kontrollierbarkeit belastbar nachzuweisen.

Grenzwerte für Querdynamikeingriffen mittels ESP wurden erstmals im Rahmen der Studie „Kontrollierbarkeit potentieller Fehleingriffe des Elektronischen Stabilitätsprogramms (ESP)“ [6] ermittelt. Hier wurde die Gierrate als die mit der Kontrollierbarkeit korrelierende Fahrzeug

¹ Electronic Power Steering

² Electronic Stability Program

und Aktor unabhängige fahrdynamische Größe identifiziert. Die unter Zuhilfenahme einer subjektiven Bewertung (für eine Beschreibung des Verfahrens siehe [1]) ermittelten Grenzwerte betragen 3 °/s für Geschwindigkeiten größer als 50 km/h sowie 5 °/s für Geschwindigkeiten kleiner als 50 km/h.

Daraus ergibt sich ein Zielkonflikt zwischen maximalem Funktionsnutzen und der Sicherstellung der Kontrollierbarkeit im Fehlerfall. Bei Einhaltung der aktuell geltenden Grenzwerte der Kontrollierbarkeit ist der Funktionsnutzen so stark eingeschränkt, dass nur noch ein kleiner Teil der adressierbaren Unfälle abgedeckt werden kann.

Diese Tatsache stellt eine große Herausforderung bei der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen dar und fordert neue Ansätze zur Bewertung der Kontrollierbarkeit, welche auch technische Gestaltungsmöglichkeiten bei der Funktionsauslegung von Fahrerassistenzsystemen bei der Bewertung der Kontrollierbarkeit mitberücksichtigen.

2. Eingriffsgestaltung bisheriger Untersuchungen zur Kontrollierbarkeit

Aus vorherigen Untersuchungen ([2], [3], [6], [10], [11]) ist bekannt, dass Überkompensationen einer systembedingten Falschauslösung durch den Fahrer auftreten können. Dies zeigt sich vor allem dann, wenn sich bei einer Rücknahme des (Fehl-)Eingriffs die Systemreaktion und die kompensierende Fahrerreaktion unvorteilhaft überlagern, sodass in Summe sehr hohe Fahrzeugbewegungen auftreten. Diese beobachteten Überkompensationen sind eine mögliche Ursache für die aktuell geltenden Grenzwerte.

Die Eingriffsgestaltung der Eingriffe erfolgte in bisherigen Studien und Untersuchungen ([1], [2], [3], [4], [5], [6]) außerdem überwiegend in aktorspezifischen Größen, wie z.B. Lenkmomente oder Einzelradbremsdrücke. So wurden z.B. die Auswirkungen unterschiedlicher Gierstörungen auf die Kontrollierbarkeit durch Variation von Bremsdruckamplituden und -gradienten untersucht und der Einfluss der resultierenden Gierrate durch Messungen im Anschluss ausgewertet.

Dieses Vorgehen hat den Nachteil, dass die Eingriffsgestaltungen keine exakte Vergleichbarkeit der relevanten fahrdynamischen Kenngrößen erlauben, da die Variationen der jeweiligen Stellgrößen auch stets einen großen Einfluss auf den Verlauf der korrelierenden Fahrzeugzustandsgrößen haben. Somit lässt sich der reine Einfluss eines spezifischen Fahrdynamikkennwertes auf die Kontrollierbarkeit nicht isoliert betrachten. Zusätzlich wird die Übertragbarkeit des Reaktionsmusters auf andere Fahrzeuge erschwert, da für jeden spezifischen Aktor und jedes spezifische Fahrzeug die Modulation der aktorspezifischen Größen aufwändig bestimmt werden muss.

Betrachtet man die Fahrzeugquerdynamik als SISO³-System, so kann die Aktorstellgröße als Eingangsgröße und die Gierrate als Ausgangsgröße betrachtet werden. Die Übertragungsfunktion der Eingangsgröße auf die Ausgangsgröße ist hierbei sowohl bei Lenk- als auch bei Bremsaktorik eine Differentialgleichung höherer Ordnung, welche aufgrund der Abhängigkeit von der Geschwindigkeit zusätzlich zeitvariant ist. Dies hat zur Folge, dass der zur Erreichung einer geforderten Zielgierrate ψ_{tar} benötigte Aktorstellgrößenverlauf durch ein inverses Modell nicht über einfache, algebraische Berechnungen ermittelt werden kann.

Im Rahmen bisheriger Untersuchungen wurden die für die zu untersuchende Zielgierrate benötigten Aktorstellgrößen unter Variation der zu untersuchenden Parameter durch Versuche iterativ ermittelt. Der dadurch identifizierte Zusammenhang gilt ausschließlich für das verwendete Versuchsfahrzeug und der bei der im Versuch gefahrenen Geschwindigkeit. Schwankungen in der Geschwindigkeit wirken sich entsprechend in der erreichten Fahrzeuggierate aus. Zusätzlich ist das Übertragungsverhalten der Fahrzeugquerdynamik stark abhängig vom Fahrzeugtyp. Eine Übertragbarkeit des untersuchten Reaktionsmusters auf andere Fahrzeuge und Fahrzeugtypen ist zudem für die gemäß Code of Practice [9] eventuell benötigten Expertenbewertungen zum Nachweis der Kontrollierbarkeit finaler Implementierungen wünschenswert. Eine Umsetzung bisher ermittelter Grenzwerte der Gierrate innerhalb einer Funktionsimplementierung gestaltet sich unter Umständen als schwierig, wenn aus dem Gierratengrenzwert ein Aktorgrenzwert abgeleitet werden muss. Aufgrund des beschriebenen differentiellen Zusammenhangs kann dies meist nicht ohne Vereinfachungen erfolgen. Aus diesen Vereinfachungen können dynamische Effekte wie bspw. Überschwinger im Gierratenverlauf entstehen, wodurch der angestrebte, als kontrollierbar geltende Grenzwert überschritten werden kann. Insbesondere bei der Trajektorienplanung systeminitierter Ausweichfunktionen ist eine direkte Limitierung der Aktorstellgröße oder der Gierrate meist nicht unter vollständiger Ausnutzung des Grenzwerts möglich. Die Trajektorienformen werden meist so gewählt, dass der sich ergebende Gierratenverlauf ein globales Maximum besitzt. Ist im Eingriff eine Kontrollierbarkeitsgrenze einzuhalten, so kann diese nur in diesem Maximum erreicht werden, wodurch Potential zur Unfallvermeidung vorhanden bleibt.

In Bild 2-1 ist ein beispielhafter Vergleich von Ausweichtrajektorien und zugehörigen Gierratenverläufen gemäß Stand der Technik sowie unter vollständiger Ausnutzung eines maximalen Kontrollierbarkeitsgrenzwerts dargestellt. Durch das konstante Halten des Grenzwerts

³ Single Input Single Output

kann in diesem Fall ca. 20% mehr Querversatz erreicht werden als durch ein Tangieren des Grenzwerts im Maximum.

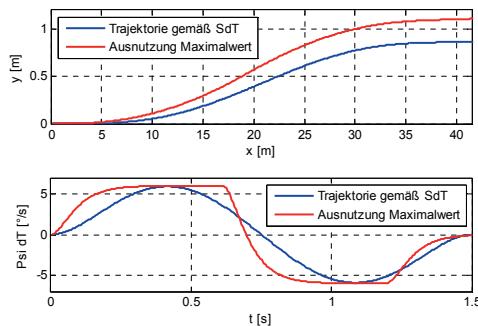


Bild 2-1: Vergleich von Ausweichtrajektorien und zugehörigem Gierratenverlauf gemäß Stand der Technik sowie unter vollständiger Ausnutzung eines maximalen Kontrollierbarkeitsgrenzwerts

3. Ziele

Die hier entwickelte, generische Methode zur reproduzierbaren und fahrerzentrierten Eingriffsgestaltung systeminitierter Ausweichmanöver verfolgt das Ziel, die Kontrollierbarkeit von Fehleingriffen systeminitierter Ausweichmanöver neu bewerten zu können und damit Potentiale zur Erhöhung des Funktionsnutzens zu schaffen.

Hierzu werden unterschiedliche fahrerinitiierte Abschaltalgorithmen, sowie weitere Auslegungen des Systemverhaltens (z.B. bzgl. Gradientenlimitierung (positiv und negativ), Trajektoriendependenz) im Fahrzeug dargestellt und deren Auswirkung auf die Kontrollierbarkeit im Rahmen von Probandenstudien untersucht.

Basierend auf den in Abschnitt 2 aufgeführten Optimierungspotentialen werden folgende Anforderungen an die Eingriffsgestaltung formuliert:

1. Zuverlässige Erkennung der Intention des Fahrers, den Eingriff zu übersteuern
2. Dem Fahrerverhalten optimal angepasste Rücknahme des Eingriffs
3. In Bezug auf den Gierratenverlauf reproduzierbare, skalierbare und vergleichbare Eingriffe bei variablen Eingriffsparametern und Geschwindigkeiten
4. Formulierung der Kontrollierbarkeitskriterien in fahrzeugunabhängigen Größen
5. Einfache Übertragbarkeit des Reaktionsmusters auf andere Fahrzeugtypen durch Minimierung des Applikationsaufwands

4. Generische Methode zur reproduzierbaren und fahrerzentrierten Eingriffsgestaltung systeminitierter Ausweichmanöver

4.1. Konzept

Eine vielversprechende Möglichkeit zur Umsetzung der definierten Anforderungen bietet die Implementierung einer flachheitsbasierten Vorsteuerung. Auf die Definition des Begriffs der differentiellen Flachheit soll an dieser Stelle verzichtet werden, da er für das Systemverständnis nicht essentiell ist. Eine ausführliche Definition ist in [12] zu finden.

Bild 4-1 zeigt das Konzept der flachheitsbasierten Vorsteuerung.

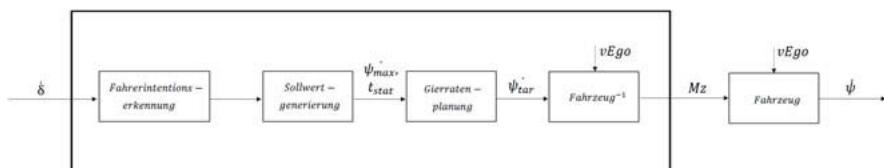


Bild 4-1: Konzept der Eingriffsgestaltung

Kern des Konzepts der flachheitsbasierten Vorsteuerung ist ein inverses Modell des zu steuern Systems. Dieses berechnet aus dem gewünschten Ausgangsgrößenverlauf den benötigten Eingangsgrößenverlauf, mit welchem das System anschließend direkt beaufschlagt werden kann. Der gewünschte Verlauf der Ausgangsgröße muss zuvor geplant werden. Hierzu ist die Gierratenplanung verantwortlich, welche aus den vorgegebenen stationären Zielgrößen sowie einer Einschwingdynamik den Verlauf der Ausgangsgröße berechnet. Im Falle eines Fahrereingriffs aufgrund einer Falschauslösung des Systems wird das System der Fahrerreaktion angepasst degradiert. Hierzu werden innerhalb der Gierratenplanung Sollwert und Einschwingdynamik so angepasst, dass der Eingriff abklingt und der Fahrer sich auf eine Änderung im Fahrzeugverhalten einstellen kann.

Im Folgenden werden die einzelnen Subsysteme der Vorsteuerung im Detail beschrieben.

4.2. Fahrerinitiierte Systemdegradierung

Wie in Abschnitt 2 beschrieben, ist die Überreaktion des Fahrers auf eine systembedingte Falschauslösung eine der Hauptursachen für die aktuell geltenden Grenzwerte der Gierrate. Bei dem hier untersuchten System handelt es sich um ein umfelderfassendes Assistenzsystem und der betrachtete Fehlerfall kann den Unzulänglichkeiten der Umfeldsensorik sowie der Modellannahmen der Situationsbewertung zugeordnet werden. Deshalb kann auch im Fehlerfall

eine Modulation der Aktorstellgröße erfolgen, um die beschriebenen Überlagerungseffekte zu reduzieren und somit Potentiale zur Erhöhung der Kontrollierbarkeit im Fehlerfall zu schaffen. Hierzu wird eine fahrerinitiierte Systemdegradierung eingeführt. Eine aktive, der systembedingten Falschauslösung entgegenwirkende Fahrerreaktion wird auf Basis der Lenkreaktion erkannt (s. auch [13]) und der Eingriff wird darauf basierend degradiert. Die Degradierung erfolgt hierbei in einer der Fahrerreaktion angepassten Ausprägung, bei welcher der Eingriff in einer parametrierbaren Zeitdauer so zurückgenommen wird, dass der Fahrer den aufgebrachten Kompensationslenkwinkel ebenfalls zurücknehmen kann.

Bild 4-2 verdeutlicht den Ablauf der Eingriffsgestaltung im Falle der fahrerinitiierten Abschaltung.

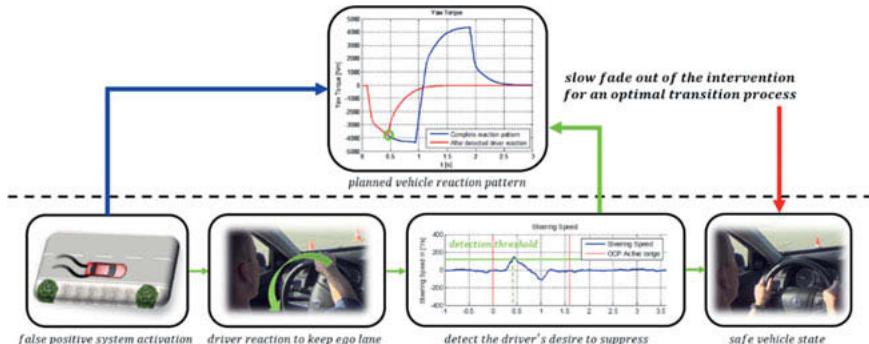


Bild 4-2: Fahrerinitiierte Systemdegradierung

4.3. Lineares Einspurmodell

Die Basis der Eingriffsgestaltung ist ein Modell der Fahrzeugquerdynamik. Hierfür wird das lineare Einspurmodell mit dem Giermoment als Eingangsgröße aus Gleichung (1) verwendet. Die Reduktion der Fahrzeugquerdynamik auf den linearen Bereich ist innerhalb der untersuchten Gierraten von ca. 6 °/s valide.

$$\begin{bmatrix} \dot{\beta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-c_v - c_h}{m \cdot v} & -1 - \frac{c_v \cdot l_v - c_h \cdot l_h}{m \cdot v^2} \\ \frac{c_h \cdot l_h - c_v \cdot l_v}{J_z} & \frac{-c_v \cdot l_v^2 - c_h \cdot l_h^2}{J_z \cdot v} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \beta \\ \psi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{J_z} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} M_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

Hierbei gelten folgende Definitionen:

β : Schwimmwinkel des Fahrzeugs im Schwerpunkt

$\dot{\psi}$: Gierrate

v : Längsgeschwindigkeit des Fahrzeugs

M_z : Giermoment

$l_{v,h}$: Abstand des Schwerpunkts zur Vorder- bzw Hinterachse

$c_{v,h}$: Schräglauftiefigkeit am Vorder- bzw. Hinterrad

J_z : Trägheitsmoment des Fahrzeugs um die z-Achse

m : Fahrzeugmasse

Die sensitivsten Parameter der Querdynamik sind hierbei die Schräglauftiefigkeiten $c_{v,h}$, welche den hier linear angenommenen Zusammenhang zwischen den Reifenschräglauftwinkeln und den lateralen Reifenkräften beschreiben. Während die restlichen Parameter aus dem Datenblatt des Fahrzeugs entnommen oder durch einfache Messungen identifiziert werden können, ist eine Identifikation der Schräglauftiefigkeiten mit erhöhtem Aufwand verbunden. Eine bestmögliche Identifikation dieser Parameter ist zur Realisierung einer hohen Güte in der Umsetzung der geforderten Gierraten essentiell.

Zur Identifikation wird neben einer Ermittlung der Parameter durch Regression auf Basis von gemessenen bzw. berechneten Werten lateraler Reifenkräfte und Schräglauftwinkeln zusätzlich eine numerische Optimierung der Parameter durchgeführt. Hierfür wird ein gradientenbasiertes deterministisches Verfahren verwendet, welches unter Variation der sensitivsten Parameter über die Ableitung eines Gütfunktional $\Phi(p)$ nach dem nächstgelegenen lokalen Minimum sucht. Für die Optimierung wird das Gütfunktional aus Gleichung (2) verwendet.

$$\begin{aligned} \Phi(c_{v,h}) = & \left(\sum_{k=1}^N \left(\hat{\psi}(M_z, v, c_{v,h}, t_k) - \psi_k \right)^2 \right) \\ & + w_e \left((\hat{\psi}_{max} - \psi_{max})^2 + (\hat{\psi}_{min} - \psi_{min})^2 \right) \end{aligned} \quad (2)$$

Hierbei werden zusätzlich folgende Definitionen eingeführt:

$\hat{\psi}$: simulierte Gierrate

w_e : Faktor zur Gewichtung der Extremwerte

Bild 4-3 zeigt die lateralen Reifenkräfte aufgetragen über die Schräglauftwinkel als Ergebnis der Identifikation (a) sowie einen Vergleich der gemessenen Gierrate mit einer auf Basis der

optimierten Parameter simulierten Gierrate (b). Hierbei wird die hohe Güte des Simulationsmodells vor allem bei den Extremwerten des Gierratenverlaufs deutlich.

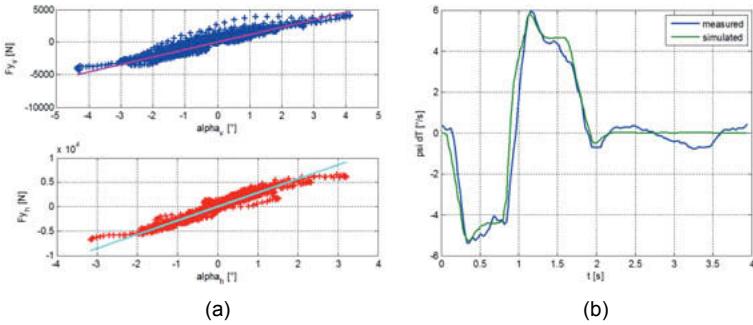


Bild 4-3: Identifikation der Schräglauftsteifigkeiten

4.4. Modellinvertierung

Durch Umformungen erhält man aus dem in Abschnitt 4.3 eingeführten Zustandsraummodell eine lineare zeitvariante Differentialgleichung erster Ordnung, welche die Zusammenhänge zwischen Giermoment und Gierrate beschreibt. Durch Auflösung nach der höchsten Ableitung des Giermoments und Vorgabe des Sollgierratenverlaufs sowie dessen erster und zweiter zeitlichen Ableitung kann die Differentialgleichung (3) anschließend unter Zuhilfenahme eines numerischen Integrationsverfahrens in Echtzeit gelöst werden.

$$\dot{M}_z = \frac{\ddot{\psi} - (a_{11} + a_{22}) \cdot \dot{\psi} - (a_{12}a_{21} - a_{11}a_{22}) \cdot \psi + b_2 a_{11} \cdot M_z}{b_2} \quad (3)$$

Für die Koeffizienten gelten hierbei folgende Definitionen:

$$\begin{aligned} a_{11} &= \frac{-c_v - c_h}{m \cdot v} & a_{12} &= -1 - \frac{c_v \cdot l_v - c_h \cdot l_h}{m \cdot v^2} & b_2 &= \frac{1}{J_z} \\ a_{21} &= \frac{c_h \cdot l_h - c_v \cdot l_v}{J_z} & a_{22} &= \frac{-c_v \cdot l_v^2 - c_h \cdot l_h^2}{J_z \cdot v} \end{aligned}$$

Die Anforderung einer einfachen Übertragbarkeit des Reaktionsmusters auf andere Fahrzeugtypen kann somit durch die direkte Berücksichtigung der Fahrzeugparameter im inversen Modell erfüllt werden.

Hierbei ist zu beachten, dass die Schräglauftsteifigkeiten $c_{v,h}$ als sensitivste Parameter mit hoher Güte identifiziert werden müssen, um die geforderten Gierraten umsetzen zu können.

4.5. Gierratenplanung

Aus der Differentialgleichung des inversen Modells wird ersichtlich, dass für die Berechnung des benötigten Giermomentenverlaufs zusätzlich die erste und zweite zeitliche Ableitung der Gierrate benötigt wird. Die damit verbundenen Freiheitsgrade in der Planung des Gierratenverlaufs ermöglichen die Umsetzung der definierten Anforderung an reproduzierbare, skalierbare und vergleichbare Eingriffe bei variablen Eingriffsparametern.

Zur Planung der Gierratentrajektorie wird ein Zustandsregler in Regelungsnormalform mit den Zuständen gemäß Gleichung (4) verwendet.

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} \dot{\psi} - \dot{\psi}_{max} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$\dot{\psi}_{max}$ ist hierbei der vorgegebene, zu erreichende stationäre Endwert der Gierratentrajektorie.

Es ergibt sich der folgende Zustandsregler aus Gleichung (5).

$$\begin{bmatrix} \ddot{\psi} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \dot{\psi} - \dot{\psi}_{max} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Über die Reglerparameter a_0 und a_1 lässt sich die Einschwingdynamik im Gierratenverlauf parametrieren. Hierzu wird das Wunschverhalten des Reglers in Form von Wunscheigenwerten definiert.

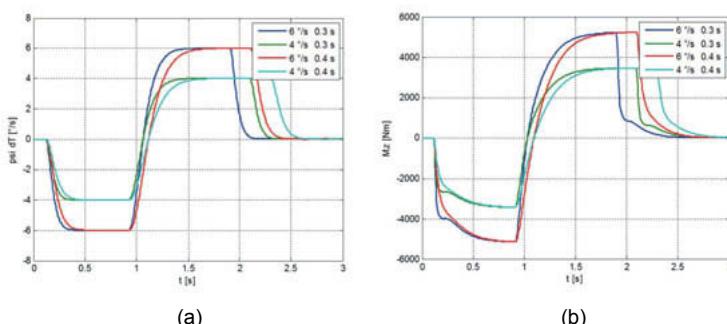


Bild 4-4: Gierratenplanung (a) und resultierende Sollgiermomente (b) bei unterschiedlicher Parametrierung

Bild 4-4 zeigt den Verlauf der geplanten Gierrate (a) bei unterschiedlichen Parametrierungen der zu erreichenden maximalen Gierrate und der Einschwingzeit sowie die zugehörigen, aus dem inversen Modell resultierenden Giermomentenverläufe (b).

Aus den unterschiedlichen Verläufen der resultierenden Giermomente wird der Vorteil der modellbasierten Betrachtung der Wirkzusammenhänge ersichtlich. Die aufgrund des durchgeführten Bremseingriffs reduzierte Geschwindigkeit wird durch das inverse Modell direkt berücksichtigt, wodurch das erforderliche Giermoment automatisch erhöht wird, um die Sollgierrate zu erreichen. Zusätzlich werden Überschwinger der Gierrate direkt im Giermomentenverlauf kompensiert. Für den Fall einer fahrerinitiierten Abschaltung des Eingriffs und anschließender Zurücknahme des Eingriffs mit niedriger Dynamik wird bei erkannter Abschaltung der Sollwert der Trajektorienplanung auf $\dot{\psi}_{max} = 0$ gesetzt. Gleichzeitig wird die Reglerdynamik bei Vorgabe einer parametrierbaren Einschwingzeit reduziert.

Bild 4-5 zeigt den Verlauf der geplanten Gierrate (a) bei nach 400ms erkannter Intention des Fahrers, dem Eingriff entgegenzuwirken, sowie das zugehörige, aus dem inversen Modell resultierende Giermoment (b).

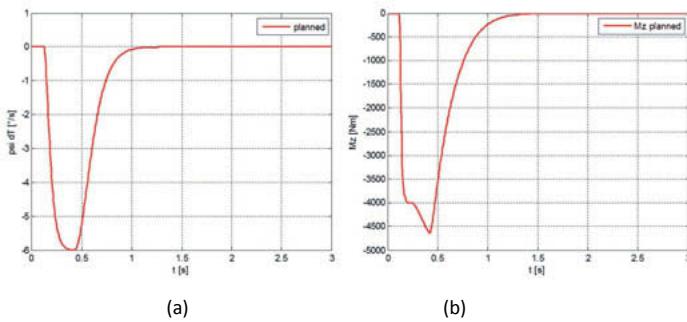


Bild 4-5: Gierratenplanung bei fahrerinitierter Abschaltung

5. Nachweis der Kontrollierbarkeit erhöhter Eingriffsstärken

Der in Abschnitt 4 beschriebene Ansatz zur Darstellung systeminitierter Ausweichmanöver mit Hilfe einer aktorunabhängigen Definition der Eingriffsgestaltung wurde im Rahmen einer Realfahrzeugstudie eingesetzt. Mit der Studie sollte die Frage beantwortet werden, ob eine Erhöhung der Kontrollierbarkeit von Falschauslösungen systeminitierter Ausweichmanöver durch Optimierungen der Eingriffsgestaltung möglich ist.

Hierzu wurden optimale, kontrollierbarkeitsfördernde Parametervariationen vorab durch interne Versuchsreihen identifiziert. Variiert wurden:

- Gierratenamplitude
- Gierrateneinschwingdauer
- Zeitpunkt der Richtungsumschaltung
- Zeitdauer der fahrerinitiierten Abschaltung des Eingriffs

Diese Parameter konnten direkt innerhalb der Gierratenplanung adaptiert werden. Die zugehörige Aktorstellgröße wurde anschließend in Echtzeit modellbasiert durch das inverse Fahrzeugmodell berechnet.

5.1. Prüfszenario und Bewertungsmethodik

Als Prüfszenario der Studie wurde eine Pylonengasse mit einer Breite von 2.75 m gewählt, die mit einer Geschwindigkeit von 100 km/h durchfahren wurde. Die erste Falschauslösung erfolgte innerhalb der Gasse, ohne dass der Proband vorab über den Inhalt der Untersuchung aufgeklärt wurde. In Bild 5-1 sind Versuchsfahrzeug und Pylonengasse dargestellt.



Bild 5-1: Probandenstudie: Versuchsfahrzeug und Pylonengasse

Anschließend wurde die Kontrollierbarkeit des Eingriffs über eine Kombination subjektiver und objektiver Kennwerte geprüft. Hierzu wurde der u.a. auch in [1], [2], [3], [4], [5], [6] angewendete Toleranzansatz verwendet. Hierzu erfolgte zunächst die subjektive Bewertung des Eingriffs durch die Probanden über die in Bild 5-2 (a) dargestellte Störungsbewertungsskala [2] anhand der Verbalkategorien und im Anschluss eine genauere Differenzierung anhand der numerischen Skalenstufen.

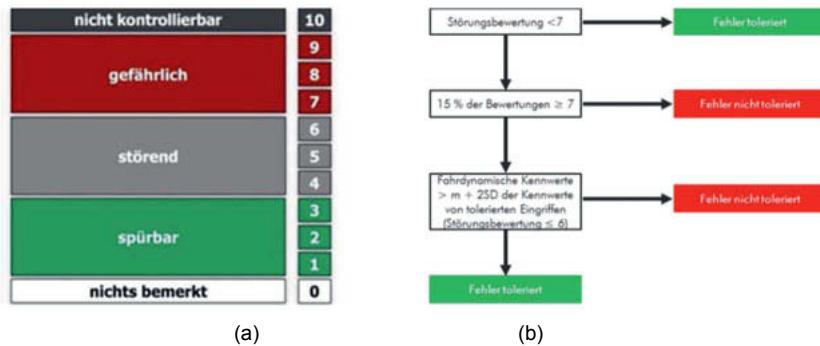


Bild 5-2: Störungsbewertungsskala [2] und Kombination subjektiver und objektiver Kriterien zur Störungsbewertung [1]

Sie zeichnet sich durch eine eindeutig definierte Toleranzgrenze aus: Vom Fahrer nicht mehr tolerierte Störungen sollen mit Skalenwerten ≥ 7 („gefährlich“) beurteilt werden.

Anschließend wurden die subjektiven Bewertungen den objektiven Kenngrößen der korrespondierenden Messung gegenübergestellt. Die Methodik zur Kombination ist in Bild 5-2 (b) dargestellt. Liegen mehr als 15% der Bewertungen in der Kategorie „gefährlich“ vor oder liegt ein objektives Ausschlusskriterium vor (z.B. Verlassen der Pylonengasse), wird der Fehler nicht toleriert. Liegen hingegen weniger als 15% der Bewertungen in der Kategorie „gefährlich“, kann ergänzend eine Einzelfallprüfung vorgenommen werden. Hierbei wird für jedes „gefährlich“ Urteil individuell überprüft, ob die fahrdynamischen Kennwerte innerhalb der Verteilung ($M + 2SD$) der Kennwerte von tolerierten Fehlern liegen (Bewertung ≤ 6). Ist dies der Fall, wird angenommen, dass es sich um ein ungerechtfertigtes Urteil handelt, und der Fehler wird toleriert. Ist dies nicht der Fall, wird der Fehler nicht toleriert, da angenommen wird, dass es sich um gerechtfertigtes Urteil handelt [1]. Eine detaillierte Beschreibung des Toleranzsatzes findet sich in [1].

5.2. Ergebnisse der Studie

In Bild 5-3 sind die Ergebnisse der Probandenstudie als Verteilung der subjektiven Bewertungen in Abhängigkeit der Eingriffsgierrate dargestellt. Hieraus ist ersichtlich, dass mithilfe des implementierten Ansatzes zur Eingriffsgestaltung inkl. fahrerinitierter Systemdegradierung Eingriffsstärken bis zu 6.5 %/gemäß Toleranzansatz als kontrollierbar eingestuft werden können. Hierzu muss allerdings sichergestellt werden, dass die Intention der Fahrer, der Falsch-

auslösung entgegenzuwirken, zuverlässig erkannt wird. Zusätzlich muss der Eingriff als Maßnahme auf die Erkennung so abgeschaltet werden, dass die Fahrer ihren aufgebrachten Kompressionslenkwinkel langsam abbauen können.

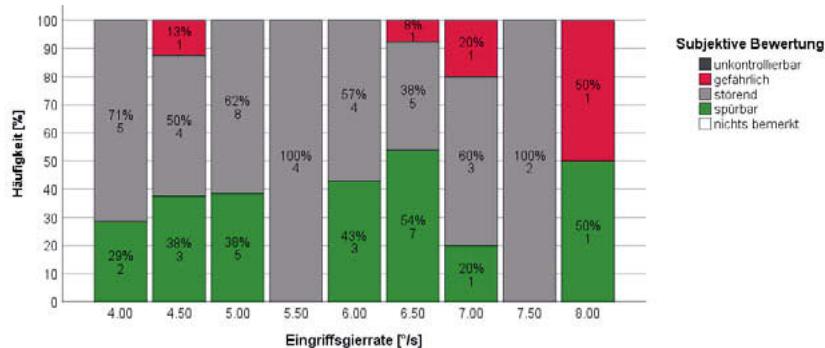


Bild 5-3: Verteilung der subjektiven Bewertungen in Abhängigkeit der Eingriffsgierrate bei erstmaligem Erleben des Eingriffs. Hierzu wurde die Eingriffsgierrate für jede Messung post-hoc kategorisiert.

Nach dem erstmaligen Erleben des Eingriffs in der optimalen, kontrollierbarkeitsfördernden Parameterausprägung wurden zusätzlich wiederholte Eingriffe mit unterschiedlichen Ausprägungen durchgeführt, um weitere Erkenntnisse und Korrelationen zu gewinnen. Bei Anwendung des Toleranzansatzes auf die Gesamtheit aller Parametervariationen wurden Gierraten von 6 %/s als Toleranzgrenze identifiziert.

Eingriffsstärken systeminitierter Ausweichmanöver von 6 %/s können somit als konservativ ermittelter Grenzwert der Kontrollierbarkeit herangezogen werden, sofern die Bedingungen der fahrerinitiierten Systemdegradierung erfüllt sind.

6. Diskussion

Mit der hier dargestellten, generischen Methode zur Eingriffsgestaltung kann ein optimales Einschwing- und Abklingverhalten, sowie eine an die Reaktion des Fahrers angepasste Degradierung des Systems realisiert werden. Somit kann direkt die Charakteristik der als Maß für die Kontrollierbarkeit geltenden Gierrate gestellt und bewertet werden. Zusätzlich wird ein vereinfachter Absicherungsprozess ermöglicht, da der Verlauf der Gierrate als solcher direkt in einer späteren Funktionsentwicklung implementiert werden kann. Ein weiterer Vorteil ist die Möglichkeit zur Erweiterung mit anderen fahrdynamischen Kennwerten und die Übertragbarkeit des vorgestellten Ansatzes auf andere Aktoren.

Durch die optimierte und auf die Reaktionen des Fahrers angepasste Eingriffsgestaltung konnten die aktuell geltenden Grenzwerte der Kontrollierbarkeit von Querdynamikeingriffen mittels ESP-Aktorik von $3^{\circ}/s$ auf $6^{\circ}/s$ (bei 100 km/h) verdoppelt werden.

Diese neu ermittelten, erhöhten Grenzwerte der Kontrollierbarkeit von Querdynamikeingriffen mittels ESP-Aktorik zeigen, dass eine optimierte Eingriffsgestaltung einen realistischen Funktionsnutzen systeminitierter Ausweichmanöver bei gleichzeitiger Sicherstellung der Kontrollierbarkeit durch den Fahrer ermöglicht. Der hier vorgestellte Ansatz mit der Möglichkeit zur variablen Eingriffsgestaltung bietet daher einen guten Ausgangspunkt, den Einfluss der Eingriffsgestaltung auf die Kontrollierbarkeit gezielt zu untersuchen.

Literaturverzeichnis

- [1] Neukum, A.: Beherrschbarkeit fehlerhafter Eingriffe in die Fahrzeugquerdynamik.
In Kompaß, K. (Hrsg.): Fahrerassistenz und Aktive Sicherheit. Haus der Technik Fachbuch 137, 2015, S.122–138. Renningen: Expert-Verlag 2015
- [2] Neukum, A., Krüger, H.: Fahrerreaktionen bei Lenksystemstörungen– Untersuchungsmethodik und Bewertungskriterien. VDI-Berichte 1791, 2003, S.297–318
- [3] Neukum, A., Paulig J., Frömmig L., Henze R.: Untersuchung zur Wahrnehmung von Lenkmomenten bei Pkw. FAT-Schriftenreihe 222, 2010
- [4] Neukum, A., Reinelt, W.: Bewertung der Funktionssicherheit aktiver Lenksysteme: ein Human Factors Ansatz. VDI-Berichte 1919, 2005, S.161–176
- [5] Neukum, A., Ufer, E., Paulig, J., Kruger, H.: Controllability of superposition steering system failures. Steering tech, 2008
- [6] Neukum, A., Ufer E., Schwab, M.: Kontrollierbarkeit potenzieller Fehleingriffe des Elektronischen Stabilitätsprogramms (ESP).
In Ika (Hrsg.), 7. Tag des Fahrwerks, 2010, S. 108–123
- [7] Schneider, N., Berg, G., Paradies, S., Zahn, P., Huesmann, A., Neukum, A.: Designing Emergency Steering and Evasion Assist to Enhance Safety in Use and Controllability.
In Bengler, K., Hoffmann, S., Manstetten, D., Neukum, A., Drücke J. (Eds.): UR:BAN Human Factors in Traffic Approaches for Safe Efficient and Stressfree Urban Traffic. Wiesbaden: Springer Vieweg 2017
- [8] Bräuchle C., Flehmig, F., Rosenstiel W., Kropf, T.: Das Fahrverhalten als Indikator für Fehlauslösungen von aktiven Kollisionsvermeidungsmanövern. VDI-Berichte 2205, 2013, S.3–14

- [9] RESPONSE Consortium: Code of Practice for the Design and Evaluation of ADAS (v5.0).
RESPONSE 3: a PReVENT Project, 2009
- [10] Neukum, A., Krüger, H.-P., Frömmig, L., Henze, R., Küçükay, F.: Wirkung diskreter Zusatzlenkmomente: Subjektive Bewertung und Fahrer-Fahrzeug Interaktion.
In Becker, K. (Hrsg.): Subjektive Fahreindrücke sichtbar machen IV, 2010, S. 163–178.
Renningen: Expert-Verlag 2010
- [11] Neukum, A., Leonhard, A., Lübbeke, T. et. al.: Fahrer-Fahrzeug-Interaktion bei fehlerhaften Eingriffen eines EPS- Lenksystems. VDI-Berichte 2085, 2009, S.107–124
- [12] Zeitz, M.: Differentielle Flachheit: Eine nützliche Methodik auch für lineare SISO-Systeme. Automatisierungstechnik 58, 2010, S5–13
- [13] Pütz, A.: Consideration of the Available Evading Space for the Evaluation of the Driver Reaction to Emergency Steering Interventions. In Bengler, K., Drüke, J., Hoffmann, S., Mansetten, D., Neukum A. (Eds.): UR:BAN Human Factors in Traffic: Approaches for Safe, Efficient and Stress-free Urban Traffic, S.461–478. Wiesbaden: Springer Fachmedien 2018

Resiliente Architekturen für dynamische und intelligente Systeme

Dr. J.-S. Müller, H. Decke, Dr. S. Scholz, Dr. R. Moritz

Das autonome Fahren stellt extrem hohe Anforderungen an die Funktionsentwicklung verschiedener Komponenten wie Ortung, Umfeldwahrnehmung, Situationsverständnis, Bahnplanung usw. Aus nicht funktionaler Sicht sind die Systemanforderungen in erster Linie dadurch geprägt, dass die Rückfallebene Fahrer in der höchsten Automatisierungsstufe (Level-5) komplett wegfällt. Durch den Wegfall der Rückfallebene, etwa in einem autonomen Taxi, greifen die traditionell für Assistenzsysteme verwendeten Absicherungsmethoden nicht mehr. Dies bedeutet, dass für die Automobilindustrie vollkommen neuen Methoden entwickelt werden müssen, die sich u.a. an anderen Domänen wie Luft- und Raumfahrt anlehnen.

Erschwerend kommt hinzu, dass bei einer Robotaxi-Fahrt nicht zwingend jemand an Bord sein muss, der einen Führerschein besitzt. Leerfahrten sind ebenfalls vorstellbar. Die unbemannte Luft- und Raumfahrt, weißt in diesem Sinne die größte Analogie auf.

Sowenig aber, wie es im Flug bzw. während einer Raumfahrtmission keine Alternative ist, bei erkannten Fehlern, Soft- und Hardwareangriffen, Teilausfällen einzelner Subsystem usw. einfach das Gesamtsystem unwiderruflich abzuschalten, so ist es auch beim autonomen Fahren nicht wünschenswert, alleine auf den konventionellen „Nothalt“ zu setzen. Unsere Kunden werden von unseren Fahrzeugen und den Flottenbetreibern zu Recht erwarten, dass wir mit degenerierten Hard- und Software-Komponenten umgehen können und wir in der Lage sind in Sondersituationen, wie einer Durchfahrt durch den Elbtunnel verantwortlich zu handeln, und nicht etwa Minderjährige einfach durch Anhalten und Öffnen der Türen ihrem Schicksal zu überlassen.

Ein Ansatz zur Übernahme der Verantwortung wäre den Aufbau einer resilienten Fahrzeugarchitektur. Eine resiliente Systemarchitektur erhebt den Anspruch, Abweichungen vom Normalbetrieb zu erkennen und mithilfe eines reaktiven dynamischen Verhaltens die Fahrfunktion so lange wie möglich aufrecht zu erhalten. Eine Möglichkeit zur Umsetzung der Resilienz sind Techniken, welche das Gesamtsystem zu Laufzeit bewerten und wenn nötig umkonfigurieren. Eine Absicherung dieses dynamischen Systems wird durch Techniken möglich welche zur

Laufzeit System KPIs wie Verfügbarkeit, Zuverlässigkeit und Sicherheit messen und bewerten. Eine reine Hardware-Redundanz ist aus Sicht der Kosten-Nutzen-Relation nicht zielführend. Eine Kombination mit Software gestützten Redundanzverfahren ist daher auf allen Architekturebenen zu bevorzugen. Diese Verfahren reagieren auf beobachtete Sonderereignisse, indem Sie gemäß einem zur Designzeit erstellten Aktionsplanes agieren und z.B. bestimmte Softwaremodule auf andere Hardwarekomponenten auslagern. Verteilte Optimierungsverfahren wie Multi-Agentensysteme sind darüber hinaus sogar in der Lage auf unvorhergesehene Zustände zu reagieren, indem sie zur Laufzeit Selbstheilungs- und Selbstdaptionsmechanismen aushandeln.

Soft- und Hardwaredegenerationen können verschiedenste Ursachen haben. Aufgrund möglicher Wechselwirkung von Security- und Safety-Maßnahmen müssen beide Aspekte gemeinschaftlich betrachtet werden, um eine Gesamtsystemsicherheit zu gewährleisten. Funktionale Fehler bzw. Security Angriffe unterscheiden sich lediglich aufgrund Ihrer Ursache und nicht in Ihrer Auswirkung auf das System. Durch diese gemeinsame Betrachtung ergeben sich Synergien in Bezug auf die Absicherung des Gesamtsystems.

Aufbau einer Functional Engineering Platform (FEP) für den kontinuierlichen Entwicklungsprozess bei Volkswagen

Die FEP für Continuous Integration und Continuous Testing in der virtuellen Fahrzeugentwicklung und -absicherung

M.Sc. **Sinan Balci**, M.Sc. **Thies Filler**,

Dr.-Ing. Dipl. Math. **Andreas Soppa**, Volkswagen AG, Wolfsburg

Kurzfassung

Die Functional Engineering Platform (FEP) ist ein markenübergreifendes Projekt bei Volkswagen, dessen Ziel in der Bereitstellung einer Plattform für das domänenübergreifende Testen besteht. In diesem Beitrag werden die Lösungskonzepte der FEP in Hinblick auf Fragestellungen vorgestellt, die sich aus den Anforderungen eines kontinuierlichen Entwicklungsprozesses von hochautomatisierten Fahrfunktionen ergeben. Dabei rückt der effiziente und kontinuierliche Test von vernetzten Funktionen mit Multi Domain Testing in den Fokus. Es werden Lösungen für die durchgängige und kontinuierliche Integration von Simulationselementen, das Konfigurationsmanagement von Multi Domain Simulation und die Bereitstellung einer geeigneten Infrastruktur für die Durchführung von automatisierten Tests auf verschiedenen Prüfumgebungen vorgestellt.

Abstract

The Functional Engineering Platform (FEP) is a multi-brand project at Volkswagen whose goal is to provide a platform for multi domain testing. In this paper, the solution concepts are presented with regard to issues arising from the requirements of a continuous development process for highly automated driving functions. In doing so, the efficient and continuous testing of distributed functions with co-simulation is important. Solutions such as the continuous integration of simulation elements, the configuration management of co-simulation and the provision of a suitable infrastructure for the execution of automated tests in various test environments are presented.

1. Einleitung

In der Automobilindustrie steigen sowohl die Anzahl als auch die Komplexität von Softwarefunktionen innerhalb und außerhalb des Fahrzeuges immer mehr an. Als Folge dessen ist der Test von Softwarefunktionen in der bisherigen Form in Zukunft nicht mehr wirtschaftlich durchführbar.

Der Testumfang erhöht sich zurzeit vor dem Hintergrund des hochautomatisierten bzw. autonomen Fahrens deutlich [1].

Die Bewertung von Regelfunktionen in der Simulation mithilfe von Hardware-in-the-Loop (HiL) ist bereits etabliert und Simulationen mittels Model-in-the-Loop (MiL) und Software-in-the-Loop (SiL) gewinnen zunehmend an Bedeutung. Hier bietet insbesondere die Parallelisierung von Tests einen großen Mehrwert für die zukünftige Produktentwicklung.

Zum Aufbau einer Simulationsumgebung für den Test werden zusätzlich zum Funktionscode oft verschiedene detaillierte, ggf. numerisch anspruchsvolle Streckenmodelle für die Simulation der jeweiligen Bauteile benötigt. Zudem muss die Fahrzeugumgebung mit anderen Verkehrsteilnehmern und Umwelteinflüssen in geeigneter Abstraktion dargestellt werden. Durch die Heterogenität der benötigten Simulationselemente hat sich daher die Durchführung der Gesamtsimulation als Co-Simulation etabliert [vgl. 7], siehe Bild 1.

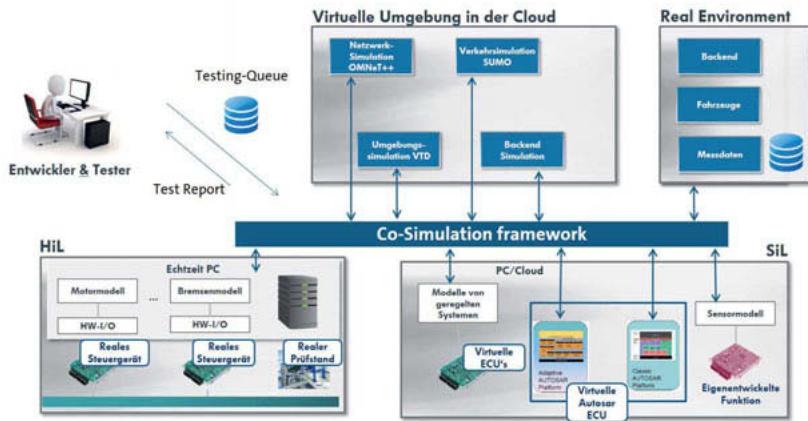


Bild 1: Co-Simulation für den Test von hochautomatisierten Fahrfunktionen

Im Zuge der Entwicklung von hochautomatisierten Fahrfunktionen ergeben sich neue Herausforderungen für den Test mit Co-Simulationen:

1. Softwarekomponenten, die von verschiedenen Parteien in der technischen Entwicklung entstehen, müssen kontinuierlich zu einer Gesamtfahrzeugsimulation integriert werden.
2. Nachgebildete Komponenten eines Fahrzeuges wie Sensoren und Streckenmodelle von Bauteilen werden in verschiedener Detaillierung benötigt und werden kontinuierlich zu einer Gesamtfahrzeugsimulation integriert.
3. Testfälle mit einer dazugehörigen Simulationskonfiguration müssen effizient auf verschiedenen Testorten (Fahrzeug, HiL, SiL, ...) verteilt werden, damit Testziele schnell erreicht werden können.
4. Um die Komplexität von Co-Simulationen beherrschen zu können, müssen Komponenten wiederverwendet werden können. Die Bereitstellung, die Konfiguration und die Durchführung von Tests müssen hochgradig automatisierbar sein.
5. Damit alle Tests reproduzierbar und nachvollziehbar sind, müssen alle Daten und Tools revisionssicher abgelegt werden können.

Die klassische Fahrzeugsimulation aus dem Umfeld des Computer Aided Engineering (CAE) mit den etablierten Methoden wie dem Computer Fluid Dynamics (CFD), Finite Elemente Methoden (FEM) oder Mehrkörpersimulation (MKS) eignet sich nur bedingt für die Beherrschung der dargestellten Herausforderungen. Im nächsten Abschnitt wird näher dargestellt, welchen neuen Herausforderungen die Fahrzeugsimulation derzeit gegenübersteht.

2. Neue Herausforderungen in der Fahrzeugsimulation

Der neue Ansatz des Systems Engineering für die Entwicklung von mechatronischen Systemen erfordert einen gesamtheitlichen Blick auf das System mit einem stärkeren Fokus auf die Software. Hieraus ergibt sich der Bedarf an neuen Methoden für die virtuelle Absicherung und die Fahrzeugsimulation. Diese neuen Herausforderungen werden im Folgenden näher dargestellt.

Steigende Komplexität

In der Fahrzeugentwicklung ist bereits heute eine hohe Komplexität erkennbar. Neben einer hohen Anzahl von Fahrzeugvarianten und einem zunehmenden Funktionsumfang ist der Trend erkennbar, dass Softwarefunktionen zunehmend in verschiedenen Fahrzeugprojekten

wiederverwendbar sein müssen. Neben den bereits erwähnten Herausforderungen führt insbesondere der Test automatisierter Fahrfunktionen dazu, dass neben dem Fahrversuch zunehmend MiL-, SiL- und HiL-Simulationen für die Durchführung von Tests eingesetzt werden müssen [vgl. 5].

Software-Test

In hochintegrierten Steuergeräten neuester Generation werden Softwarekomponenten modular entwickelt und in Integrationsstufen zusammengeführt. Hierbei wird die Integration durch geeignete Softwaretests begleitet. Zukünftig sollen Software-Updates beim Kunden auch online („over the air“) durchgeführt werden können. Die hierzu benötigten Softwaretests werden zunehmend über Simulationen durchgeführt. Hierdurch ergeben sich neue Anforderungen an den Test der Software eines Systems. Simuliert wird beim Softwaretest das Systemverhalten, welches für den Test relevant ist. In der Simulation von SiL-Tests wird so auch ein großer Teil des realen Steuergerätes (Basissoftware, Prozessor, I/O, Physik des Steuergerätes) durch Modelle nachgebildet. Während beim HiL-Test keine Prozessoremulation oder Nachbildungen der Basissoftware benötigt werden.

Simulation für hochautomatisierte Fahrfunktionen

In der Vergangenheit stand bei der Fahrzeugsimulation das Fahrzeugverhalten im Zusammenspiel mit den Fahrfunktionen einzelner Steuergeräte sowie einzelner mechatronischer Systeme im Fokus. Bei den neuen Fragestellungen, die sich im Umfeld des hochautomatisierten Fahrens ergeben, stellen sich neue Herausforderungen an die Fahrzeugsimulation. Das Verhalten des Fahrzeuges in seiner Umgebung tritt hierbei immer mehr in den Fokus und die Nachbildung der Fahrzeugumgebung mit anderen Verkehrsteilnehmern gewinnt an Bedeutung. In einer solchen Simulation muss zudem die Informationsübertragung zwischen Verkehrsteilnehmern mithilfe von modellierten Sensoren in Form von Rohdaten und Objektlisten realitätsnah abgebildet werden.

Systems Engineering

Bei Ansätzen zu Systems Engineering rückt die kontinuierliche Entwicklung und Absicherung durch Simulation in den Fokus, wobei verschieden detaillierte Modelle entlang des V-Modells benötigt werden. Hierbei ist insbesondere die Zusammenarbeit mit Zulieferern wichtig, da neben der Software ggf. geeignete Modelle von Bauteilen und Sensoren bereitgestellt werden müssen.

Bei der Systemsimulation stammen Tools aus verschiedenen Domänen. Die Bedienung der Tools ist teilweise kompliziert und das Expertenwissen bzgl. der verwendeten Modelle liegt in der Regel verteilt vor. Hinzu kommt, dass die Co-Simulation, die eine Kopplung verschiedener einzeln vorliegender Komponenten einer Simulation durchführt, ebenfalls komplex ist. Hier müssen neben service- und signalorientierten Fahrzeugprotokollen, physikalische Simulationen mit numerischen Aspekten oder beispielsweise auch Objektlisten von Umfeldsimulationen verstanden werden. Der Aufbau und die Durchführung solcher Co-Simulationen mit heterogenen Simulationselementen geschieht zum größten Teil manuell, weshalb das ganze fehleranfällig und wenig wiederverwendbar ist.

Automatisierung von Simulationen und Konfigurationsmanagement

Damit Entscheidungen in der Fahrzeugentwicklung nachvollziehbar sind, müssen Tests und deren Simulationskonfigurationen wiederverwendbar sein. Hierzu muss der verwendete Simulationsaufbau und die Durchführung der Tests zudem hochgradig automatisiert, dokumentiert und sicher abgelegt werden können. Für die Umsetzung der Automatisierung sind klare Be grifflichkeiten sowie ein einheitliches Schnittstellenmanagement mit Konventionen erforderlich. Dies ermöglicht die Abstraktion von Testorten und Testfällen. Das heißt, dass Co-Simulationen auf verschiedenen Plattformen ausgeführt werden können. Verschieden detaillierte, kontinuierlich verbesserte Simulationsmodelle müssen sich entlang des V-Modells den Testanforderungen anpassen. Zudem müssen bei jeder Änderung einer Softwarekomponente sämtliche zugehörige Tests erneut durchgeführt werden.

Verstärkte Lieferantenintegration (Fahrzeugherrsteller und Zulieferer)

Im Bereich des Steuergerätetests in der Automobilindustrie existieren in der Regel keine großen Ablagen, in denen der gesamte Softwarecode liegt. Stattdessen liegt der Softwarecode bei verschiedenen Zuliefern und unterschiedlichen Fachabteilungen. Um die Geschäftsinteressen von Entwicklungspartnern zu schützen, wird der Softwarecode oft auch nur in geschlossener Form (z. B. bereits kompiliert) als sogenannte „Black Box“ ausgetauscht. Eine Herausforderung ist daher die verstärkte Lieferantenintegration in die Entwicklungs- und Absicherungsprozesse beim Fahrzeugherrsteller. In diesem Zusammenhang werden insbesondere IT-technische und rechtliche Aspekte wie Know-How-Schutz diskutiert.

Diese Herausforderungen lassen sich nur bewältigen, wenn es den Beteiligten gemeinsam gelingt eine hohe Automatisierung der Prozesse und eine Kompatibilität der dabei verwendeten Tools zu erreichen. Ein Ansatz hierfür ist der weiterverbreitete kontinuierliche Softwareentwicklungsprozess mit Continuous Integration. Mithilfe von Continuous Integration lässt sich

verteilt vorliegender Softwarecode automatisiert integrieren, bauen, testen und zur Ausführung bringen.

Um den beschriebenen Herausforderungen zu begegnen wurde auf Grundlage eines Projektes bei der Marke Audi AG die Functional Engineering Platform (FEP) als markenübergreifendes Projekt im Volkswagen Konzern initiiert. Das Projekt liefert die Grundlage für kontinuierliche Entwicklungsprozesse und ermöglicht die agile Entwicklung mechatronischer Systeme. Bevor näher auf diese eingegangen wird, wird der Test auf Basis von Co-Simulationen näher beschrieben.

3. Multi Domain Testing

In den letzten Jahren haben sich in vielen einzelnen Domänen (z.B.: Fahrerassistenz-, Brems-, Lenkungs-, Achs-, Antriebsentwicklung) der Fahrzeugentwicklung Methoden und Tools etabliert, welche die Entwicklung mithilfe von Simulationen (bspw. Finite Elemente Methoden (FEM), Mehrkörpersimulationen (MKS)) unterstützen. Hierbei werden Modelle (z.B.: ACC-Regler, Fahrdynamik, Reifen, Lenkung, Bremse, Antrieb) für einzelne Simulationsumgebungen entwickelt, welche reale mechatronische Systeme für eine bestimmte Domäne abbilden. Dieser Entwicklungsprozess ermöglicht mithilfe von Simulationen eine frühe Bewertung für die jeweilige Problemstellung. So können domainspezifische Testfälle in der Simulation ausgeführt werden.

Co-Simulation

Eine Zusammenführung von mehreren Modellen zu einer sogenannten Co-Simulation erlaubt eine detailliertere Untersuchung der Problemstellung. Dabei werden einzelne Simulationen parallel ausgeführt und zu einer Co-Simulation gekoppelt. Die Kopplung erlaubt den Datenaustausch während der Durchführung zwischen den Simulationselementen. So ist es möglich ganze Systeme durch einzelne abgeschlossene Komponenten abzubilden.

Multi Domain Simulation

Eine neue Methodik ist die domainübergreifende Bewertung mithilfe von Multi Domain Simulationen. Hierbei werden einzelne Simulationen aus CAE-Domänen zu einer Co-Simulation gekoppelt. Solche Co-Simulationen können ein gesamtes Fahrzeug bestehend aus ihren einzelnen Bestandteilen, Steuergeräten und Sensoren abbilden. Zudem kann eine Umgebungs-simulation mit Verkehrsteilnehmern und unterschiedlichen Wettereffekten integriert werden.

Ein weiterer wichtiger Bestandteil ist die Testfallbeschreibung für die Durchführung der Simulationen. Diese beschreiben beispielweise einzelne Manöver oder auch ganze Szenarien mit anderen Verkehrsteilnehmern. Solche Simulationen ermöglichen eine kontinuierliche Gesamtbewertung eines Fahrzeugs, d.h. es ist z.B. für hochautomatisierte Fahrfunktionen zielführend, entwicklungsbegleitend Multi Domain Simulationen durchzuführen.

Multi Platform Simulation

Eine Erweiterung der Multi Domain Simulation ist die Multi Platform Simulation. Diese beschreibt die Ausführung einer Multi Domain Simulation auf unterschiedlichen Ausführungsplattformen wie dem SiL, HiL oder Fahrzeug. Diese Ausführungsplattformen dienen somit für unterschiedliche Testorte und sie haben unterschiedliche Auswirkungen die Bewertung der Problemstellung. Beispielsweise ist im SiL eine skalierbare Durchführung von Tests auf einer Berechnungscloud möglich. Hingegen ist am HiL oder Fahrzeug die Skalierung durch Anzahl der Prüfstände oder Fahrzeuge beschränkt. Diese erlaube wiederum detaillierte Bewertungen durch die realen Bauteile.

Multi Domain Testing

Die Zusammenführung der klassischen CAE-Simulation, Co-Simulation, Multi Domain Simulation und Multi Platform Simulation wird hier als Multi Domain Testing bezeichnet. Das Ziel von Multi Domain Testing ist die Testdurchführung auf Basis von Co-Simulationen.

Der Aufbau von Multi Domain Testing in der Fahrzeugentwicklung geschieht wegen der komplexen und heterogenen Landschaft aus unterschiedlichen Tools, verschiedensten Simulationsmodellen sowie einer Vielzahl beteiligter Personen zumeist manuell. Hierbei soll die agile mechatronische Entwicklung den Einsatz von domainübergreifenden Simulationen unterstützen und effizienter gestalten.

4. Agile Entwicklung mechatronischer Systeme

Die agile Softwareentwicklung, basierend auf den Grundwerten des agilen Manifestes, wird seit Jahren erfolgreich in vielen Unternehmen angewandt. Die Nutzung von Continuous Integration im Entwicklungsprozess ist einer der grundlegenden Praktiken in der agilen Softwareentwicklung. Dabei wird in der Entwicklung auf gemeinsamer Codebasis gearbeitet, um kontinuierlich das Produkt vollständig zu bauen, zu integrieren, zu testen und Feedback über neueste Version zu erhalten. Dieser Entwicklungsprozess ist in Bild 2 dargestellt.

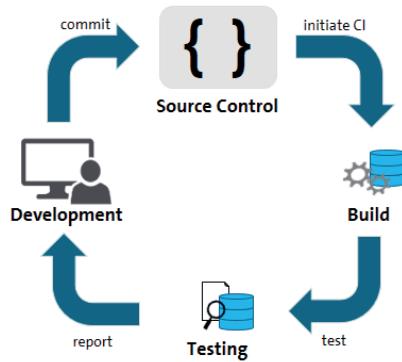


Bild 2: Continuous Integration Prozess nach der agilen Softwareentwicklung

Die Fahrzeugentwicklung findet heutzutage meist nach dem Produktentstehungsprozess (PEP) durch Bild des V-Modells statt. Der PEP in der Fahrzeugentwicklung zeichnet sich dadurch aus, dass die Entwicklung einzelner Komponenten und die Integration zum Gesamtfahrzeug meist mit realen mechanischen Bauteilen vorgenommen wird. Die Arbeitsweise der agilen Entwicklung kann somit nicht ohne weiteres in der Fahrzeugentwicklung angewendet werden, da die Entwicklung von mechatronischen Systemen zum einen viel Planung erfordert und zum anderen die Entwicklung einzelner Komponenten langwierig ist. Es wird somit eine Lösung benötigt, welche die agile Entwicklung von mechatronischen Systemen, wie in Bild 2 dargestellt, ermöglicht. Eine Lösung ist hierbei, die Entwicklung von Simulationen für mechatronische Systeme in die Fahrzeugentwicklung einzugliedern. Dabei müssen kontinuierlich für alle relevanten mechatronischen Komponenten eines Fahrzeugs Nachbildungen der jeweiligen realen Komponenten im Form von Modellen entwickelt werden. Diese Simulationen erlauben frühe und kontinuierliche Bewertungen der jeweiligen Komponente im Einzelnen und im Verbund mit der zu untersuchenden Softwarefunktion. Hierzu müssen die Modelle für mechatronische Systeme zum einen mit der Software in der Entwicklung gleichgestellt behandelt werden und zum anderen muss die Entwicklung von Modellen für mechatronische Systeme analog zur Softwareentwicklung stattfinden. Dies bedeutet, dass die Nutzung von Continuous Integration für beide Entwicklungsprozesse einer der grundlegenden Praktiken zur agilen Entwicklung von mechatronischen Systemen ist. Hierbei ist das Ziel beide Entwicklungsprozesse kontinuierlich zusammenzuführen und zu integrieren, um eine Bewertung des gesamten Systems zu ermöglichen.

Dieser Gesamtprozess ist in Bild 3 dargestellt und besteht aus folgenden drei Phasen:

- Steuergeräte-Softwareentwicklung
- Modellentwicklung
- Funktionsprüfung durch Test des Systems

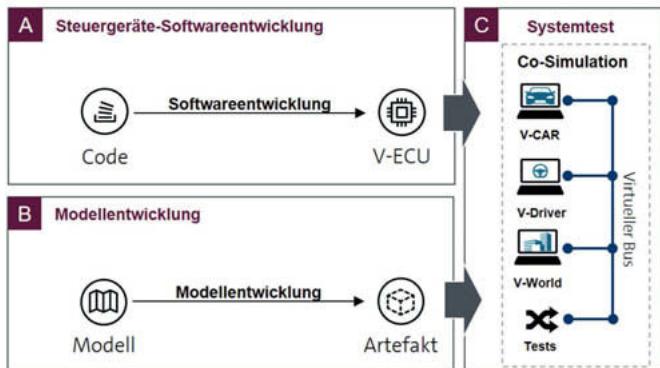


Bild 3: Gesamtprozess der agilen Entwicklung von mechatronischen Systemen

Steuergeräte-Softwareentwicklung

Softwarekomponenten bilden im Steuergerät einzelne Teilfunktionen ab. Diese Teilfunktionen stellen im integrierten Verbund Gesamtfunktionen dar. Hierfür werden mehrere Softwarekomponenten zusammen in einem Steuergerät durch eine sogenannte Software-Software-Integration intergeriert. Die agile Entwicklung von mechatronischen Systemen sieht vor, dass die Software-Software-Integration von Steuergeräten automatisiert durchgeführt wird. Das Ziel ist, virtuelle Steuergeräte mit allen notwendigen Softwarekomponenten, Basisdiensten und Betriebssystemfunktionalitäten kontinuierlich zu integrieren und in einer standardisierten Form zu liefern. Ein hersteller- und zuliefererübergreifender Standard ist hierfür notwendig.

In der Software-Software-Integration ist es entscheidend, dass diese einheitlich durchgeführt wird. Die Entwicklung der einzelnen Softwarekomponenten kann dabei Hersteller und Zulieferer übergreifend in Kooperation stattfinden. Der Hersteller ist für die Gesamtintegration verantwortlich.

Modellentwicklung

Das Ziel der Modellentwicklung ist es für verschiedene mechatronische Systeme eines Fahrzeugs durch Modelle nachzubilden. Die Modelle beschreiben dabei die Sensorik, Aktorik,

physikalische Vorgänge und die Wechselwirkung mit Steuergeräten. Die agile Entwicklung mechatronischer Systeme inkludiert die Modellentwicklung in die Gesamtentwicklung. Hierfür ist es notwendig, dass kontinuierlich Modelle für alle notwendigen Fahrzeugkomponenten zugeliefert werden. Um die Komplexität der Domänenvielfalt in der Modellentwicklung zu beherrschen, ist es unvermeidlich die einzelnen Modelle in einer standardisierten Form bereitzustellen. Hierfür eignet sich das Functional Mockup Interface, welches ein standardisiertes Artefakt namens Functional Mockup Unit vorschreibt [vgl. 3].

Durch den modularen Ansatz kann die Entwicklung von Modellen verteilt in Kooperation stattfinden.

Funktionsprüfung durch Test des Systems

Durch die Lieferung standardisierter Formate reduziert sich die Komplexität der Integration beim Hersteller. Die automatisierte Systemintegration virtueller Steuergeräte und Modellarteakte zu einer Multi Domain Simulation ermöglichen die Durchführung von kontinuierlichen Systemtest. Dies erlaubt jedes Produktinkrement des Systems testen zu können und jeden Beteiligten in der Entwicklung automatisiert über die Testergebnisse zu benachrichtigen. Diese Testergebnisse müssen in standardisierter Form vorliegen, um die übergreifende Zusammenarbeit zu stärken.

Folgende Vorteile erwarten wir durch den Einsatz der agilen mechatronischen Entwicklung:

- Automatisierter Testbetrieb durch den Einsatz von kontinuierlichen Entwicklungstechnologien von der Modell- und Softwareentwicklung beim Zulieferer bis hin zur Gesamtintegration beim Hersteller.
- Frühzeitige und automatisierte Erkennung von Integrationskonflikten beim Hersteller
- Frühzeitige und automatisierte Erkennung von Systemfehlern (Fail Fast)
- Modularisierung der Modell- und Funktionsentwicklung
- Effektivere und verteilte Zusammenarbeit zwischen den einzelnen Beteiligten in der Entwicklung
- Kontinuierliche Produktinkremeente durch Lieferantenintegration
- Etablierung der agilen Entwicklung von mechatronischen Systemen in der Automobilbranche

Die agile Entwicklung mechatronischer Systeme wird bei Volkswagen durch die Functional Engineering Platform realisiert. Diese wird im folgendem Kapitel vorgestellt.

5. Die Functional Engineering Platform (FEP)

5.1 Motivation und Ziel

Um die neuen Testmethoden wie die oben beschriebene agile Entwicklung mechatronischer Systeme effizient nutzen zu können, ist ein hoher Automatisierungsgrad und das Zusammenwirken unterschiedlichster Tools von großer Bedeutung. Um dies zu gewährleisten wurde bei Audi die Functional Engineering Platform entwickelt und ab 2017 als markenübergreifendes Projekt im Volkswagen Konzern initiiert.

Die Functional Engineering Platform dient der Bereitstellung von Tools, Methoden und benötigter Infrastruktur, um Simulationen stärker automatisiert durchführen zu können und zu vereinfachen. Sie unterstützt somit die Funktionsentwicklung durch funktionsbegleitende Simulationen. Dabei werden Simulationen bereits in frühen Phasen des V-Modells der Produktentwicklung unterstützt.

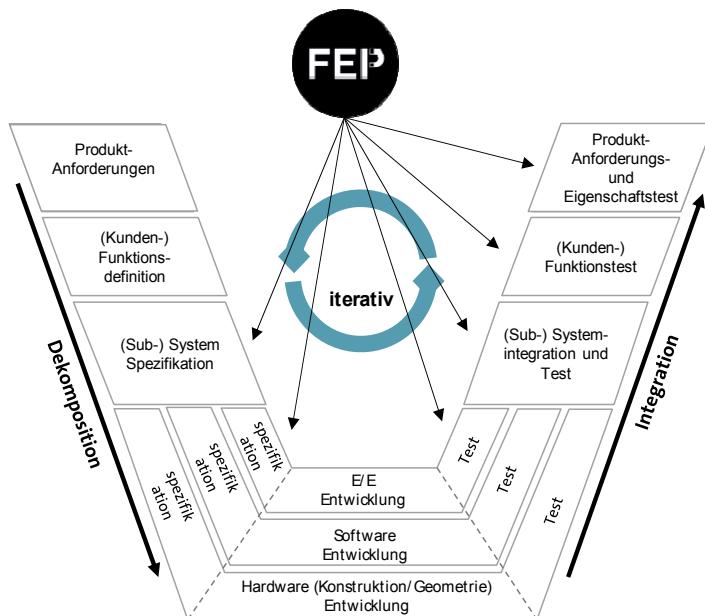


Bild 4: Einsatz der Functional Engineering Platform

Die hauptsächlichen Ziele der Functional Engineering Platform können wie folgt zusammengefasst werden:

- Bereitstellung einer technologischen Plattform für eine durchgängige Unterstützung der Funktionsentwicklung und –absicherung durch Simulationen
- Weiterentwicklung und Schaffung von Standards zur Gewährleistung der Wiederverwendbarkeit und Portabilität von Simulationselementen
- Entwicklung einer IT-Infrastruktur für die Durchführbarkeit von Simulationen auf unterschiedlichen Zielplattformen
- Unterstützung der Nutzer bei der Anwendung der Functional Engineering Platform

5.2 Technisches Grundprinzip

Das Grundprinzip der Functional Engineering Platform besteht im modularen Aufbau von Simulationen. Hierzu lässt sich ein Gesamtsystem aus unterschiedlichen Simulationsdomänen bestehend aus einzelnen Simulationselementen zusammensetzen und gemeinsam simulieren [vgl. 2]. Eine Simulation des Gesamtsystems lässt sich über die Technik der Co-Simulation durchführen, wobei die unterschiedlichen Anforderungen der einzelnen Simulationselemente an die jeweils spezifisch benötigten Berechnungsumgebungen leicht erfüllen lassen. Die Co-Simulation erfolgt über einen Simulationsbus, über den gekoppelte Simulationselemente Nutzdaten und Steuerkommandos austauschen, siehe hierzu Bild 5.

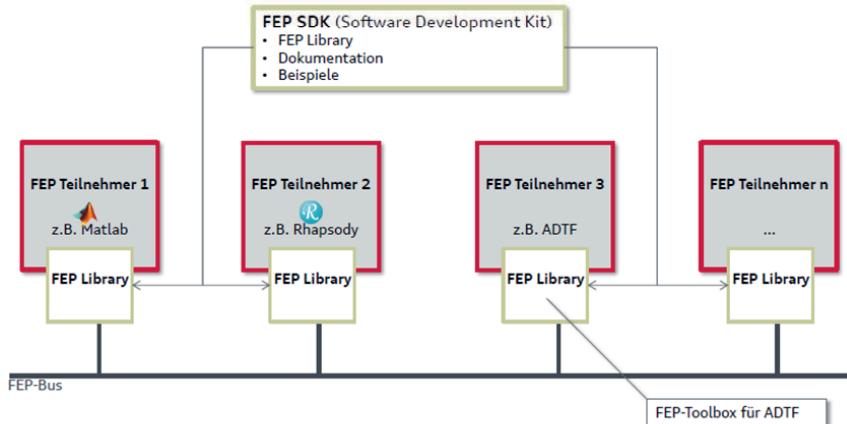


Bild 5: Das technische Grundprinzip der Functional Engineering Platform [vgl. 6]

Der Aufbau solcher Simulationen lässt sich leicht automatisieren und erlaubt eine leichte Austauschbarkeit von Teilkomponenten und damit eine höhere Flexibilität und Wiederverwendbarkeit der Einzelkomponenten. In der Praxis bewährte Simulationskomponenten lassen sich so effizient modularisieren, verteilen und weiterverwenden.

5.3 Automatisierung von Simulationen

Ein wichtiges Ziel der Functional Engineering Platform ist eine verstärkte Automatisierung des Testaufbaus und der Durchführung von Tests. Dabei gliedert sich der Vorgang eines Tests in die drei Phasen: Bereitstellung von Simulationselementen, Konfiguration der durchzuführenden Multi Domain Simulationen und der dazugehörigen Testfälle sowie der Ausführung der Testfälle auf unterschiedlichen Ausführungsplattformen, siehe hierzu Bild 6. Die Functional Engineering Platform stellt eine durchgängige Kette an Lösungen für jede der drei Phasen bereit, die auch getrennt voneinander in Anspruch genommen werden können.

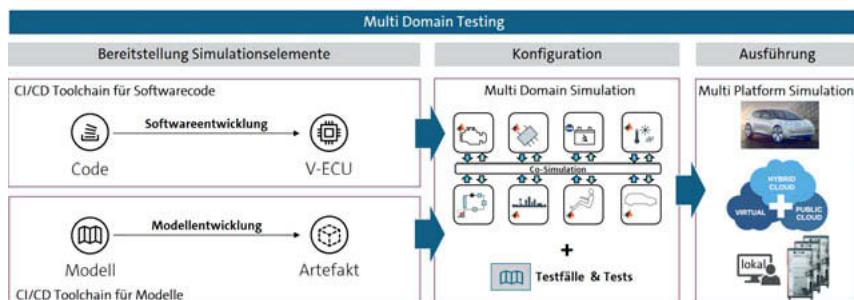


Bild 6: Die FEP unterstützt die drei Phasen eines Testes mit Co-Simulation

5.4 Bereitstellung von Simulationselementen: Continuous Integration für mechatronische Systeme

Für die Umsetzung der Grundidee der agilen Entwicklung von mechatronischen Systemen wird eine sogenannte DevOps-Plattform bereitgestellt. Diese Plattform ermöglicht den Zulieferern und Dienstleistern einen Zugang, um ihre Entwicklungsstände kontinuierlich und automatisiert in Form von einzelnen Modulen bereitzustellen. Durch die Modularisierung lässt sich die Integration beim Fahrzeughersteller automatisiert durchführen. Für jedes Modul stellt die DevOps-Plattform einzelne Continuous Integration Pipeline's bereit, welche die Integration in das Gesamtsystem übernimmt. Bei Fehlerfall innerhalb der Pipelines werden diese den Beteiligten mitgeteilt.

5.5 Konfiguration: Multi Domain Simulation und Testing

Den Kern der Automatisierung bildet ein geeignetes Konfigurationsmanagement, welches eine Test- und Systemausführung auf verschiedenen Testorten ermöglicht. Hier besteht das Ziel, Tests unabhängig vom Testort (z. B. SiL, HiL) zu definieren, damit diese anschließend auf verschiedenen Testorten verwendet werden können. Neben der Abstraktion des Testobjekts muss somit eine Abstraktion des Testorts unterstützt werden. Außerdem müssen unterschiedliche Artefakte für verschiedene Testorte erzeugt und zur Ausführung gebracht werden.

5.6 Ausführung: IT-Infrastruktur

Für die Durchführung automatisierter Simulationsdurchführungen wird neben der Bereitstellung der Simulationselemente und deren Konfigurationen inkl. Tests die Ausführung auf unterschiedlichen Berechnungsplattformen betrachtet. Neben der Ausführbarkeit von Tests auf Prüfplätzen rückt dabei zum einen die Verwendung von Tests auf Workstations und zum anderen die Ausführung in Berechnungsplattformen in den Vordergrund. Hierzu werden neuartige Berechnungsinfrastrukturen benötigt.

5.7 Standardisierungen

Für die Durchführung von Simulationen für Funktionen des hochautomatisierten Fahrens sind Standards für die Simulationselemente eine wichtige Voraussetzung zur Gewährleistung der Vergleichbarkeit von Simulationen. In der Vergangenheit stand in der Simulation das Verhalten des Fahrzeugs als mechatronisches System im Fokus. Bei den neuen Fragestellungen im Umfeld des hochautomatisierten Fahrens stellen sich neue Herausforderungen an die Simulation. Das Verhalten des Fahrzeugs in seiner Umgebung tritt hierbei immer mehr in den Fokus. Dies erfordert eine modellhafte Bild der Umwelt des Fahrzeugs. Simulationselemente, die bisher nur rudimentär modelliert wurden, werden zu wichtigen Simulationselementen. Das bisher vernachlässigte Verhalten zwischen dem Fahrzeug und der Umwelt muss detaillierter nachgebildet werden. Da diese Nachbildung auf unterschiedlichste Art für eine hohe Anzahl von Eigenschaften moderner Fahrzeuge erfolgt, sind Standards für die Modellierung neuer Simulationselemente erforderlich [6].

Wird ein reales Fahrzeug in seiner Umwelt betrachtet, so ergeben sich folgende Umweltobjekte, die als Modell in der Simulation nachgebildet werden müssen:

- Geometrie der Straße
- Verkehrsleitsysteme (Ampeln, Schilder, ...)
- Verkehrsregeln

- Andere Verkehrsteilnehmer (Fahrzeuge, Fußgänger,...)
- Objekte (Bäume, Gebäude,...)
- Objekteigenschaften
- Verkehrsszenarien

Um die Interaktion dieser Simulationselemente mit dem Fahrzeug realitätsnah simulieren zu können, müssen zudem auch die Schnittstellen zwischen Fahrzeug und Umwelt genauer nachgebildet werden. Dies erfordert geeignete Nachbildungen von:

- Fahrzeugsensoren
- Fahrzeugdynamik
- Fahrzeuggeometrie
- Fahrercharakteristika

In einer Simulation ist zudem die Informationsübertragung zwischen den Umweltobjekten und den Fahrzeugsensoren realitätsnah abzubilden [6].

Um diese Fragestellungen an Standardisierungen zu bewerten und benötigte Standards weiter zu etablieren, ist Volkswagen in unterschiedlichen Projekten und Standardisierungsgremien beteiligt. Neue Standards werden nach einer Bewertung in die Functional Engineering Platform integriert.

5.8 Rahmenbedingungen

Neben den technischen Aspekten werden im Projekt auch die Rahmenbedingungen für eine effiziente Nutzung der Functional Engineering Platform betrachtet. In diesem Zuge werden folgende Themen bearbeitet:

Lizenzmanagement

Für die Entwicklung und Absicherung von Softwarefunktionen werden eine Vielzahl von Lizenzen unterschiedlicher Toolhersteller benötigt. Neben den bereits existierenden Lizenzmodellen werden zudem neue Lizenzmodelle für die Durchführung von Simulationen auf Cloud- und Clusterrechnern notwendig. Diese sollen in Rahmen der Functional Engineering Platform zentral bereitgestellt werden.

Prozesse

Es werden Prozesse für die effiziente Beschaffung, die Verwaltung und den reibungslosen Austausch von Simulationselementen im Konzern geschaffen.

Technologiestandards

Die für die technologischen Umsetzungen der Functional Engineering Platform notwendigen Standards werden identifiziert und durch Beteiligung in konzernübergreifenden Gremien weiterentwickelt.

Anwendersupport

Neben den technologischen Lösungen bietet die Functional Engineering Platform einen Anwendersupport, welches die Anwender bei allen Fragen unterstützt.

Technologietransfer

Die Functional Engineering Platform wird bei Audi, Volkswagen und Porsche anhand von ausgewählten Projekten weiterentwickelt. Diese Projekte dienen dazu die Anforderungen aus der Praxis möglichst schnell in das Projekt hineinzutragen und die Entwicklungen der Functional Engineering Platform zur Anwendung in die Serienentwicklung zu überführen.

6. Zusammenfassung

Die Fahrzeugsimulation steht vor neuen Herausforderungen. Neue Entwicklungsmethoden erfordern neue Simulationsmethoden mit einem gesamtheitlichen Blick auf Systeme mit einem starken Fokus auf die Software und dem Zusammenspiel des Fahrzeugs mit der Umwelt. Neue Ansätze wie die agile Entwicklung mechatronischer Systeme oder die kontinuierliche Entwicklung erfordern eine Automatisierung von Test auf Basis von Co-Simulationen. Der Einsatz der agilen Entwicklung mechatronischer Systeme ermöglicht die agile Arbeitsweise mit mechatronischen Systemen und bringt die Vorteile agilen Softwareentwicklung mit sich.

Die Functional Engineering Platform stellt Lösungen für die Anwendung von virtueller Absicherung in einem kontinuierlichen Entwicklungsprozess bereit. Dabei werden spezielle Anforderungen an die virtuelle Absicherung mit Multi Domain Testing, die sich durch neue Herausforderungen, wie dem hochautomatisierten Fahren oder der Simulation von mechatronischen Systemen ergeben, durch eine agile Projektstruktur umgesetzt. Die Functional Engineering Platform dient der Bereitstellung von Tools, Methoden und benötigter Infrastruktur, um Simu-

lationen stärker automatisiert durchführen zu können und damit zu vereinfachen. Sie unterstützt die Funktionsentwicklung durch funktionsbegleitende Simulationen. Dabei werden Simulationen bereits in frühen Phasen bis zur Fahrzeugfreigabe des V-Modells der Produktentwicklung unterstützt.

Die Functional Engineering Platform stellt somit Lösungen bereit, um den neuen Herausforderungen, die sich aus dem hochautomatisierten Fahren ergeben, zu begegnen.

7. Literatur

- [1] Winner, H.: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag 2009
- [2] Stadler, C.; Gruber, T.: *Functional Engineering Platform - A Continuous Approach Towards Function Development*. Simulation and Testing for Vehicle Technology: Springer International Publishing 2016
- [3] Blockwitz, T.; Otter, M.; Arnold, M.; Bausch, C.; Claus, C.; Elmquist, H.; Junghanns, A.; Mauss, J.; Monteiro, M.; Neidhold, T.; Neumerkel, D.; Olsson, H.; Peetz, J.-V.; Wolf, S.: *The Functional Mockup Interface for Tool independent Exchange of Simulation Models*. Dresden: Proceedings 8th Modelica Conference 2011
- [4] Benedikt, M.: *Virtual Engineering Goes Agile - CI in System Simulation for Automotive HW Development*. Berlin, Automotive Agile PEP 2017
- [5] Oel, P.; Pohl, F.; Timpner, J., Aschoff, B.: *Virtual Integration and Validation in Volkswagen Development's SimLAB*. Bonn: ELIV 2017
- [6] Belke, R.; Kiffe, G.: *FEP – Functional Engineering Platform – FEP solutions enabling the way to automated driving*. Bonn: ELIV 2017
- [7] Soppa, A.; Bindick, S.; Dobmann, M.: *Virtuelle Fahrzeugentwicklung auf Basis von Co-Simulation und FMI – Effiziente Simulation von gekoppelten FMI-Modellen*. Baden-Baden: SIMVEC 2014 Co-Simulation

Konzept für Mentorensysteme

Neuartige Fahrerassistenzsysteme am Beispiel Race Trainer

Samuel Schacher, Volkswagen AG, Wolfsburg;
Prof. Dr.-Ing. habil. **Rudibert King**, TU Berlin, Berlin

Kurzfassung

Bei der Entwicklung eines Fahrerassistenzsystems, welches dem Nutzer das Fahren auf einer Rennstrecke beibringen soll, entstehen neue Herausforderungen an den Entwurf der Regelungs- und Interaktionsstrategie des Systems. In diesem Vortrag über ein *Konzept für Mentorensysteme* werden ein ganzheitlicher Ansatz sowie ein neuer Auslegungsraum für die Entwicklung dieser Kategorie von Fahrerassistenz vorgestellt.

Abstract

Developing an advanced driving assistance system (ADAS) that is supposed to teach a human racedriver presents new challenges to the design of the underlying control loops and interaction strategies. This presentation defines the “virtual mentor” as a new category for ADAS, discusses the arising challenges and suggests an approach as well as a new design space for implementing a robot that teaches a human driver.

1. Einleitung

In den vergangenen Jahrzehnten wurden viele elektronische Systeme entwickelt, die den Fahrer auf diverse Arten unterstützen [WHL16]. Mittlerweile existieren Fahrerassistenzsysteme (FAS), die das Automobil besser als viele Fahrer bewegen können. Beispiele hierfür sind in Serie verfügbare Einparkassistenten und Steuerungssysteme autonomer Fahrzeuge. Vollautomatische Fahrten mit FAS erreichen auf Rennstrecken mittlerweile beinahe das Niveau professioneller Rennfahrer [Sie17]. Dadurch entsteht der Wunsch, dass das hochtechnisierte Fahrzeug dem Menschen sein Können vermittelt. Beispiele hierfür sind ein kooperatives Fahrertraining für das Rückwärtseinparken [WST16] und für das ideale Fahren auf einer Rennstrecke [SHK18]. Der „Roboter“ übernimmt damit die Rolle eines Fahrtrainers.

Im Rahmen des Forschungsprojekts „Volkswagen Golf R RaceTrainer“ [SHK18] [Har16] wurde ein FAS entwickelt, welches einem Menschen durch kooperative Eingriffe in Lenkung und Antriebsstrang das Fahren auf einer Rennstrecke beibringt. Die benötigte enge Interak-

tion zwischen Fahrer und FAS sowie das neuartige Anwendungsszenario stellen bekannte Ansätze von FAS vor neue Herausforderungen. Zur Lösung wurde ein neues, ganzheitliches Konzept für die Entwicklung von FAS erarbeitet, welches das Fahrzeug als virtuellen Mentor für den Fahrer betrachtet. Ein Mentor instruiert seinen Schüler durch individuell angepasste Unterstützung und reagiert in gefährlichen Situationen durch schützende Aktionen. Ein virtueller Mentor kann den Fahrer aktiv in die Fahraufgabe einbeziehen und dessen Aktionen unterstützen. Um das zu ermöglichen, liegt der Fokus beim virtuellen Mentor auf Systemen mit „geteilter Fahrzeugführung“. Diese „(haptic) shared control“ [AM10], ist eine direkte Interaktion mit dem Fahrer über Lenkrad, Gas- und Bremspedal.

Zunächst wird in Kapitel 2 erläutert, warum „*Mentorensysteme*“ eine neue Kategorie von FAS darstellen. Anschließend werden in Abschnitt 2.1 die Ziele, Randbedingungen und Herausforderungen eines virtuellen Mentors näher betrachtet. In Abschnitt 2.2 folgt eine Analyse des Regelkreises bei Kooperation zwischen FAS und menschlichem Fahrer und dadurch entstehende Regelungstechnische Herausforderungen. Zum Aufbau und zur Abstimmung eines Mentorensystems wird in Kapitel 3 eine Grundstruktur vorgeschlagen, nach der ein virtueller Mentor agieren soll:

$$\text{Mentorensystem} = \text{Führung} + \text{Freiraum} + \text{Individualität} + \text{Sicherheit}.$$

Damit der Fahrer eigene Erfahrungen machen kann, benötigt er einen entsprechenden Freiraum. In Abschnitt 3.1 wird analysiert, wie der Freiraum ermöglicht werden kann und wie dieser die Kooperation mit dem FAS beeinflusst. Ein dafür eingeführter Auslegungsraum erleichtert in Abschnitt 3.2 den Systementwurf und zeigt zudem, wie die Individualisierung umgesetzt werden kann. Durch den gewünschten Freiraum kann der Fahrer von der optimalen Fahrweise abweichen, wodurch kritische Situationen entstehen können. Abschnitt 3.3 betrachtet daher Ansätze zur Sicherheitssteigerung im kooperativen Fahrertraining.

2. Definition einer neuen Kategorie von Fahrerassistenzsystemen

In einem als „*Mentorensystem*“ genutzten FAS wird der Fahrer beim Erlernen neuer Verhaltensweisen aktiv durch das FAS unterstützt. Ein Mentor ist ein erfahrener Berater, der mit Hinweisen und Empfehlungen den Lernprozess seines Schülers fördert [Dud18]. Darüber hinaus wird in dieser Arbeit angenommen, dass ein Mentor individuell entscheidet, in welchem Grad der Schüler Unterstützung braucht oder ob er eigene Erfahrungen sammeln darf. Dass Mentorensysteme eine eigene Kategorie für FAS darstellen, zeigt der Vergleich zu anderen FAS in Tabelle 1. Für diesen Vergleich sind mehrere Serien- und Forschungssysteme nach Motivation für ihre Verwendung (ihrer Assistenzwirkung) geordnet dargestellt. Die As-

sistenzwirkungen sind in die Kategorien Fahrzeugkontrolle, Komfort, Unaufmerksamkeit, Fahrkönnen und Mentor eingeteilt, welche sich wie folgt spezifizieren:

- **Fahrzeugkontrolle:** Diese Systeme verbessern die Kontrolle des Fahrers über das Fahrzeug, ohne dass dieser zusätzliche Stellgrößen bedienen muss.
- **Komfort:** Reine Komfortfunktionen machen die Fahrt für den Fahrer leichter oder angenehmer, indem sie ihm Teile der Fahraufgabe abnehmen.
- **Unaufmerksamkeit:** Systeme dieser Kategorie agieren dann, wenn der Fahrer abgelenkt ist oder den Verkehr nicht ausreichend beobachtet hat. Das FAS greift normalerweise so ein, wie es der Fahrer bei geeigneter Aufmerksamkeit auch könnte.
- **Fahrkönnen:** Diese Systeme unterstützen den Fahrer bei herausfordernden Manövern und zeigen eine bessere Fahrzeugbeherrschung als viele Autofahrer.
- **Trainer/Mentor:** „Mentorensysteme“ sollen dem Fahrer anwendungsspezifische Fahrtechniken beibringen und haben Überschneidungen mit der Kategorie Fahrkönnen.

Tabelle 1: Assistenzwirkung und Beispiele verschiedener Fahrerassistenzsysteme

Assistenzwirkung	Beispiel
Fahrzeugkontrolle	ABS, ESC, Hinterradlenkung, Strömungsbeeinflussung [PK18]
Komfort	Automatische Distanzregelung und/oder Querführung
Unaufmerksamkeit	Spurhalteassistent, Notbremsassistent
Fahrkönnen	Einparkassistent. Automatische Fahrt auf der Rennstrecke [Sie17]
Trainer/Mentor	Schaltempfehlung, Track Trainer [Wal09], Einpark Trainer [WST16], <u>RaceTrainer</u> [SHK18]

2.1 Mentorensysteme und Vorstellung „Volkswagen Golf R RaceTrainer“

Mentorensysteme vermitteln dem Fahrer durch optische oder akustische Hinweise, Teilautomatisierung oder durch haptische Interaktionen das anwendungsspezifische Lernziel. Diese Interaktionsmöglichkeiten können für unterschiedliche Lernziele verwendet werden. Visuell eingeblendete Schaltempfehlungen helfen dem Fahrer beispielsweise (bspw.) den optimalen Schaltzeitpunkt für das jeweilige Fahrzeug und die Fahrsituation zu finden. Der in [Wal09] vorgestellte „BMW Track Trainer“ ist die erste veröffentlichte Untersuchung eines Rennstreckentrainings mithilfe eines automatisch fahrenden Fahrzeugs. Im ersten Trainingsmodus sitzt der Fahrer als Beobachter auf dem Fahrersitz während das Fahrzeug vollautomatisch eine Runde fährt. Der Fahrer kann sich dabei die Ideallinie anschauen und einprägen. In einem zweiten Trainingsmodus fährt der Fahrer selber und erhält durch Vibratoren im Lenkrad und über sechs Leuchtdioden im Cockpit eine Rückmeldung, ob er zu weit

von der Ideallinie abweicht. Die automatische Fahrfunktion ist in diesem Modus nicht aktiviert, der Fahrer erhält keine Hilfe bei seinen Lenk-, Gas- und Bremseingaben. Aktive Lenkunterstützung bekommt der Fahrer dagegen bei dem in [WST16] vorstellten Trainingsszenario für das Rückwärtseinparken. Hier wurde zudem gezeigt, dass die Präzision von Einparkmanövern nach einem Training mit dem gezeigten System steigt.

Im Vergleich zu [Wal09] wird dem Fahrer im Forschungsprojekt „Volkswagen Golf R RaceTrainer“ [SHK18] durch richtungsführende Eingriffe der automatischen Fahrfunktion geholfen. Zusätzlich kann der Fahrer über ein „Augmented Reality Heads-Up-Display“ den Verlauf der Ideallinie sehen. Diese wird wie bei Videospielen direkt auf die Straße vor ihm eingeblendet (augmentiert). Bild 1 veranschaulicht die Interaktionsmöglichkeiten des Fahrers. Links sind die vom Autor bearbeiteten *direkten* Unterstützungsmöglichkeiten des Fahrers zu sehen. Diese sind durch additive Lenkmomente und Eingriffe in den Antriebsstrang durch Ansteuerung des Gaspedals und des ESC-Steuergeräts gegeben. Die rechte Bild zeigt *indirekte* Unterstützungsmöglichkeiten, welche ebenfalls im *RaceTrainer* umgesetzt wurden. Durch die Einblendung der Ideallinie im Sichtfeld des Fahrers und durch akustische Töne erhält der Fahrer Informationen zu dem Sollverlauf, der ihm beigebracht werden soll. Unter [Ngu16] kann ein Video zur automatischen und kooperativen Fahrt in diesem Fahrzeug abgerufen werden.

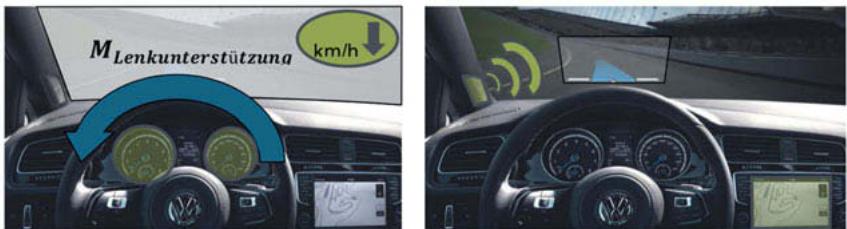


Bild 1: Direkte und indirekte (optisch-akustische) Interaktionsmöglichkeiten

2.2 Regelkreis der kooperativen Fahrt und Abstimmung der Eingriffsstärke

Die kooperative Fahrt mit geteilter Fahrzeugführung durch direkte Interaktion zwischen menschlichem Fahrer und FAS in Lenkrad, Gas- und Bremspedal wird nach [FA+16] als vertikale Kooperation bezeichnet. Diese steht im Gegensatz zur horizontalen Kooperation, bei der zwischen mehreren Fahrzeugen vermittelt wird.

Um die Konsequenzen für ein Regelungskonzept zu erläutern, wird die Einbindung des Menschen in den Regelkreis vorgestellt. Bild 2 zeigt einen vereinfachten Regelkreis bei manueller Fahrt. Hier agiert der Fahrer alleine ohne FAS, um das Fahrzeug innerhalb der Fahrbahnmarkierungen zu halten. Der Doppelpfeil deutet an, dass der Fahrer durch das Lenkgefühl unmittelbar beeinflusst wird und nicht nur auf die Fahrzeugreaktion reagiert.

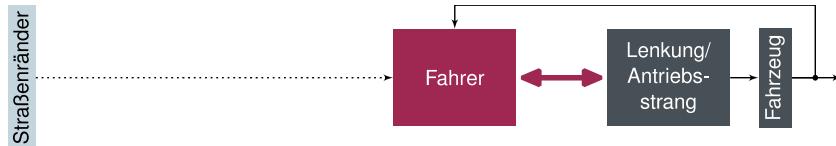


Bild 2: Regelkreis bei manueller Fahrt

Um das Können eines Autofahrers für eine (voll)-automatische Fahrt nachzubilden, kann die Regelungsaufgabe bspw. auf eine Bahnplanung (Vorgabe des zukünftigen Fahrverlaufs), Fahrdynamikregelung (Berechnung der für den zukünftigen Fahrverlauf notwendigen Quer- und Längskräfte) und die Aktorikregelung (Regelung des Lenkwinkels und des Antriebsstrangs) aufgeteilt werden [Don12]. Bild 3 zeigt diesen Regelkreis bei voll-automatischer Fahrt ohne Fahrer. Der Aufbau beschreibt eine Reglerkaskade mit zwei inneren Regelkreisen, wobei sich die Bahnplanung darauf verlässt, dass die Fahrdynamikregelung die Sollvorgabe des geplanten Fahrverlaufs umsetzt und diese davon ausgeht, dass die Aktorikregelung ebenfalls mit hoher Performance die erforderlichen Quer- und Längskräfte einregelt.

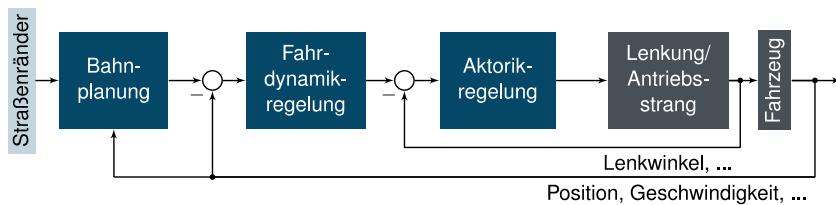


Bild 3: Regelkreis bei (voll-)automatischer Fahrt

Bild 4 erweitert den Regelkreis für die kooperative Fahrt durch die Einbindung eines menschlichen Fahrers. Dieser wirkt auf die Stellglieder des Fahrzeugs und kann durch die Bedienung von Lenkrad, Gas- und Bremspedal die Aufgabe der Aktorikregelung massiv beeinflussen. Dadurch wird die Annahme von dem performanten inneren Regelkreis verletzt, was negativ auf die äußeren Regelkreise rückwirkt (rote Pfeile). Hält der Fahrer das Lenkrad starr fest, wird das Fahrzeug bspw. die Straßenränder verlassen, unabhängig davon, welche Querkraft die Fahrdynamikregelung anfordert oder welche Route von der Bahnplanung be-

rechnet wurde. Der Fahrer wirkt demnach wie eine massive Störgröße auf den Regelkreis. Um den Einfluss des Fahrers zu reduzieren oder diesen Einfluss sogar zu eliminieren muss die Aktorikregelung stark eingreifen oder den Fahrer komplett entkoppeln.

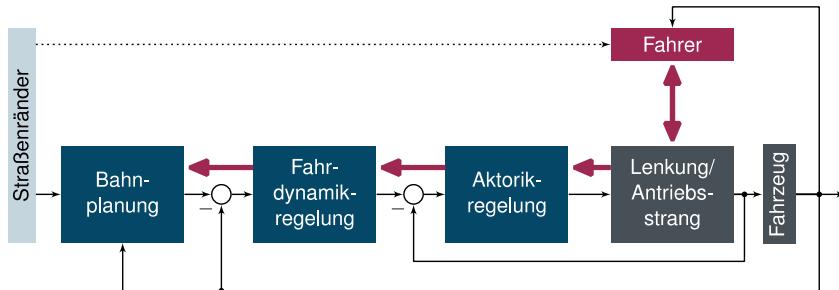


Bild 4: Regelkreis bei kooperativer Fahrt

Um das FAS entsprechend abzustimmen wird in [AMB12] der Freiheitsgrad „Level of Haptic Authority“ (LoHA) eingeführt. Dieser beschreibt, welche Autorität das Assistenzsystem auf die Stellgrößen Lenkrad, Gas- und Bremspedal ausübt und damit, wie stark der Wunsch des Fahrers übergangen wird. Der LoHA ist ein wichtiges Element bei der Abstimmung eines FAS, da je nach Fahrsituation und je nach FAS eine andere Eingriffsstärke sinnvoll ist. Bild 5 veranschaulicht diesen Freiheitsgrad beispielhaft an einigen FAS aus Tabelle 1. Den stärksten Eingriff nutzt der Notbremsassistent, da er den Fahrer vom System entkoppeln kann, wenn dieser bspw. das Gaspedal bleibt und eine gefährliche Situation nicht bemerkt. Haptische Eingriffe von einem Spurhalteassistenten sind (aus Sicherheitsgründen [Sch09]) in der Regel so ausgelegt, dass Sie vom Fahrer leicht überstimmt werden können und haben einen geringen LoHA. Der Fahrer wird aber auch bereits durch audiovisuelle Informationen wie Warntöne oder die erwähnten Schaltempfehlungen beeinflusst. Diese weisen den geringsten (bzw. keinen) LoHA auf.

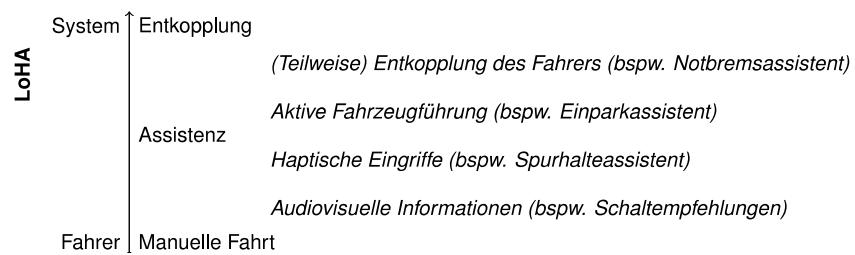


Bild 5: Level of Haptic Authority beispielhafter Assistenzsysteme

Für ein klassisches FAS kann der Fahrer wie bereits erwähnt als Störgröße des Gesamtsystems betrachtet werden. Als Systemziel steht hier bspw. die Sicherheit im Straßenverkehr im Vordergrund und der Fahrer stört dabei das Regelungssystem. Für ein Mentorensystem ist der Fahrer hingegen als aktiver Teil des Gesamtsystems zu betrachten, da ihm etwas beigebracht werden soll. Im nachfolgenden Kapitel wird beschrieben, wie ein FAS als Mentorensystem mit aktivem Fahrereinfluss entworfen werden kann.

3. Konzept für Mentorensysteme

Dieses Kapitel führt zwei übergeordnete Konzepte und einen neuen Auslegungsraum zum Entwurf von Mentorensystemen ein. Das erste Konzept betrifft den Umgang mit dem Einfluss des Fahrers auf das Regelungssystem. Das zweite Konzept veranschaulicht das Auslegungsziel eines Mentorensystems, welches mithilfe des anschließend eingeführten Raums der „Kooperationszustände“ systematisch bei der Auslegung des FAS umgesetzt werden kann

Durch kooperative Eingriffe vom Mentorensystem in die Fahrzeugdynamik soll der menschliche Fahrer das anwendungsspezifische Lernziel (bspw. die zeitoptimale Fahrt auf der Rennstrecke) lernen und dabei zusätzlich vor gefährlichen Situationen geschützt werden. In Kapitel 2 wurde gezeigt, welchen Einfluss der Fahrer auf das Fahrzeug hat. In gefährlichen Situationen stört der Fahrer dadurch die Regelung und damit die Möglichkeit ihn vor Gefahren zu schützen. In normalen Fahrsituationen ist der Einfluss des Fahrers hingegen erwünscht, da dieser durch die manuelle Steuerung eigene Erfahrungen sammeln soll. Unter der Prämisse Der Fahrer ist (k)eine Störgröße

kann der Regelungstechnische Zielkonflikt aus Regler-Performance und geduldeter Einbindung des Fahrers aufgelöst werden. Das Mentorensystem muss den Einfluss des Fahrers als Teil des Trainings respektieren, aber auch in der Lage sein, den Fahrer zu überstimmen, um gefährliche Situationen zu verhindern.

Die Eingriffe des Mentorensystems basieren dabei auf der Abstimmung der internen Regler-Kaskade aus Fahrdynamik- und Aktorikregelung und den an diese gestellten Sollwerte. Die Regelgrößen und Sollwerte leiten sich zunächst aus den anwendungsspezifischen Lernzielen ab, bspw. aus der zeitoptimalen Fahrt auf der Rennstrecke. Hier sind die Sollwerte die Einhaltung der Ideallinie, Lenkwinkel- und Zeitpunkt sowie die optimale Geschwindigkeit an jedem Punkt der Rennstrecke. Die Herausforderung beim Entwurf von Mentorensystemen

liegt jedoch darin, dem Fahrer diesen Lerninhalt über eine sinnvolle Gestaltung des Trainings beizubringen – die eigentliche Regelgröße des Mentorensystems ist die Maximierung des Fahrkönnens. Anders als bspw. eine Gefährdungsbewertung der aktuellen Fahrsituation stellt das Fahrkönnen jedoch keine direkt messbare Regelgröße dar und das FAS wirkt nur indirekt auf den Lernprozess des Fahrers ein. Die Auslegung des Gesamtsystems kann demnach nur auf Annahmen beruhen, aus denen sich messbare Regelgrößen und Interaktionsregeln ableiten. Der Systementwurf wird deswegen an einem bestimmten Typ von Lehrer orientiert: einem Mentor. Tabelle 2 fasst die bereits in Kapitel 2 genannten Eigenschaften eines Mentors zusammen und zeigt, welche Aspekte sich für den Entwurf eines Regelungssystems ableiten.

Tabelle 2: Analogie eines virtuellen Mentors

Idealer Lehrer: Mentor	➔ Mentorensystem
Erfahrener Berater,	➔ Führung
der eigene Entscheidungen ermöglicht,	➔ Freiraum
sich auf den Schüler einstellt und	➔ Individualität
schützend eingreift, um Schaden abzuwenden.	➔ Sicherheit

Was diese Analogie für die Auslegung eines virtuellen Mentors genau bedeutet, wird in Abschnitt 3.2 erläutert. Doch zunächst wird in Abschnitt 3.1 diskutiert, wie der Fahrer die aktive Unterstützung vom FAS überhaupt erlebt.

3.1 Planungsadaption und Auslegungsraum der Kooperationstypen

Die vom Fahrer wahrgenommene Unterstützung ist von der Eingriffsstärke der Regelung (LoHA) und dem Zusammenspiel zwischen der Sollvorgabe des FAS und dem Fahrtwunsch des Fahrers abhängig. In bisherigen Untersuchungen wurde festgestellt, dass die fahrerseitige Akzeptanz bezüglich eines FAS stark davon abhängig ist, ob Fahrer und Fahrfunktion die gleiche oder eine unterschiedliche Vorstellung vom zukünftigen Fahrverlauf haben [FA+16] [AS+17]. Dies wird am Beispiel eines aktiven Spurhalteassistenten illustriert. Das Ziel dieses FAS ist das Halten der aktuellen Spur. Droht das Fahrzeug die Spur zu verlassen, wird der Fahrer durch additive Lenkmomente unterstützt. War der Fahrer unaufmerksam, entspricht es auch dem Wunsch des Fahrers die Spur zu halten und er wird die Interaktion positiv bewerten. Möchte der Fahrer jedoch die Spur wechseln, stören ihn diese Eingriffe, weswegen die Spurführung bspw. durch das Setzen des Blinkers kurzzeitig deaktiviert werden kann. Der Fahrerwunsch wird dann nicht von den Reglereingriffen gestört. Bei einem einfachen

FAS wie dem Spurhalteassistenten kann dieser Effekt durch Reduktion des Level of Haptic Authority (LoHA) erzeugt werden, wodurch einfach keine Eingriffe mehr erfolgen. Es kann aber auch der Wunsch des Fahrers interpretiert und als neuer Sollwert übernommen werden. Wenn die Bahnplanung diesen exakt nachbildet, wird der Fahrer ebenfalls keine störenden Eingriffe mehr spüren. Der LoHA reicht demnach nicht aus, um die Interaktion des FAS vollständig zu definieren, da der gleiche Effekt auf den Fahrer auch durch Änderung der Sollvorgabe erzeugt werden kann.

In [BFAM14] wird die Anpassung der geplanten Route an den Wunsch des Fahrers unter dem Begriff „Trajectory Adaption“ eingeführt. Das FAS versucht den Fahrerwunsch bestmöglich nachzubilden, welcher dem System über eine Steuerungseinheit bspw. eine eigene Wunschgeschwindigkeit oder eine favorisierte Position in der Spur vorgeben kann. In [BFAM14] ist das Ziel der „Trajectory Adaption“ die bestmögliche Nachbildung des Fahrerwunsches. Bei einem Mentorensystem soll dem Fahrer jedoch etwas beigebracht werden und es ist davon auszugehen, dass dazu nicht der Fahrerwunsch, sondern der Systemwunsch die richtige Zieltrajektorie vorgibt. Aus diesem Grund wird mit der „Planungsadaption“ ein Konzept zur Auslegung von FAS vorgestellt, welches die Anpassung der Bahnplanung zwischen dem (interpretierten) Wunsch des Fahrers und dem (anwendungsspezifischen) Ziel des Assistenzsystems beschreibt. Somit ist die *Planungsadaption* ein variierbarer Freiheitsgrad. Mit diesem soll die Planung zwischen dem (interpretierten) Wunsch des Fahrers und einem (objektiven) Ziel des FAS angepasst werden. In [SHK18] wird ein Algorithmus zur Anpassung der Referenzgeschwindigkeit an den Fahrer vorgestellt, der den Freiheitsgrad der Planungsadaption umsetzt.

In der geteilten Fahrzeugführung existieren nach Ansicht der Autoren drei grundsätzliche Typen der Kooperation zwischen Fahrer und Fahrzeug, welche durch Variation von LoHA und *Planungsadaption* entstehen. Als Kooperationsgrundlage wird der Wunsch des Fahrers festgelegt. Es resultieren die Kooperationstypen der „maximalen“, „minimalen“ und „reduzierten“ Kooperation, die in Bild 6 in die beiden Abstimmungsdimensionen LoHA und Planungsadaption eingeordnet werden. An den Eckpunkten liegen jeweils die Steuerungs- und/oder die Planungshoheit beim Fahrer oder beim System. In der *maximalen Kooperation* unterstützt das System den Fahrer bei seinen Zielen und stellt sich komplett auf den Fahrtwunsch des Fahrers ein. Der gewählte LoHA entscheidet darüber, wie stark der Fahrer bei der Erreichung seiner Ziele aktiv unterstützt wird. In der *minimalen Kooperation* wird hingegen der Fahrtwunsch des FAS priorisiert und das Ziel des Fahrers ignoriert. Hier steht meist nur noch

ein höheres Kooperationsziel im Vordergrund, bspw. die Wahrung der Verkehrssicherheit und die Wahl des LoHA entscheidet darüber, wie stark der Fahrerwunsch überstimmt wird. In beiden Fällen kann das FAS mit starken Eingriffen auf das Fahrzeug einwirken, für den Fahrer entsteht jedoch eine vollkommen gegensätzliche Interaktion. Die Kooperationstypen der maximalen und minimalen Kooperation sind nicht scharf voneinander trennbar, da nicht nur in gefährlichen Situationen Fahrtwunsch des Fahrers und des FAS identisch sein können. Stimmen die Fahrtwünsche hingegen nicht überein, spannt sich ein breites Spektrum an Kooperationsmöglichkeiten auf. Da das FAS hier den Wunsch des Fahrers berücksichtigt, aber nicht vollständig befolgt, wird dieses Spektrum als *reduzierte Kooperation* bezeichnet. Dieser Abstimmungsbereich ist notwendig, um die Akzeptanz des Fahrers zu steigern, ohne das Ziel des FAS (bspw. das Lernziel) zu ignorieren. Die reduzierte Kooperation ist der empfohlene Kooperationstyp eines Mentorensystems. Die manuelle Fahrt in Bild 6 ist eigentlich kein Kooperationstyp, kann aber als Sonderfall maximaler Kooperation betrachtet werden, da das FAS den Fahrer nicht in seinen Zielen stört und ihm maximalen Freiraum ermöglicht.

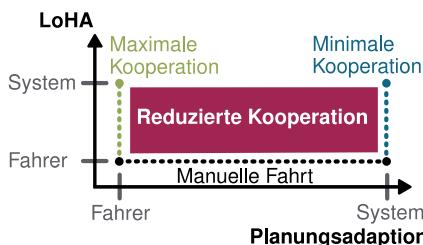


Bild 6: Typen der Kooperation zwischen Fahrer und FAS

3.2 Abstimmung von Führung, Freiraum und Individualität

Mit der Anpassung der Bahnplanung durch den Freiheitsgrad der Planungsadaption wird die Interaktion mit dem FAS für den Fahrer nachvollziehbarer und angenehmer. Dies ist bei der Nutzung eines virtuellen Mentors sinnvoll, da es zu einer höheren Akzeptanz der FAS-Eingriffe führt und der Fahrer den Hinweisen vom Mentorensystem dann eher folgt. In dem durch LoHA und Planungsadaption entstehenden Raum der Kooperationszustände kann die Auslegung des Mentorensystems durchgeführt und nach den in Kapitel 1 genannten Prinzipien *Führung*, *Freiraum*, *Individualität* und *Sicherheit* gestaltet werden.

Führung bedeutet zunächst, dass das FAS in der Lage ist, das anwendungsspezifische Lernziel demonstrieren zu können. Dies entspricht einem Typ minimaler Kooperation, in dem der störende Einfluss vom Fahrer einkalkuliert, aber nicht respektiert werden muss. Dies

kann bspw. auf der Rennstrecke in einer initialen Vorführerrunde sinnvoll sein. Für ein Mentorenrsystem mit kooperativen Eingriffen soll der Fahrer jedoch nicht nur Zuschauer sein, sondern aktiv in die Fahraufgabe eingebunden werden. Damit der Fahrer eigene Erfahrungen sammelt, kann ihm ein *Freiraum* durch Reduktion der Eingriffsdominanz oder durch Anpassung der Planungsadaption ermöglicht werden. Bild 7 a) illustriert die Abstimmungsmöglichkeiten, in der sich von der optimalen Führung (minimale Kooperation) zwei Wege zum Erlauben eines Fahrerfreiraumes abzweigen. Die gemeinsame Auslegung der Freiheitsgrade liefert nun die Lösung für die Aufgabe der *individuellen* Abstimmung des Mentorenrsystems. Dieses kann nun auf das Können und den Lernfortschritt jedes Fahrers angepasst werden. Bild 7 b) zeigt mit unterschiedlichen Symbolen drei mögliche Abstimmungen für Fahrer mit wachsender Fahrzeugbeherrschung, die beispielhaft mit den Bezeichnungen Anfänger, Fortgeschritten und Profi versehen wurden. Einem professionellen Fahrer würde das Mentorenrsystem dementsprechend am meisten Freiraum ermöglichen. Die eingezeichneten Pfeile werden im nachfolgenden Abschnitt erläutert.

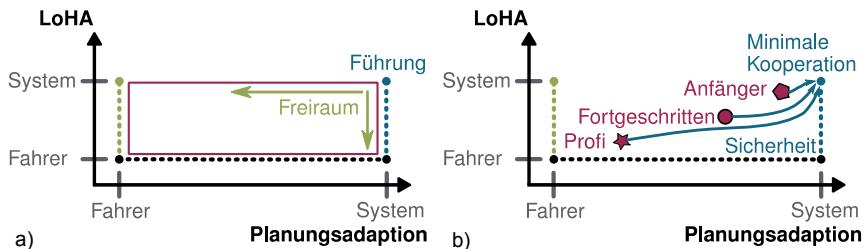


Bild 7: Führung und Freiraum im Auslegungsraum der Kooperationstypen

Die Abstimmungen in diesem Auslegungsraum können für die verschiedenen Interaktionsmöglichkeiten mit dem Fahrer unterschiedlich sein. Für jede haptische Schnittstelle mit dem Fahrer (Lenkrad, Gas- und Bremspedal), aber auch für jede optisch-akustische Schnittstelle (Einblendungen in einem Heads-Up-Display, Warntöne vor einer Bremszone) kann eine unterschiedliche Parametrierung notwendig sein. So wird im Projekt „Race Trainer“ bspw. die Lenkunterstützung sowohl in der geplanten Bahn, als auch in ihrem LoHA an den Fahrer angepasst, die eingeblendete Ideallinie wird jedoch nicht im angezeigten Verlauf oder der Darstellungsform variiert. Der Fahrer soll optisch immer die gleiche Referenzlinie angezeigt bekommen, um sich daran orientieren zu können. Es kann jedoch sinnvoll sein, die Darstellung der Referenzlinie mit steigender Erfahrung zu reduzieren oder diese komplett auszublenden, was äquivalent zu einem „geringen LoHA“ der optischen Anzeige ist.

3.3 Sicherheit und Regelkreis eines Mentorensystems

Die ursprüngliche Motivation von FAS lag in der Erhöhung der Sicherheit im Straßenverkehr. Das FAS greift oft erst dann ein, wenn diese Sicherheit gefährdet ist. Ein Mentorensystem soll hingegen den Fahrer kontinuierlich während der Fahrt unterstützen und variiert dabei seine Eingriffsintensität nach den zuvor genannten Prinzipien. Die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten kritischer Situationen steigt, wenn das Mentorensystem dem Fahrer mehr Freiraum ermöglicht. Das FAS ist bei einem stark reduzierten LoHA jedoch nicht immer in der Lage den Fahrer zu schützen. In gefährlichen Situationen muss das Mentorensystem sowohl LoHA als auch Planungsadaption dynamisch anpassen können. Ist die Bahnplanung so ausgelegt, dass sie nur sichere und fahrbare Trajektorien berechnet, erfolgt die Anpassung der Planung automatisch. Für die Variation des LoHA muss jedoch zunächst das Gefährdungspotential der Situation erkannt werden und die Eingriffsintensität gegebenenfalls wieder erhöht werden, was in Bild 7 b) durch die blauen Pfeile angedeutet ist. In einer gefährlichen Situation ist es sinnvoll den Lerneffekt und das subjektive Empfinden des Fahrers zu ignorieren und den Fahrer wieder als klassische Störgröße im Regelkreis zu betrachten, um den Fahrer zu schützen. Hierauf wird nicht genauer eingegangen, da klassische Ansätze von FAS für den Entwurf verwendet werden können.

Die Forderung nach Sicherheit kann durch einen zusätzlichen Regelkreis erfüllt werden. Die situative Gefährdung (Situationskritikalität) und der LoHA werden dafür als ein eigener Regelkreis betrachtet, wobei angenommen wird, dass die Situationskritikalität sinkt, wenn der LoHA erhöht wird. Bild 8 zeigt diesen Regelkreis. Die Situationskritikalität wird dadurch zur beobachteten Regelgröße y , die bspw. unterhalb eines bestimmten (eventuell sogar fahrer-individuellen) Schwellwerts bleiben soll und der LoHA wird zur Stellgröße u des neuen Gesamtsystems. Bild 8 illustriert zudem, wie die bisherigen Anforderungen an das Mentorensystem mit diesem neuen Regelkreis vereinbar sind, da die anwendungsspezifische Basisunterstützung nach Abschnitt 3.2 wie eine Vorsteuerung vorgegeben wird.

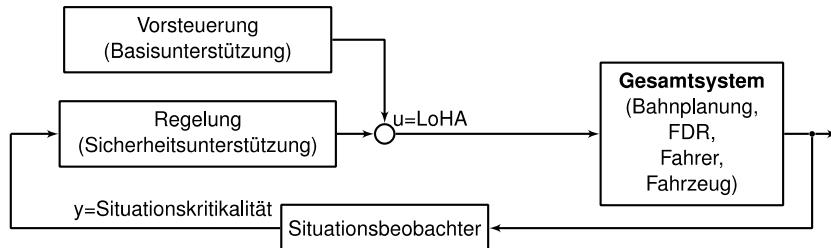


Bild 8: Situationskritikalität als Führungsgröße y und LoHA als Stellgröße u

Diese Anforderungen müssen in einem einheitlichen Regelungsansatz umgesetzt werden. Bild 9 zeigt einen möglichen Regelkreis des virtuellen Mentors. Die Planungsadaption wird von den Einstellungen des Mentorensystems vorgegeben und wirkt sich auf die Bahnplanung aus. Diese wird im Forschungsprojekt „Volkswagen Golf R RaceTrainer“ zusätzlich für die Bewertung der Situationskritikalität eingesetzt. Die Planungsadaption und der Basiswert des LoHA gehen in den Block *Regelung* nach dem Schema aus Bild 8 ein und bestimmen gemeinsam den tatsächlichen LoHA der Aktorikregelung. Über diesen Regelkreis des Mentorensystems ist ein Fahrertraining möglich, das Führung, Freiraum, Individualität und Sicherheit vereint. In dem gezeigten Regelkreis bleibt die Fahrdynamikregelung (FDR) unberührt. Weitere Anpassungen der Fahrdynamikregelung wurden in diesem Zusammenhang zusätzlich evaluiert, sie konnten aber entweder auf den Aspekt der Planungsadaption oder auf den Freiheitsgrad des Level of Haptic Authority (LoHA) übertragen werden. Daher wurde eine Fahrdynamikregelung gewählt, die in jeder Situation die optimalen Längs- und Querkräfte für den vorgegebenen Sollverlauf ausgibt.

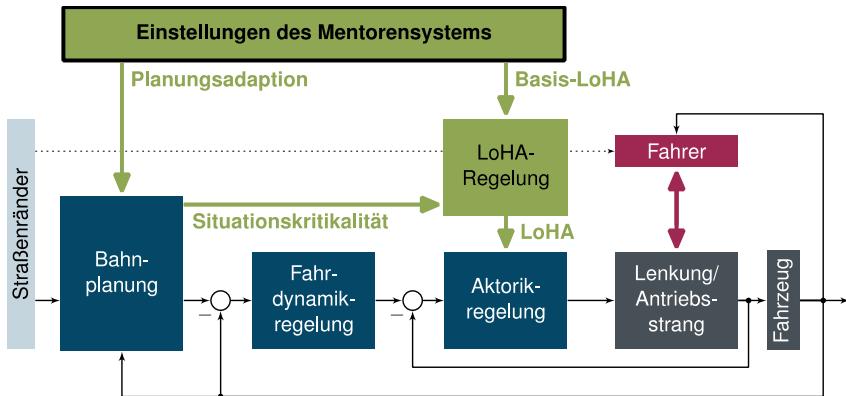


Bild 9: Regelkreis des Mentorensystems

4. Fazit und Ausblick

Für die neue Kategorie von FAS, dem virtuellen Mentor, wurden viele Grundlagen und Empfehlungen vorgestellt. Die Auseinandersetzung mit dem Fahrereinfluss führte zu einer differenzierten und situativ zu verstehenden Betrachtungsweise: *Der Fahrer ist (k)eine Störgröße*. Der Fahrer wird in Lernsituationen als Störgröße geduldet und bei Gefahrensituationen umgangen. Die gewählten Grundprinzipien eines guten Mentors können durch die Betrachtung der Systemabstimmung in einem neuen Auslegungsraum aus LoHA und Planungsadaption intuitiv im Systementwurf berücksichtigt werden. Diese Kooperationszustände werden mit dem abschließend gezeigten Regelkreis eines Mentorensystems gezielt umgesetzt.

Die vorgestellte Struktur eines Mentorensystems kann in zukünftigen Forschungsprojekten als innere Reglerkaskade einer übergeordneten Regelung abstrahiert werden, die anschließend wieder das Fahrkönnen als eigentliche Regelgröße betrachtet. Ein entsprechendes Regelungskonzept für den Schulunterricht wurde in [Cub82] als „*Kybernetische Pädagogik*“ vorgeschlagen, wo der Schüler als Regelstrecke angesehen wird. Über Vorgänge wie Tafelübungen oder Buchtexte (Stellglieder) wird sein Lernzustand verbessert und über Lernkontrollen wie Prüfungen (Messglieder) erfasst. Anschließend wird die Lehrstrategie (Regler) und das genutzte Stellglied angepasst. Das Mentorenkonzept wäre ein passendes Stellglied nach dem Konzept der kybernetischen Pädagogik. Der Fahrer kann im Mentorensystem mit erhöhter Sicherheit sein persönliches Fahrkönnen steigern und die Lehrstrategie entscheidet über die individuelle Gestaltung von Führung, Freiraum und Sicherheit.

10 Quellen

- [WHL16] WINNER, H. ; HAKULI, S. ; LOTZ, F. ; SINGER, C.: Handbook of driver assistance systems: Basic information, components and systems for active safety and comfort. Springer International Publishing, 2016
- [Sie17] SIEDERSBERGER, K.-H.: Von der Rennstrecke auf die Straße. In: *at-Automatisierungstechnik* 65 (2017), Nr. 7, S. 465–470
- [WST16] WADA, T. ; SONODA, K. ; TADA, S.: Simultaneous Achievement of Supporting Human Drivers and Improving Driving Skills by Shared and Cooperative Control. In: *IFAC-PapersOnLine* 49 (2016), Nr. 19, S. 90–95
- [SHK18] SCHACHER, S. ; HOEDT, J. ; KING, R.: Fahrerspezifische Geschwindigkeitsprofile für die automatische oder die kooperative Fahrt. In: *at-Automatisierungstechnik* 66 (2018), Nr. 1, S. 53–65
- [Har16] HARLEY, M.: *Volkswagen Autonomous Race Trainer Eliminates Driving Instructors*. Forbes Media LLC, url: <http://www.forbes.com/sites/michaelharley/2016/10/10/volkswagen-autonomous-race-trainer-eliminates-driving-instructors/> (Abrufdatum 21.05.2018), 2016
- [AM10] ABBINK, D. A. ; MULDER, M.: Neuromuscular Analysis as a Guideline in designing Shared Control. Version: 2010. In: ZADEH, M. H. (Hrsg.): *Advances in haptics*. Vukovar, Croatia : In-Teh, 2010
- [Dud18] DUDENREDAKTION: „Mentor“ auf Duden online. URL: <https://www.duden.de/node/698559/revisions/1658646/view> (Abrufdatum: 24.05.2018), 2018
- [PK18] PFEIFFER, J. ; KING, R.: Robust control of drag and lateral dynamic response for road vehicles exposed to cross-wind gusts. In: *Experiments in Fluids* 49:55 (2018)
- [Wal09] WALDMANN, P.: Entwicklung eines Fahrzeugführungssystems zum Erlernen der Ideallinie auf Rennstrecken. Aachen : Shaker, 2009
- [Ngu16] NGUYEN, V.: *Volkswagen Race Trainer Self-Driving and Augmented Reality hands-on*. YouTube LLC, url: <https://youtu.be/5wPoGc8Z2q4> (Abrufdatum 21.05.2018), 2016
- [FA+16] FLEMISCH, F. ; ABBINK, D. ; ITOH, M. ; PACAUX-LEMOINE, M.-P. ; WESSEL, G.: Shared control is the sharp end of cooperation: towards a common framework of joint action, shared control and human machine cooperation. In: *IFAC-PapersOnLine* 49 (2016), Nr. 19, S. 72–77
- [AS+17] ALTENDORF, E. ; SCHÜTZ, R. ; CANPOLAT, Y. ; WESSEL, G. ; FLEMISCH, F.: A Study on the Human and the Automation in Automated Driving: Getting to Know Each Other. In: *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*. Springer, 2017, S. 672–683

- [Don12] DONGES, E.: Fahrerverhaltensmodelle. Version: 2012. In: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Vieweg+Teubner Verlag, 2012, S. 15–23
- [AMB12] ABBINK, D. A. ; MULDER, M. ; BOER, E. R.: Haptic shared control: Smoothly shifting control authority? In: *Cognition, Technology & Work* 14 (2012), Nr. 1, S. 19–28
- [Sch09] SCHMIDT, G.: *Haptische Signale in der Lenkung: Controllability zusätzlicher Lenkmomente*, Dt. Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Inst. für Verkehrssystemtechnik, Diss., 2009
- [BFAM14] BALTZER, M. ; FLEMISCH, F. ; ALTENDORF, E. ; MEIER, S.: Mediating the interaction between human and automation during the arbitration processes in cooperative guidance and control of highly automated vehicles. In: *Proceedings of the 5th international conference on applied human factors and ergonomics AHFE*, 2014
- [Cub82] CUBE, F. von: *Kybernetische Grundlagen des Lernens und Lehrens*. 4. Edition, Klett-Cotta, 1982

Das autonome Fahrzeug oder der Mensch

Wer ist besser und leistungsfähiger?

Dr. Mandy Dotzauer, DLR e.V., Berlin;

Dr. Katharina Preuk, Dr. Caroline Schießl, DLR e.V., Braunschweig;
Daniela Patz, KFV, Wien

Kurzfassung

Mit einer Sondergenehmigung des kalifornischen Amts für Kraftfahrzeuge ist es Unternehmen erlaubt autonome Fahrzeuge auf öffentlichen Straßen zu testen. Im Gegenzug sind die Unternehmen verpflichtet alle Unfälle zu melden und einen Jahresbericht über alle notwendigen Eingriffe des Kontrollfahrers zu verfassen. Diese Berichte (Oktober 2014 bis Dezember 2016) bilden die Grundlage für die Entwicklung einer Methode zum Vergleich der Leistungsfähigkeit autonomer Fahrzeuge mit der des Menschen. Hierfür wurden einerseits systeminitiierte Übernahmeauflorderungen, ausgelöst durch Systemgrenzen oder -versagen, der autonomen Fahrzeuge und menschlichen Beinahe-Unfälle (auf Basis der österreichischen 100-Car Study) hinsichtlich ihrer Fehlerursachen ausgewertet und gegenübergestellt. Ebenso wurden andererseits Unfalltypen und Fehlerursachen für Unfälle autonomer Fahrzeuge bestimmt und menschlichen Unfällen gegenübergestellt. Die Unfalldaten für den Menschen stammen aus der österreichischen Unfalldatenbank. Für die Analyse wurden die Unfalldaten anhand der Definitionen aus dem GIDAS Handbuch (2001) in Unfalltypen kategorisiert. Für die Bestimmung der Fehlertypen wurde das Fehlermodell von Graab und Kollegen (2008) verwendet.

Hinsichtlich der Beinahe-Unfälle durch Systemgrenzen zeigt sich, dass die Fehler der Automation bei Systemgrenzen im Vergleich zum Menschen primär im Informationszugang und der -aufnahme liegen. Fehler der Informationsverarbeitung traten bei der Automation und dem Menschen in ähnlichem Maß auf. Beinahe-Unfälle durch Systemversagen traten hauptsächlich auf der Ebene der Informationsverarbeitung und Handlung auf. Informationszugang als Fehlerquelle wurde für Mensch und Maschine gleichermaßen beobachtet.

Der Vergleich der menschlichen und autonomen Unfälle zeigt, dass das Spektrum an Unfalltypen für den Menschen größer ist als das für autonome Unfälle. Hauptsächliche Unfalltypen für autonome Fahrzeuge sind Fahrunfall, Unfall im Längsverkehr und Unfall durch ruhenden Verkehr. Ein Vergleich der Fehlertypen zeigt, dass Unfälle verursacht durch autonome Fahrzeuge meist auf Fehler in der Informationsaufnahme und fehlerhafte Handlungen zurückzu-

führen sind. Der Mensch weist dagegen Fehler im Informationszugang, -aufnahme, -verarbeitung und Zielsetzung auf.

Es konnte gezeigt werden, dass die entwickelte Methode einen anschaulichen Vergleich der (Beinahe-)Unfälle bzw. Leistungsfähigkeit des Menschen im Vergleich zur Automation ermöglicht. Die Betrachtung der Verteilung der Unfall- und Fehlertypen lässt differenzierte Aussagen über die Leistungsfähigkeit der Automation und des Menschen zu und zeigt so auf, wo Mensch bzw. Automation (Beinahe-)Unfälle aufweisen und was ursächlich dafür war. Diese differenzierte Betrachtung der Leistungsfähigkeit der Automation kann es Herstellern ermöglichen, gezielt die Schwächen der Automation im Vergleich zum Menschen durch technische Verbesserungen zu optimieren.

1. Motivation und Ziel

Der technologische Forstschritt in Bezug auf Fahrerassistenzsysteme und autonome Fahrzeuge ist unaufhaltbar. Wenn noch in den 1990er Jahren ABS serienmäßig eingeführt wurde, so wurde gleichzeitig an Technologien geforscht, die eine Umwelterfassung ermöglichen, die genaue Position im Straßennetz ermitteln, die navigieren und kommunizieren können. Der Pionier unter den Forschungsprojekten ist Eureka PROMETHEUS, das 1986 startete. Erste Erkenntnisse z.B. im Bereich Bildverarbeitung, intelligente Signalverarbeitung, oder auch Datenkommunikation wurden in dem Projekt erarbeitet [1]. Seither fanden zum einen Challenges verschiedener Art statt [z.B. 2 bis 8], zum anderen wurde die Forschungslandschaft mit Themen rund um das autonome Fahrzeug geprägt. Zum Beispiel wurde in dem Projekt PReVENT der virtuelle Sicherheitsgurt, der den Fahrer dabei unterstützt die Geschwindigkeit, einen sicheren Abstand zu Vorausfahrenden und die Spur zu halten, für das Auto entwickelt. Zum anderen wurde eine Assistenz entwickelt, die Unfälle verhindert, aber auch die Konsequenzen von unvermeidbaren Kollisionen minimiert [9]. DRIVE C2X war eins der ersten Forschungsprojekte, in dem eine großangelegte Feldstudie mit vernetzten Fahrzeugen durchgeführt wurde [10]. Andere Projekte, wie zum Beispiel V-Charge [11], interactIVe [12] oder AdaptIVe [13] fokussierten die Entwicklung einzelner Automationsfunktionen für das Parken und die Kreuzungsdurchfahrt. Während in der Forschung an der systematischen Untersuchung der Effekte der autonomen Fahrzeuge auf das Verkehrsgeschehen gearbeitet wird (zum Beispiel in L3 Pilot) [14], testen in Kalifornien seit Oktober 2014 eine Vielzahl an Unternehmen und Automobilhersteller autonome Fahrzeuge auf öffentlichen Straßen. Im Gegenzug sind die Unternehmen verpflichtet jeden Unfall zu berichten sowie Jahresberichte über alle notwendigen Eingriffe des Kontrollfahrers abzugeben. Die Berichte von Oktober 2014 bis Dezember 2016 bilden die Grundlage für die Entwicklung einer Methode, die es

erlaubt die Leistungsfähigkeit von autonomen Fahrzeugen mit der menschlichen Leistungsfähigkeit zu vergleichen. Hierfür wurden einerseits systeminitiierte Übernahmemauforderungen, ausgelöst durch Systemgrenzen oder -versagen, der autonomen Fahrzeuge und menschlichen Beinahe-Unfälle (auf Basis der österreichischen 100-Car Study), [15] hinsichtlich ihrer Fehlerursachen ausgewertet und gegenübergestellt. Ebenso wurden Unfalltypen und Fehlerursachen für Unfälle autonomer Fahrzeuge bestimmt und menschlichen Unfällen gegenübergestellt. Die Unfalldaten für den Menschen stammen aus der österreichischen Unfalldatenbank. Für die Analyse wurden die Unfalldaten anhand der Definitionen aus dem GIDAS Handbuch (2001) in Unfalltypen kategorisiert. Für die Bestimmung der Fehlertypen wurde das Fehlermodell von Graab und Kollegen [16] verwendet. Die entwickelte Methode ermöglicht es die folgenden Forschungsfragen zu beantworten:

- Wie viele (Beinahe-)Unfälle weist ein autonomes Fahrzeug (Automation) im Vergleich zum konventionellen Fahrzeug (Mensch) auf 1.000.000 km auf?
- Zeigen sich unterschiedliche Unfalltypen bei den (Beinahe-)Unfällen der autonomen im Vergleich zu denen der konventionellen Fahrzeuge?
- Zeigen sich unterschiedliche Fehlertypen bei den (Beinahe-)Unfällen der autonomen im Vergleich zu denen der konventionellen Fahrzeuge?

2. Methode

2.1 Datenbasis

Für die Erstellung der kalifornischen Unfallberichte steht den Unternehmen ein Formular zur Verfügung, in dem neben Ortsangaben und Unfallhergang auch Angaben über Verletzte gemacht werden müssen. Dementsprechend konnten alle vorhandenen Unfallberichte für die Unfalldatenanalyse verwertet werden. Zusätzlich zu den kalifornischen Unfällen wurden Tesla-Unfälle, die weltweit auftraten, recherchiert und in die Analyse mit einbezogen. Der Unfallhergang konnte hier aus Pressemitteilungen, Zeitungsartikeln und Berichten entnommen werden. Insgesamt sind 40 dokumentierte Unfälle in die Aufbereitung der Unfalldaten autonomer Fahrzeuge eingeflossen. Dem gegenüber stehen 64.943 von PKW-Fahrern verursachte Verkehrsunfälle, die in der Zeit von Oktober 2014 bis Dezember 2016 auf Österreichs Straßen registriert wurden. Diese Informationen wurden aus der Unfalldatenbank *Crashbox* bezogen. Diese Datenbank enthält ebenso Informationen über begleitende Umstände.

Die Dokumentation der Übernahmesituationen erfolgte nicht in einem einheitlichen Format. Obwohl Berichte von Bosch, Delphi, Google, Mercedes Benz, Nissan, Tesla, Volkswagen für 2014/2015 vorlagen, sowie Berichte von BMW, Bosch, Delphi, Ford, GM, Google, Honda, Mercedes Benz, Nissan, Tesla und Volkswagen für das Jahr 2016, konnten für die Auswer-

tung der Übernahmesituationen nur Berichte von Delphi, Google und Nissan herangezogen werden. Grund hierfür ist, dass diese Unternehmen die Anzahl der Übernahmen dokumentierten, sowie die Gründe für die Übernahmesituationen. Diese Informationen fehlten in den anderen Dokumenten. Grundlage für die weitere Auswertung waren demnach 1.183 Übernahmesituationen. Übernahmen konnten entweder vom Mensch ($n= 687$) oder vom System ($n= 496$) initiiert werden. Systeminitiierte Übernahmen wurden ausgelöst, wenn das System entweder eine Grenze erreicht oder versagt hat. Systemgrenzen beziehen sich auf vordefinierte Situationen, die das autonome Fahrzeug nicht handhaben kann. Zum Beispiel übergibt das autonome Fahrzeug die Kontrolle in Baustellen oder wenn ein Rettungswagen detektiert wird. Systemversagen bezieht sich auf Situationen, in dem das System ausfällt. Beispiele hierfür sind Absturz des Bordcomputers oder Übergaben aufgrund eines Lokalisierungsfehlers. Neben den Übernahmeforderungen des Systems, hat der Mensch ebenso Übernahmen initiiert, weil er sich z.B. unwohl in einer Situation fühlte. Diese menschinitiierten Übernahmen wurden von der weiteren Analyse ausgeschlossen, da sie im weiteren Sinne keine Beinahe-Unfallsituationen darstellen. Demzufolge wurden die systeminitiierten Übergaben den menschlichen Beinahe-Unfällen gleichgesetzt und miteinander verglichen. Da es keine statistisch erfassten Daten zu menschlichen Beinahe-Unfällen gibt, bildet die österreichischen 100-Car Naturalistic Driving Study [15] die Grundlage für den Vergleich menschlicher und autonomer Beinahe-Unfällen. Im Zuge dieser Studie wurde das Fahrverhalten von 148 österreichischen PKW-Fahrern mit Hilfe von Videoaufnahmen und GPS-Systemen untersucht. Neben der Information über Alter und Geschlecht des Fahrers, wurden die Umstände sämtlicher Beinahe-Unfallsituationen aufgezeichnet, wie zum Beispiel, der Beinahe-Unfalltyp und eine mögliche Beeinträchtigung des Fahrers. Im Verlauf dieser Fahrstudie kam es zu 164 kritischen Situationen (=Beinahe-Unfälle; plötzlich eintretende, ungeplante Ereignisse, die zwar nicht zur Beschädigung des Fahrzeugs oder der Verletzung des Fahrers bzw. Mitfahrer führen, jedoch das Potential hätten, dieses zu tun).

2.2 Klassifizierung der (Beinahe-)Unfälle

Die Analyse der Datenbestände von autonomen und menschlichen Unfällen hat ergeben, dass die Variablen Unfalltyp und Fehlerursache die kleinsten gemeinsamen Nenner darstellen. Dementsprechend wurden diese Variablen für den Vergleich der Leistung herangezogen. Aufgrund der Informationslage der autonomen Beinahe-Unfälle konnten die Unfalltypen nicht bestimmt werden und der Vergleich der Leistung wurde auf Analyse der Fehlerursachen beschränkt. Für die Einordnung der menschlichen und autonomen Unfälle wurden die sieben Unfalltypen aus dem GIDAS Handbuch (2001) genutzt: (1) (Beinahe-) Fahrunfall, (2) (Beinahe-)Abbiegeunfall, (3) (Beinahe-)Einbiegen/Kreuzen-Unfall, (4) (Beinahe-) Überschrei-

ten-Unfall, (5) (Beinahe-)Unfall im ruhenden Verkehr, (6) (Beinahe-)Unfall im Längsverkehr und (7) Sonstiger (Beinahe-)Unfall/ unbekannt.

Um ein besseres Verständnis für die Ursachen von (Beinahe-)Unfällen zu erlangen, reicht es nicht aus, die (Beinahe-)Unfalltypen zu identifizieren. Ausschlagend für die Entstehung einer solchen Situation sind ein oder mehrere Fehler. Das Fehlermodell von Rasmussen [17] eignete sich für die Bestimmung der menschlichen (Beinahe)-Unfälle, konnte aber nicht zufriedenstellend für die Bestimmung der Fehler der menschlichen (Beinahe)-Unfälle angewandt werden. Graab, und Kollegen [16] haben Rasmussens Fehlermodell angepasst, wobei der Informationsfehler eine zentrale Rolle spielt und weiter differenziert wurde. Fehlerursachen wurden anhand der folgenden fünf Fehlerarten klassifiziert: (1) Informationszugang, (2) Informationsaufnahme, (3) Informationsverarbeitung, (4) Zielesetzung und (5) Handlung.

2.3 Vorgehen

Wie im vorherigen Abschnitt beschrieben, wurden für die menschlichen und autonomen Unfälle die Unfalltypen sowie die Art des Fehlers, die den Unfall bedingt hat, bestimmt. Aufgrund der Informationslage der Übernahmesituationen könnten für die autonomen Beinahe-Unfälle die Unfalltypen nicht bestimmt werden, somit wurden für den weiteren Vergleich der menschlichen und autonomen Beinahe-Unfälle die Fehlerarten herangezogen. Die Unfälle und Beinahe-Unfälle wurden zunächst deskriptiv ausgewertet und die vier häufigsten Unfall- und Fehlerarten (wenn möglich) bestimmt. Anhand dieser Ergebnisse wurde eine Methode entwickelt, die es ermöglicht die Leistungsfähigkeit von Mensch und Automation zu vergleichen.

Damit die Anzahl der (Beinahe-)Unfälle von autonomen Fahrzeugen mit Unfällen menschlicher Fahrer verglichen werden konnten, wurde die folgende Methode entwickelt:

1. Bestimmung der mittleren Anzahl an (Beinahe-)Unfällen je konventionellen Fahrzeug
2. Bestimmung der mittleren Anzahl an (Beinahe-)Unfällen je autonomen Fahrzeug
3. Kalibrierung der Anzahl an (Beinahe-)Unfällen der konventionellen Fahrzeuge auf die Fahrleistung autonomer Fahrzeuge
4. Hochrechnung der (Beinahe-)Unfälle auf 1.000.000 km
5. Für Beinahe-Unfällen: Bestimmung der Anzahl der Systemgrenzen und -versagen

Dabei mussten folgende Annahmen (gültig für konventionelle und autonome Fahrzeuge) getroffen werden:

- Die Anzahl der (Beinahe-)Unfälle verändert sich linear zur Anzahl an gefahrenen Kilometern
- Die Anzahl der (Beinahe-)Unfälle verändert sich linear zur Anzahl an Fahrzeugen
- Jedes Fahrzeug weist eine ähnlich mittlere Fahrleistung auf.

Unterschiede in den Unfalltypen zwischen autonomen und menschlichen Unfällen lassen sich mittels der folgenden Schritte vergleichen:

1. Bestimmung der Anzahl der Unfälle
2. Bestimmung der Unfalltypen gemäß GIDAS (2001)
3. Bestimmung der relativen Häufigkeit der Unfalltypen
4. Bestimmung des Konfidenzintervall (CI) mit einem Konfidenzkoeffizienten von 95%
(Das Konfidenzintervall stellt das Intervall dar, in dem in 95 % der Fälle der wahre Wert der relativen Häufigkeit liegt. Eine Überlappung der CI der Fälle für den Menschen bzw. der Automation stellt dar, dass kein statistisch signifikanter Unterschied vorliegt [18].)

Um die Fehlertypen von menschlichen und autonomen (Beinahe-)Unfällen vergleichbar zu machen, wurde das folgende Vorgehen entwickelt:

1. Bestimmung der Anzahl der (Beinahe-)Unfälle
2. Bestimmung der Fehlertypen nach Graab et al. [16]
3. Bestimmung der relativen Häufigkeit der Fehlertypen für (Beinahe-)Unfälle
4. Bestimmung des 95% Konfidenzintervalls
5. Für Unfälle: Die Unfälle des autonomen Fahrzeugs umfassten auch Fälle, in denen der Mensch im autonomen Fahrzeug den Unfall verursacht hat, z.B. weil er der Aufforderung zur Übernahme nicht folgte. In den nachfolgenden Ergebnissen wird die Verteilung der Fehlertypen für die Unfälle, in denen der Mensch im autonomen Fahrzeug den Unfall verursacht und die, in denen die Automation selbst den Unfall verursachte, dargestellt.

Für Beinahe-Unfälle: Bestimmung der Anzahl der Systemgrenzen und –versagen

3. Ergebnisse

3.1 Deskriptive Auswertung Unfälle

Insgesamt wurden 40 Unfälle identifiziert, in denen ein autonomes Fahrzeug involviert war. In sechs Fällen wurde das Fahrzeug von dem Fahrer geführt und hat sich während der Unfallentstehung und des Unfalls im konventionellen Modus befunden. Bei weiteren drei Fällen ist unklar, in welchem Modus sich das Fahrzeug befunden hat. Diese Fälle wurden von der weiteren Analyse ausgeschlossen. Bei den verbleibenden 31 Fällen hat sich das Fahrzeug entweder während des gesamten Unfallgeschehens im autonomen Modus ($n = 25$) befunden oder es fand ein Wechsel des Modus von autonom zu konventionell ($n = 6$) statt. Der Wechsel der Modi wurde durch den Menschen initiiert. Drei Unfälle, die mit einem Modus-Wechsel

einhergingen, wurden durch den Unfallpartner verursacht. Bei den anderen drei Unfällen war das autonome Fahrzeug Schuld. Diese Unfälle wurden für die weitere Analyse herangezogen. Hinzu kommen noch neun der 25 Unfälle (die verbliebenen Unfällen wurden entweder von dem Unfallpartner ($n=15$) verursacht oder der Verursacher ($n= 1$) konnte nicht ermittelt werden), die durch das autonome Fahrzeug im autonomen Modus verursacht wurden. In zwei der neun Fälle gab es eine Übernahmeaufforderung, die der Mensch nicht nachgegangen ist. In den verbleibenden sieben Fällen gab es keine Aufforderung. In 50% der Unfälle handelte es sich um einen Fahrunfall, gefolgt von einem Unfall im Längsverkehr (25%), einem Unfall durch ruhenden Verkehr (16,7%) und einem Überschreiten-Unfall (8,3%). Unfälle im Längsverkehr (37,5%) waren die häufigsten Unfalltypen für menschliche Unfälle, gefolgt von Einbiegen/Kreuzen-Unfällen (18,3%), Fahrunfällen (15,2 %) und Überschreiten-Unfällen (11 %).

Neben den Unfalltypen wurden auch die Fehlerarten nach Graab et al. [16] bestimmt. Der angegebene Fehler bezieht sich auf den Fehler, der ausschlaggebend für den Unfall war. So ist es möglich, dass der Fehler bei dem Menschen lag, obwohl die Automation den Unfall verursacht hat. Zum Beispiel wurde der Mensch aufgefordert zu übernehmen und er hat diese Aufforderung ignoriert. Daraus ergibt sich ein Zielsetzungsfehler beim Menschen. In Tabelle 1 ist die Fehlerzuordnung dargestellt. In der Hälfte der Fälle wurde dem Menschen der Fehler zugeordnet. Es wird ebenso ersichtlich, dass die Ursache für die meisten Unfälle (67%) in der Informationsaufnahme lag. Die häufigsten Fehlerursachen liegen beim Menschen bei der Zielsetzung (39%), Informationsaufnahme (38%) und -verarbeitung (12%).

Tabelle 1: Zuordnung der Fehlerursachen für den Mensch im autonomen Fahrzeug, die Automation und für den Mensch im konventionellen Fahrzeug.

	Automation (Mensch)	Automation	Mensch
Informationszugang	0	0	608
Informationsaufnahme	2	6	24.556
Informationsverarbeitung	1	0	7.729
Zielsetzung	2	0	25.408
Handlung	0	1	0
Andere	0	0	6.642

3.2 Deskriptive Auswertung der Beinahe-Unfälle

Insgesamt wurden für Delphi, Google und Nissan 1.183 Fälle identifiziert, bei denen es zu Übernahmen von dem Menschen kam. In 687 Fällen hat der Mensch ohne Aufforderung

durch das System übernommen. Diese Daten wurden aus den weiteren Analysen ausgeschlossen. Bei den verbleibenden 496 als systeminitiierte Übergaben identifizierten Daten konnte bei einer Übergabe nicht festgestellt werden, ob es sich um eine Systemgrenze oder um ein Systemversagen gehandelt hat. Auch diese Übergabe wurde aus der Analyse ausgeschlossen. Aus den damit verbliebenen 495 Übergaben konnten 248 auf vorhandene Systemgrenzen zurückgeführt werden, die restlichen 247 Übergaben fanden aufgrund von Systemversagen statt. Die Analyse der Fehler zeigt, dass im Falle einer Systemgrenze eher ein Fehler auf der Ebene Informationszugang vorlag, wobei die häufigste Ursache beim Systemversagen die Informationsverarbeitung darstellte (Tabelle 2).

Tabelle 2: Übersicht über die Zuordnung der Fehler für Systemgrenzen und –versagen der Automation sowie des Menschen im konventionellen Fahrzeug.

	Systemgrenze	Systemversagen	Mensch
Informationszugang	140	51	28
Informationsaufnahme	92	0	18
Informationsverarbeitung	16	156	11
Zielsetzung	0	0	0
Handlung	0	40	0
Andere	0	0	107

Für die menschlichen Beinahe-Unfälle zeigte sich, dass die Zuordnung des Fehlertyps bei über der Hälfte der Fälle nicht möglich war (Tabelle 2). Bei den Beinahe-Unfällen, wo eine Zuordnung möglich war (57 von 164), fanden sich hauptsächlich Fehler im Informationszugang, gefolgt von Informationsaufnahme und Informationsverarbeitung (Tabelle 2).

3.3 Vergleich der Leistungsfähigkeit

3.3.1 (Beinahe)-Unfälle je 1.000.000 Kilometer

Die Anzahl der Unfälle der Automation bezieht sich auf Fälle, die in Kalifornien mittels offiziellen, standardisierten Berichten erfasst worden sind. Dies traf nicht für die Fälle von Tesla zu. Hier gab es keine offiziellen Berichte über Unfälle, die Gesamtfahrleistung und -anzahl der autonomen Tesla-Fahrzeuge. Informationen stammen aus Sekundärquellen und umfassen Unfälle, Gesamtfahrleistung und -anzahl von autonomen Tesla-Fahrzeugen weltweit. Aufgrund dieser nur eingeschränkt validen Sekundärquellen und dem Umstand, dass die Tesla-Unfälle anders als die Unfälle der autonomen Fahrzeuge der anderen Hersteller nicht nur in Kalifornien erhoben worden sind, wurden die Berechnungen mit und ohne die Tesla-Unfälle durchgeführt.

Die Gesamtfahrleistung der autonomen Fahrzeuge und deren Anzahl wurden aus den Berichten zu Übernahmesituationen entnommen. Für den menschlichen Fahrer wurden die Gesamtfahrleistung und die Anzahl an Fahrzeugen aus einer Quelle der Statistik Austria [19] entnommen. Informationen zu Tesla wurden durch verschiedene Sekundärquellen zusammengetragen (siehe Tabelle 3).

Tabelle 3: Notwendige Informationen zur Berechnung der Unfälle pro 1.000.000 km.

	Autonome Fahrzeuge (ohne Tesla)	Autonome Fahrzeuge (mit Tesla)	Konventionelle Fahrzeuge
Anzahl an Unfälle	3	12	64.943
Gesamtfahrleistung in km	1.095.548	541.095.548	112.815.357.050
Anzahl an Fahrzeugen	92	70.092	3.823.400

Bezogen auf 1.000.000 km zeigt sich, dass autonome Fahrzeuge 2,7 Unfälle und konventionelle Fahrzeuge (Menschen) dagegen ca. 0,6 Unfälle aufweisen. Das bedeutet, dass autonome Fahrzeuge ca. 4,8 Mal häufiger Unfälle aufweisen. Dieses Ergebnis und die daraus abgeleitete Aussage, dass die Automation häufiger Unfälle aufweist als der Mensch ändern sich drastisch, wenn die Tesla-Fälle mitbetrachtet werden. So weisen unter Berücksichtigung der weltweiten Tesla-Unfälle autonome Fahrzeuge 0,02 Unfälle auf. Im Vergleich zu den Unfällen der konventionellen Fahrzeuge (Mensch) weist die Automation somit ca. 26 Mal weniger Unfälle auf.

Die Anzahl an Beinahe-Unfällen, die Gesamtfahrleistung sowie die Anzahl an Fahrzeugen wurde im Rahmen der 100-Car Study in Österreich erhoben (Pommer et al., 2016) und sind in Tabelle 4 zusammengefasst. Es zeigt sich, dass bezogen auf

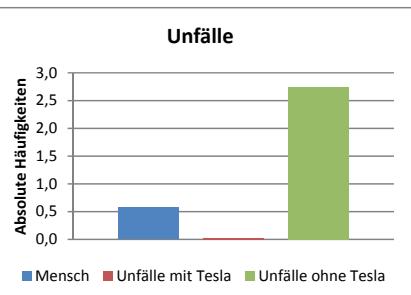


Bild 2: Unfälle je 1.000.000 km für konventionelle (Mensch) und autonome (Automation) Fahrzeuge ohne Beachtung der Tesla-Unfälle und mit Beachtung der Tesla-Unfälle.

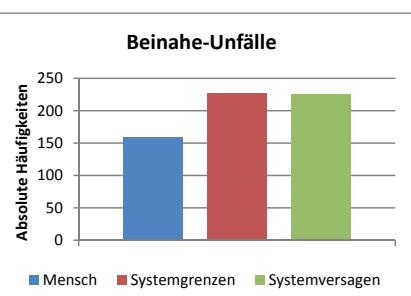


Bild 1: Beinahe-Unfälle der Automation im Sinne von Systemversagen und -grenzen und des Menschen je 1.000.000 km.

1.000.000 km, konventionelle Fahrzeuge (Mensch) ca. 158,6 Beinahe-Unfälle aufweisen, während für autonome Fahrzeuge 226,3 Systemgrenzen und 225,4 Systemversagen verzeichnet wurden (siehe Bild 2). Die Automation weist demnach insgesamt 2,8 Mal mehr Beinahe-Unfälle auf.

Tabelle 4: Notwendige Informationen zur Berechnung der Unfälle pro 1 000 000 km.

	Autonome Fahrzeuge	Konventionelle Fahrzeuge
Anzahl an Beinahe-Unfälle	496	164
Gesamtfahrleistung in km	1.095.548	1.034.256
Anzahl an Fahrzeugen	92	148

3.3.2 Unfalltypen

Autonome Fahrzeuge weisen nur bestimmte Unfalltypen auf, dagegen zeigen sich für konventionelle Fahrzeuge zusätzlich noch mehr Unfalltypen. Auffällig ist das breite Konfidenzintervall für die Unfälle der Automation, was auf die geringe Fallzahl der Unfälle der Automation zurückzuführen ist.

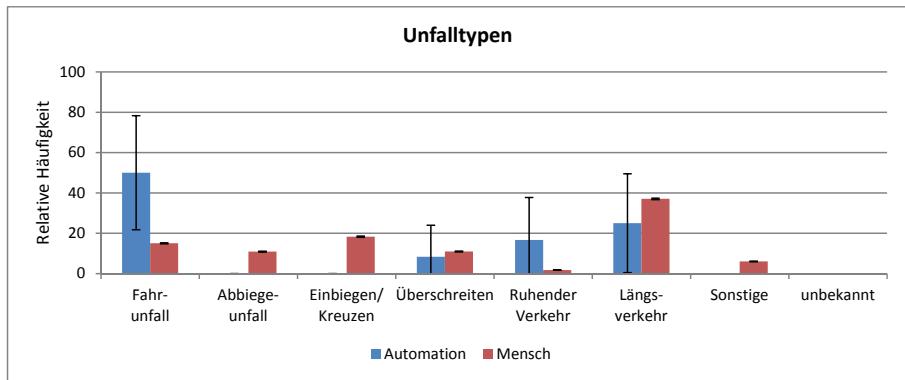


Bild 3: Relative Häufigkeit der Unfalltypen für die Unfälle der konventionellen (Mensch) und autonomen (Automation) Fahrzeuge (Konfidenzkoeffizient 95 %).

3.3.3 Fehlerursachen

Der Fehler des autonomen Fahrzeugs liegt primär in der Informationsaufnahme und Handlung. Der Mensch weist dagegen Fehler im Informationszugang, -aufnahme, -verarbeitung und Zielsetzung auf. Es zeigt sich, dass die Automation bestimmte Fehlertypen wie Fehler in

der Informationsverarbeitung und Zielsetzung nicht aufweist, während eher Fehler in der Informationsaufnahme und Handlung zu finden sind.

Betrachtet man für die Unfälle des autonomen Fahrzeugs jene mit, in denen der Mensch im autonomen Fahrzeug den Unfall verursachte, da er der Übernahmemaufforderung nicht nachkam, zeigt sich, dass ungleich menschlicher Fehler im konventionellen Fahrzeug, menschliche Fehler im autonomen Fahrzeug auch auf der Handlungsebene stattfinden (Bild 4).

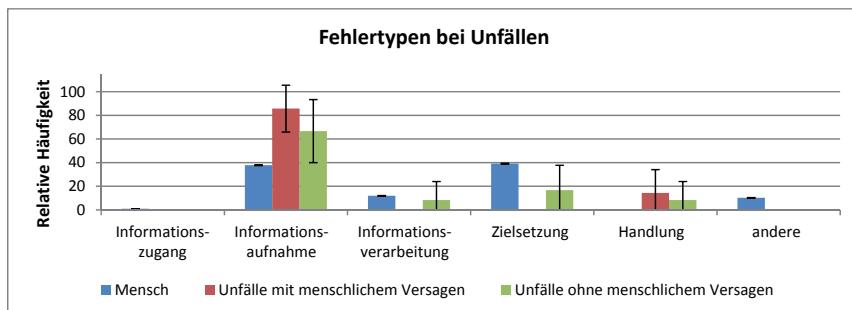


Bild 4: Verteilung der Fehlertypen der Unfälle des Menschen und des autonomen Fahrzeug. In rot sind alle autonomen Unfälle ($n=12$) dargestellt (inklusive der, die auf menschliches Versagen zurückzuführen sind). Grün zeigt die Fehlerursachen, ohne die autonomen Unfälle des Menschen ($n=7$).

Ungleich den Beinahe-Unfällen des Menschen, ließen sich die Beinahe-Unfälle der Automation gut zuordnen. Es zeigt sich, dass Systemgrenzen im Vergleich zum Menschen primär auf Fehler im Informationszugang und in der -aufnahme zurückzuführen sind. Weiter fanden sich Fehler in der Informationsverarbeitung im ähnlichen Maße wie bei den Beinahe-Unfällen des Menschen. Die identifizierten Fehlerebenen für Systemversagen, im Vergleich zum Menschen, waren Informationsverarbeitung und Handlung. Fehler im Informationszugang wurden gleichermaßen beobachtet (Bild 5).

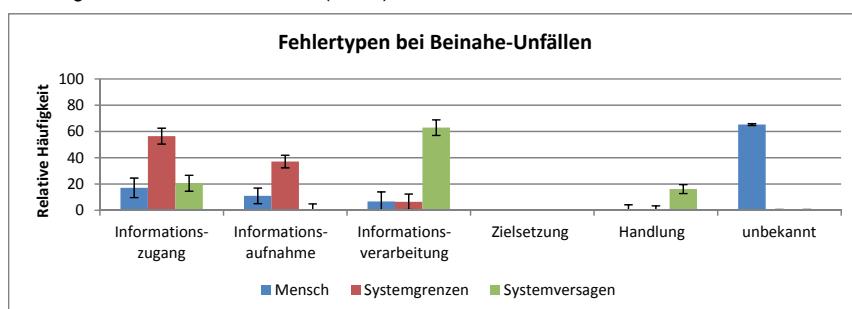


Bild 5: Verteilung der Fehlertypen für die Beinahe-Unfälle Für den Mensch und der Automation, aufgeteilt nach Systemgrenzen und Systemversagen.

4. Interpretation und Diskussion

Ziel war es eine Methodik zu entwickeln, die es erlaubt, (Beinahe-)Unfälle autonom fahrender Fahrzeuge denen menschlicher Fahrer gegenüberzustellen um damit ein besseres Verständnis für die technische Leistungsfähigkeit eines autonom fahrenden Fahrzeuges zu bekommen. Dazu wurden (Beinahe-) Unfälle autonomer Fahrzeuge, die über Unfallberichte sowie Berichte zu Übernahmesituationen erfasst worden sind, analysiert und menschlichen Unfällen und Beinahe-Unfällen gegenübergestellt. Anhand der Unfallberichte konnten die Unfalltypen gemäß GIDAS (2001) bestimmt werden sowie einem Fehler [16] der für den Unfall ausschlaggebend war, zugeordnet werden. Die Informationsdichte für die Berichte zu Übernahmesituationen fiel geringer aus als die der Unfallberichte. Hier konnten in den wenigsten Fällen die Unfalltypen bestimmt werden, somit lag der Fokus der Analyse der Berichte auf der Bestimmung des Fehlers. Analog hierzu wurden den menschlichen Beinahe-Unfällen Fehler zugeordnet. Die Daten stammen aus der österreichischen 100-Car Study [15]. Anhand der gewonnenen Daten wurde eine Methodik entwickelt, die Aussagen über die autonome Leistungsfähigkeit im Vergleich zu menschlichen Leistungsfähigkeit zulässt.

Für die Anwendung dieser Methodik zeigte sich, dass verschiedene Informationen vorliegen müssen. So sind für den Vergleich der Häufigkeiten der (Beinahe-)Unfälle Informationen zur Gesamtfahrleistung und -anzahl an Fahrzeugen notwendig. Für die autonomen Fahrzeuge war die Gesamtfahrleistung und -anzahl an Fahrzeugen in Kalifornien gut dokumentiert. Für die konventionellen Fahrzeuge dagegen mussten diese Informationen auf Basis von Informationen aus dem Jahr 2011/2012 rekonstruiert werden. Auf Basis dieses Vorgehens zeigte sich, dass im Vergleich zum Menschen die Automation ca. 4,8 Mal häufiger Unfälle aufwies. Auffällig war die geringe Fallzahl an Unfällen für autonome Fahrzeuge. Aufgrund dieser geringen Fallzahl wurde beschlossen, die Unfälle von Tesla, die nicht wie bei den anderen Herstellern in Kalifornien, sondern weltweit aufraten und mittels Sekundärquellen erfasst worden sind, in der Analyse zu berücksichtigen. Hier zeigte sich, dass der Mensch ca. 26 Mal häufiger Unfälle aufweist. Weder der Vergleich ohne noch der Vergleich mit den Tesla-Fällen kann als valides Ergebnis präsentiert werden. Womöglich steigt die Sicherheit, wenn mehr autonome Fahrzeuge auf den Straßen unterwegs sind. Diese beiden konträren Ergebnisse demonstrieren die Notwendigkeit, herstellerseitig Informationen über das Auftreten von Unfällen autonomer Fahrzeuge, der Gesamtfahrleistung und Anzahl an Fahrzeugen über Kaliforniens Grenzen hinaus zu dokumentieren, um einen validen Vergleich zu ermöglichen.

Ein anderer wesentlicher methodischer Aspekt für die Anwendung der Methodik ist es, Annahmen über die Unfallwahrscheinlichkeit zu treffen. So sollte überprüft werden, ob sich die Unfallwahrscheinlichkeit des Menschen und der Automation tatsächlich linear zur gefahrenen

Gesamtanzahl an Kilometern und Fahrzeugen verhält. Bisherige Studien diskutieren für bestimmte Typen menschlicher Unfälle nicht-lineare Verläufe [20]. Dagegen ist der Verlauf der Unfallwahrscheinlichkeit für autonome Fahrzeuge unklar.

Teil der Methodik stellt es zudem dar, die (Beinahe-)Unfälle zu Unfall- und Fehlertypen zuzuordnen, um einen detaillierten Vergleich der Leistungsfähigkeit der Automation und des Menschen zu erlangen. Es zeigte sich, dass eine Zuordnung beider Unfallklassen zu den Unfalltypen und Fehlertypen möglich war. Schwieriger gestaltete sich dies bei den Beinahe-Unfällen. So war es bei einem Großteil der Beinahe-Unfälle der Automation nicht möglich, zu bestimmen, zu welchem Unfalltyp Beinahe-Unfälle geführt hätten. Es ist demnach für den Vergleich der Leistungsfähigkeit der Automation und des Menschen für die Beinahe-Unfälle hinsichtlich des Unfalltyps notwendig, Informationen über die Fahrsituation in Berichten zu Übernahmesituationen für die autonomen Fahrzeuge zu protokollieren, umso besser einzuschätzen, zu welchem Unfalltyp ein Beinahe-Unfall geführt hätte. Die Zuordnung des Fehler- typs, der Auskunft über die Ursache des Beinahe-Unfalls gab, war für die Beinahe-Unfälle der Automation möglich, da die Berichte darauf abzielten, zu beschreiben, warum es zu der durch die Automation bedingten Übernahmesituation kam. Bei den Beinahe-Unfällen des Menschen zeigte sich wiederum, dass der Fehler- typ nicht immer zuzuordnen war, da die Ursache für einen Beinahe-Unfall weder kurz nach der entsprechenden Situation protokolliert noch entsprechende Daten (z.B. Videos) betrachtet worden sind, um die Unfallursache respektive den Fehlertypen zu rekonstruieren. Für den Vergleich der Beinahe-Unfälle der Automation und des Menschen hinsichtlich des Fehler- typs und damit der Bestimmung, warum es zu einem Beinahe-Unfall kam, sollten demnach entsprechende Daten wie Protokolle oder Videos vorliegen und analysiert werden.

Teil der Methode stellt es dar, Konfidenzintervalle zu nutzen. Konfidenzintervalle bilden ab, wie präzise statistische Schätzungen von Analysen sind und sind demnach zur Anwendung von Vergleichen wie jenen im Projekt geeignet. Allerdings muss bei der Bestimmung von Konfidenzintervallen bei Prozentwerten über die Normalverteilungsapproximation der Binomialverteilung beachtet werden, dass bestimmte statistische Gegebenheiten vorliegen müssen, die abhängig sind von der Stichprobengröße [18]. Im Rahmen der bisherigen Analysen trafen diese Annahmen nicht immer zu, so dass breite Konfidenzintervalle bei der Bestimmung der Unfall- und Fehlertypen der Automation zu finden waren. Je breiter ein Konfidenzintervall ist, desto unpräziser ist das Ergebnis. Ein Vergleich mit den menschlichen Unfällen ist demnach hier nur sinnvoll, wenn genügend viele Fälle für die Automation als Datenbasis zur Verfügung stehen. Die Bestimmung des Umfangs der benötigten Daten kann über die gewünschte Breite des Konfidenzintervall und des Konfidenzkoeffizienten (z.B. 95 %) be-

rechnet werden [18]. Dieses Vorgehen ist empfehlenswert, um den Vergleich der Leistungsfähigkeit des Menschen und der Automation auf Basis der Unfall- und Fehlertypen zu ermöglichen.

Weiterhin sollte beachtet werden, dass ein Vergleich anhand der Unfall- und Fehlertypen nur dann sinnvoll ist, wenn die Leistungsfähigkeit des Menschen und der Automation in ähnlichen Settings erhoben wird und demnach an Mensch und Automation ähnliche Anforderungen an die Leistungsfähigkeit gestellt worden sind. Dies umfasst zum Beispiel geografische Aspekte oder die Verkehrsdichte. So zeigte sich bei den jetzigen Analysen, dass die Automation nur bestimmte Unfalltypen aufwies, während andere Unfalltypen gar nicht auftraten. Dies kann zurückzuführen sein auf die geringe Fallzahl, aber auch auf geographische Gegebenheiten in Kalifornien. Ähnliches gilt für die Fehlertypen. So könnte es sein, dass geographische Gegebenheiten bestimmte Fehlertypen eher bedingen wie Fehler im Informationszugang in z.B. eng bebauten städtischen Gegenden. Weiterhin stellte Google in seinen Berichten zu Übernahmen dar, dass aufgetretene Fehler der autonomen Fahrzeuge gezielt untersucht worden sind, z.B. in dem die autonomen Fahrzeuge gezielt in der Fahrsituation, in der initial ein Fehler auftrat, getestet worden sind. Dieses Vorgehen verzerrt die Häufigkeit des Auftretens der Fehlertypen und damit den Vergleich der Leistungsfähigkeit der Automation mit der des Menschen.

Weiterhin sollte diskutiert werden, was unter Leistungsfähigkeit der Automation zu verstehen ist. Im Konkreten stellt sich die Frage, ob die Leistungsfähigkeit der Automation auch Fälle umfasst, bei denen die Automation den Fahrer zur Übernahme aufforderte, dieser dem aber nicht oder nur ungenügend nachkam. Auf Basis der bestehenden Berichte zu schlussfolgern, dass der Mensch im autonomen Fahrzeug der war, der versagt hat, weil er nicht entsprechend übernahm oder doch die Automation die Instanz war, die versagte, weil sie überhaupt an Systemgrenzen stieß oder die Übernahmeaufforderung nicht gut gestaltet war, sollte diskutiert werden.

Zusammenfassend zeigte sich, dass die entwickelte Methode anschaulich einen Vergleich der (Beinahe-)Unfälle bzw. Leistungsfähigkeit des Menschen im Vergleich zur Automation ermöglicht. Die Betrachtung der Verteilung der Unfall- und Fehlertypen ließ darüber hinaus differenzierte Aussagen über die Leistungsfähigkeit der Automation und des Menschen zu und zeigte so auf, wo Mensch bzw. Automation (Beinahe-)Unfälle aufweisen und was ursächlich dafür war. Diese differenzierte Betrachtung der Leistungsfähigkeit der Automation kann es Herstellern ermöglichen, gezielt die Schwächen der Automation im Vergleich zum Menschen durch technische Verbesserungen zu optimieren.

Damit die Methode angewendet werden kann, sollte eine hinreichend große Datenbasis zur Verfügung stehen. Um dies zu ermöglichen, sollten Hersteller autonomer Fahrzeuge angehalten werden, Unfälle und Übernahmesituationen weltweit und möglichst standardisiert zu dokumentieren. Eine Beschreibung der Fahrsituation oder Videoaufnahmen der Unfälle und Übernahmesituationen können es ermöglichen, den Unfall- und Fehlertyp zu bestimmen und so einen Vergleich mit dem menschlichen Fahrer ermöglichen.

Danksagung

Die Ergebnisse wurden zusammen mit dem KFV (Kuratorium für Verkehrssicherheit) in dem Projekt: Autonome und menschliche (Beinahe-) Unfälle erarbeitet. Wir bedanken uns rechtsherzlich für die angenehme und konstruktive Zusammenarbeit.

Literaturverzeichnis

- [1] Taylor, R.: Abschlussbericht. Prometheus Project (2005)
- [2] Broggi, A., Cerri, P., Debattisti, S., Laghi, M. C., Medici, P., Molinari, D., ... & Piroletti, A.: Proud—public road urban driverless-car test. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems 16(2015) 6, S. 3508-3519
- [3] Campbell, M., Egerstedt, M., How, J. P., & Murray, R. M.: Autonomous driving in urban environments: approaches, lessons and challenges. Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 368 (2010) 1928 S. 4649-4672
- [4] Dolk, V., den Ouden, J., Steeghs, S., Devanesan, J. G., Badshah, I., Sudhakaran, A., ... & Chakraborty, D.: Cooperative automated driving for various traffic scenarios: Experimental validation in the GCDC 2016. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (2017).
- [5] Mei, T., Liang, H., Kong, B., Yang, J., Zhu, H., Li, B., ... & Zhang, W.: Development of 'Intelligent Pioneer' unmanned vehicle. In Intelligent Vehicles Symposium IEEE (2012) S. 938-943
- [6] Sun, Y., Xiong, G., Song, W., Gong, J., & Chen, H.: Test and evaluation of autonomous ground vehicles. Advances in Mechanical Engineering, 6 (2014) S. 681326
- [7] van Nunen, E., Kwakkernaak, R. J. A. E., Ploeg, J., & Netten, B. D.: Cooperative competition for future mobility. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 13 (2014) 3 S. 1018-1025

- [8] Ziegler, J., Bender, P., Schreiber, M., Lategahn, H., Strauss, T., Stiller, C., ... & Kaus, E.: Making Bertha drive—An autonomous journey on a historic route. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 6 (2014) 2 S. 8-20
- [9] Schulze, M., Mäkinen, T., Irion, J., Flament, M., & Kessel, T.: Abschlussbericht. PREVENT Project (2008)
- [10] Stahlmann, R., Festag, A., Tomatis, A., Radusch, I., & Fischer, F.: Starting European field tests for Car-2-X communication: The DRIVE C2X framework. In 18th ITS World Congress and Exhibition (2011)
- [11] Furgale, P., Schwesinger, U., Rufli, M., Derendarz, W., Grimmett, H., Mühlfellner, P., ... & Schmidt, B.: Toward automated driving in cities using close-to-market sensors: An overview of the v-charge project. In Intelligent Vehicles Symposium 2013 IEEE, (2013) S. 809-816
- [12] Hesse, T., Engström, J., Johansson, E., Varalda, G., Brockmann, M., Rambaldini, A., ... & Kanstrup, L.: Towards user-centred development of integrated information, warning, and intervention strategies for multiple ADAS in the EU project interactive. In International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction. Berlin: Springer Verlag (2001) S. 280-289
- [13] Dziennus, M.: Human factors recommendations for highly automated driving in the EU project AdaptIVe. Automated Vehicle Symposium. San Francisco, USA (2016)
- [14] Etemad, A. & Skogsmo, I.: Piloting Automated Driving on European Roads. AAAS 2018 (American Association for the Advancement of Science). Texas, USA (2018)
- [15] Pommer, A., Donabauer, M., Winkelbauer, M., Schneider, F., Robatsch, K.: KFV-Sicher Leben. Band #1. 100-Car Study Österreich. Wien (2016)
- [16] Graab, B., Donner, E., Chiellino, U., & Hoppe, M.: Analyse von Verkehrsunfällen hinsichtlich unterschiedlicher Fahrerpopulationen und daraus ableitbarer Ergebnisse für die Entwicklung adaptiver Fahrerassistenzsysteme. In TU München & TÜV Süd Akademie GmbH (Eds.). Conference: Active Safety Through Driver Assistance. München (2008).
- [17] Rasmussen, J.: Human errors. A taxonomy for describing human malfunction in industrial installations. *Journal of occupational accidents*. 4 (1982) 2-4 S. 311-333
- [18] Bortz, J.: Statistik: Für Human-und Sozialwissenschaftler. Springer-Verlag (2006)
- [19] Statistik Austria: Energiestatistik: Mikrozensus Energieeinsatz der Haushalte 2011/2012 (2012).

Bewertung verschiedener Ansätze zur Verifikation und Validierung des automatisierten Fahrens

Die Eignung von Ansätzen für die Argumentation von Sicherheit

Dr.-Ing. K. Klonecki, Dr.-Ing. W. Wachenfeld,
Continental, Frankfurt;
M. Sc. P. Junietz, Prof. Dr. rer. nat. H. Winner,
Fachgebiet Fahrzeugtechnik, TU Darmstadt

Kurzfassung

Die Verifikation und Validierung automatisierten Fahrens für SAE Level 3 und höher ist immer noch eine ungelöste Herausforderung. Eine Prämisse für die Einführung von automatisierten Fahrsystemen ist, dass die Sicherheit auf den Straßen steigen soll. Hierfür müssen automatisierte Fahrsysteme im Durchschnitt mindestens so sicher sein wie der menschliche Fahrer. Bei Anwendung von heutzutage bekannten, akzeptierten und in der Automobilindustrie angewendeten Validierungsmethoden – überwiegend werden damit dynamische Testmethoden bezeichnet – ist der so definierte Sicherheitsnachweis unter Berücksichtigung von wirtschaftlichen und zeitlichen Aspekten nicht möglich. Dieser Beitrag gibt einen Überblick über publizierte Ansätze zur Verifikation und Validierung automatisierten Fahrens mit ihren spezifischen Vor- und Nachteilen aus Sicht der verschiedenen Interessenvertreter. Die Ansätze werden unter Zuhilfenahme eines Kategorisierungsschemas systematisch strukturiert. Hierdurch werden die Vereinfachungen jedes Ansatzes explizit sichtbar.

Aufbauend auf der Übersicht der bekannten Ansätze wird ersichtlich, dass auch mit den „neuen“ Ansätzen ein quantitativer Sicherheitsnachweis ohne Annahmen und Vereinfachungen nicht möglich sein wird. Daher muss das Ziel der internationalen Gemeinschaft sein, ein durchführbares Validierungsvorgehen zu entwerfen. Für den Entwurf eines solchen neuen Validierungsvorgehens werden verschiedene, aus dem System Engineering bekannte, Ansätze eingeführt, um mit den verbleibenden Risiken des automatisierten Fahrens umzugehen.

Abstract

The safety validation of automated driving for SAE level 3 and higher is still an unsolved issue. While it is generally assumed that an automated driving system should be at least as safe as

a human driver, the proof of safety is currently not feasible applying approaches (mainly dynamic testing) that are accepted for validation today within the automotive industry. This paper gives an overview of existing approaches of safety validation with their pros and cons from the stakeholders' perspective. Subsequently, the approaches are structured systematically highlighting the simplifications they suffer. The advantages and drawbacks of each approach are summed up. It is concluded that the issue of safety validation cannot be "solved" with absolute certainty, as in a mathematical proof. The goal of the international community must be to design the safety validation based on state of the art approaches, argue this design and then examine it.

1. Motivation

Die zahlreichen Demonstrationen des automatisierten Fahrens (AF) diverser Automobilhersteller und Zulieferer deuten darauf hin, dass automatisierte Fahrzeuge mit SAE Level 3 oder höher bald marktreif sein werden. Für die Freigabe von AF wird allgemein vorausgesetzt, dass die Systeme mindestens so sicher sein müssen wie ein menschlicher Fahrer.

Da das Risiko auf den Straßen zu verunglücken relativ gering ist (zumindest in Industrieländern, gemessen an Unfallstatistiken), ist der Nachweis eines gleichen oder höheren Sicherheitsniveaus eine Herausforderung [1].

Im Rahmen dieser Arbeit werden:

1. Interessenvertreter und deren Anforderungen an eine Sicherheitsvalidierung identifiziert
2. Vorhandene Methoden aufgeführt
3. Vor- und Nachteile sowie Vereinfachungen der bestehenden Methoden erklärt
4. Ansätze zur Risikobewältigung vorgeschlagen, um die Vereinfachungen und Nachteile dieser Ansätze anzugehen.

2. Anforderungen der Interessenvertreter

Interessenvertreter einer Validierung von AF sind grundsätzlich alle Unternehmen, die automatisierte Fahrzeuge anbieten oder Dienstleistungen mit AF-Funktion erbringen. Sie werden im Folgenden als Industrie zusammengefasst. Weitere Interessenvertreter sind Institutionen, die Teile der Gesellschaft vertreten und Teil der Legislative und/oder Exekutive sind, oder, im Falle der Produkthaftung, Teil der Justiz sind.

A. Industrie

Das grundlegende Ziel der industriellen Interessenvertreter ist einen Beitrag zur Gesellschaft zu leisten, indem nachhaltige Produkte und Dienstleistungen angeboten werden, die das Leben verbessern, die Kunden zufrieden stellen sowie ein profitables Geschäft ermöglichen und aufbauen. Für die beiden letztgenannten Ziele besteht die Notwendigkeit einer ökonomisch machbaren Validierung.

B. Legislative und Exekutive

Gesetzgebende und ausführende Institutionen vertreten die Gesellschaft und sollten in ihrem Interesse handeln. Daher haben sie für die Sicherheit aller Verkehrsteilnehmer Sorge zu tragen. Zwar lässt die Einführung von AF eine langfristige Steigerung der Verkehrssicherheit erwarten, allerdings gehen mit der Einführung einer neuen Technologie auch neue Risiken einher, weshalb die genannten Institutionen eine kontrollierte Einführung dieser Technologien gewährleisten müssen. Dies setzt jedoch eine einheitliche Regelung voraus. Die Typgenehmigung kann durch Prüfungen erfolgen, die vor der Homologation durchgeführt werden (z.B. UN-ECE-Regelung WP29), durch Standardisierung der Produktentwicklung, die auditiert wird, durch Testfahrten im Realverkehr und/oder durch Selbstzertifizierung usw. Für die Zertifizierung und die Prüfung ist es üblich, dass weitere Institutionen oder Unternehmen zu Interessenvertretern werden. Als Beispiel können in Deutschland TÜV und Dekra genannt werden. Im Rahmen dieser Arbeit werden diese allerdings als indirekte Interessenvertreter gesehen.

C. Judikative

Im Allgemeinen hat die Justiz keine direkten Anforderungen an die Verifikations- und Validierungsmethode für AF. Durch die Judikative wird das Recht interpretiert und auf den jeweiligen Sachverhalt angewendet.) Folglich wird das Gericht im Streitfall bestehende Gesetze (z.B. für Deutschland StVG, BGB oder ProdHaftG), verwiesene Normen oder allgemein den Stand der Technik/Forschung auslegen. Demnach wird die Justiz auch als indirekter Interessenvertreter angesehen.

3. Klassifizierung des Testens

Verifikation und Validierung (V&V) bzw. die Auswahl geeigneter Methoden für V&V ist in der Regel eine komplexe, mehrdimensionale Herausforderung [2]. (Dynamisches) Testen ist eine Unterkategorie von V&V und erfordert ein ausführbares technisches Artefakt des Objektes von Interesse bzw. des Testobjekts. Daher ist auch das Testen oder die Wahl einer geeigneten Testmethode eine komplexe Herausforderung, insbesondere das Testen von AF-Systemen. Diverse Autoren stellen verschiedene Validierungsansätze bzw. Testmethoden vor [3-7]. Eine

strenge Zuordnung von Testzielen zu bestimmten Charakteristika der Testansätze fehlt hingegen. Hierdurch lässt sich auch keine Konfidenzaussage über die Erfüllung von Interessenvertreter-Anforderungen (z.B. Sicherheit) ableiten.

In diesem Abschnitt wird eine Kategorisierung von Tests eingeführt, um die Charakteristika eines/r bestimmten Test Typs/Methode zu visualisieren. Dies ist eine Voraussetzung, um den Prozess zur Lösung der oben genannten Herausforderung - eine strenge Zuordnung von Testziel zu Testansatz - zu objektivieren.

Die hier vorgeschlagene Kategorisierung der dynamischen Tests besteht aus drei Basisausprägungen: Testobjekt (A), Stimulus (B) und Bewertungskriterium (C). Teilweise haben diese Basisausprägungen weitere Sub-Ausprägungen. Für jede Sub-Ausprägung wäre ein bestimmter Versuchsaufbau ideal, um die Sicherheit mit minimaler Unsicherheit zu quantifizieren. Aus mehreren Gründen werden jedoch notwendige Vereinfachungen in verschiedenen Testansätzen gewählt, die transparent zu diskutieren und zu begründen sind.

A. Testobjekt

Die Dimension Testobjekt beinhaltet zum einen die Bestimmung des Testobjekts selbst (z.B. Gesamtfahrzeug, System, Subsystem, Software, etc.) (A.1) und zum anderen die Abstraktionsebene des Testobjekts (A.2), auf der getestet wird (reale Entität, Softwaresimulation oder Emulation auf dem Testgelände und die jeweilige Genauigkeit bei der Darstellung der realen Entität)

B. Stimulus

Um gezielt Stimuli zu erzeugen, die eine Reaktion des Testobjekts hervorrufen, ist Wissen erforderlich. Dabei ist es zielführend zwischen Wissen über das Testobjekt selbst (B.1) sowie Wissen über das benachbarte/umgebende bzw. interagierende System (B.2) zu unterscheiden. Für ein AF-Fahrzeug wären der reale Verkehr und die reale Welt das umgebende und interagierende System. Wird das Testobjekt im offenen Verkehr völlig zufällig getestet, ist keinerlei Wissen erforderlich, da die Stimuli zufällig generiert werden. Allerdings wird in der Praxis Wissen implizit genutzt, z.B. durch die Auswahl einer geeigneten/repräsentativen Testroute. Darüber hinaus ist der Abstraktionsgrad des Stimulus (B.3) in ähnlicher Weise zu berücksichtigen wie bei dem Testobjekt (A.2).

C. Bewertungskriterium

Ein Test benötigt per Definition mindestens ein Bewertungskriterium. Zur Beurteilung des Testobjekts kann ein direktes Maß für den Interessenswert oder ein Ersatzmodell herangezogen werden, wenn das direkte Maß nicht anwendbar ist. Des Weiteren wird das Bewertungskriterium nach dem Skalenniveau eingeteilt (Kardinal- (Verhältnis-, Intervall-, Absolut-), Ordinal- und Nominalskala).

3.1 Skalenniveaus für die Klassifizierung

Eine Einteilung der Testarten in Klassen erfordert für jede der genannten Sub-Ausprägungen ein handhabbares Skalenniveau. Aufgrund der Vergleichbarkeit ist für jede Unterdimension das höchstmögliche (am wenigsten abstrahierte) Skalenniveau erforderlich. In Tabelle 1 sind die Skalenniveaus der verschiedenen Sub-Ausprägungen sowie die Instanziierung des vollständigen Testansatzes aufgeführt.

Tabelle 1 Test Ausprägungen und vollständiger Testansatz

Ausprägung	Sub-Ausprägung	Skalenniveau	Vollständiger Testansatz
Testobjekt	Def. Testobjekt (A.1)	nominal	Gesamtfahrzeug
	Abstraktionsebene des Testobjekts (A.2)	ordinal ^a	Reale Entität
Stimulus	Wissen über das Testobjekt (B.1)	ordinal ^a	Keine/vollständige Abdeckung ^b
	Wissen über das benachbarte/umgebende bzw. interagierende System (B.2)	ordinal ^a	Keine/vollständige Abdeckung ^b
	Abstraktionsgrad des Stimulus (B.3)	ordinal ^a	Reale Welt
Bewertungskriterium	Abstraktionsgrad des Bewertungskriteriums (direkt oder indirekt)	nominal	direkt
	Skalenniveau der Bewertung	kardinal	Unfallrisiko

- a. Eine Erhöhung des Skalenniveaus zu einer Intervall-Skala ist unter Anwendung von geeigneten wissenschaftlichen Methoden möglich (Messkampagnen, Analysen usw.)
- b. Eine vollständige Abdeckung wird nicht möglich sein und wird nur der Vollständigkeit halber aufgeführt

3.2 Verifikations- und Validierungskette

Die eingeführte Klassifizierung allein ist allerdings nicht in der Lage den Beitrag eines Tests zur Konfidenz bei der Erfüllung von Interessenvertreter-Anforderungen oder eines abgeleiteten Testziels zu bestimmen. Daher müssen die Testmethoden und die impliziten Annahmen

im Hinblick auf das Testziel und die ursprüngliche Anforderung der Interessenvertreter verifiziert und validiert werden. Noch komplexer wird es durch die Tatsache, dass alle Werkzeuge, Methoden, Annahmen usw., die zur Definition eines Tests gemäß der eingeführten Kategorisierung verwendet werden, ebenfalls validiert/qualifiziert werden müssen. Demnach setzt jede V&V-Aktivität voraus, dass sie selbst für den definierten Zweck validiert wurde (V&V-Kette) [8]. Im nächsten Abschnitt werden heute angewendete bzw. in der Entwicklung befindliche Validierungsansätze hinsichtlich ihrer Vor- und Nachteile diskutiert.

4. Vorhandene Validierungsansätze

Neben der Standardisierung und Rückverfolgbarkeit ist die wichtigste Anforderung für die Validierung, dass das Restrisiko der Technologie bewertet wird. Im Rahmen dieser Arbeit wird das Risiko gemäß ISO 26262 als Produkt aus der Eintrittswahrscheinlichkeit eines Schadens und der daraus resultierenden Schwere verwendet. Aus dem heutigen Verkehr ist bekannt, dass sich Unfallschwere und Unfallwahrscheinlichkeit antiproportional verhalten. [9, 10]. Dieses Verhalten könnte auch für AF gelten, jedoch ist diesbezüglich keine Sicherheit gegeben, sodass die Wahrscheinlichkeit aller Unfallschweregrade separat betrachtet werden muss. Im Folgenden werden Beispiele bestehender Validierungsansätze analysiert und nach den in Abschnitt 3 definierten Ausprägungen klassifiziert. Die Ansätze, in denen eine zusätzliche Validierung erforderlich ist, werden hervorgehoben.

A. Realer Dauerlauf

Bei ausreichend zurückgelegter Wegstrecke im realen Verkehr kann die durchschnittliche Entfernung zwischen zwei Unfällen geschätzt werden (z.B. mit Hilfe der Poisson-Verteilung). Die statistische Validierung für AF wurde eingeführt und der Absicherungsaufwand geschätzt [11] (auch in Englisch: [12]). Wenn mithilfe von Statistik nachgewiesen werden soll, dass die durchschnittliche Entfernung zwischen zwei tödlichen Unfällen mit AF höher sein wird als im heutigen (2013) Verkehr auf deutschen Autobahnen, ist eine Prüfdistanz von mehr als 6 Milliarden Kilometern erforderlich, um eine 50-prozentige Wahrscheinlichkeit für einen erfolgreichen Nachweis zu erreichen, wenn das geprüfte System tatsächlich doppelt so gut ist wie die menschliche Referenz. Der reale Dauerlauf hat den Vorteil, dass das gesamte System unter realistischen Bedingungen getestet wird. Da es jedoch schwierig ist herausfordernde Situationen gezielt zu erfahren, sind die meisten Situationen, die im Dauerlauf eingefahren werden, für die meisten Systeme einfach handzuhaben. Wachenfeld [6] und Kalra [13] kommen zu dem Schluss, dass dieser statistische Nachweis bei der Erprobung von automatisierten Fahrzeugen vor der Markteinführung nicht möglich ist (auch wenn davon ausgegangen wird, dass die Sys-

teme im Laufe der Zeit nicht verändert werden). Besonders bei schweren Unfällen ist die Nachweisführung herausfordernd, da die Ereignishäufigkeit gering ist. Der statistische Nachweis kommt einem vollständigen Testansatz am nächsten, kann aber niemals die Bestimmung des Restrisikos ohne Unsicherheit garantieren. Die Wahl der Route (Stimulus) ist wahrscheinlich keine zufällige Stichprobe, muss aber dennoch repräsentativ sein. Der erforderliche Aufwand für die Durchführung einer solchen Erprobung ist jedoch sehr hoch, so dass er vor der Einführung der Systeme nicht wirtschaftlich vertretbar und trotz des Sicherheitsfahrers nicht risikofrei ist.

B. Realer Dauerlauf & Extremwerttheorie

Die Extremwerttheorie (engl.: Extreme Value Theory - EVT) wird im Allgemeinen verwendet, um Messungen auf unwahrscheinliche Ereignisse zu extrapoliieren, die in der Beobachtungszeit nicht aufgetreten sind. In der Finanz- und Versicherungsmathematik ist die EVT eine weit verbreitete Methodik. Ein einfaches Beispiel ist die Abschätzung der notwendigen Höhe von Deichen mit Gezeitendaten der letzten Jahrzehnte, in denen nicht unbedingt eine Sturmflut, die nur einmal in einem Jahrhundert auftritt, aufgezeichnet ist (siehe [19] für weitere Details). Die Herausforderung eines statistischen Sicherheitsnachweises von AF ist in diesem Beispiel ähnlich und liegt in der Schwierigkeit begründet genügend Daten zu sammeln, um die Wahrscheinlichkeit extrem seltener, schwerer Unfälle abzuschätzen. Wenn Metriken gefunden werden, die von kritischen Situationen auf Unfälle bestimmter Kategorien schließen lassen, kann deren Wahrscheinlichkeit mittels EVT extrapoliert werden. Die erforderliche Prüfdistanz, um genügend kritische Situationen zu sammeln, ist geringer als bei der Erfassung von Unfallinformationen. Asljung et al. verwenden EVT zusammen mit einem Datensatz, der mit konventionellem Fahren aufgenommen wurde [20, 21]. Hierbei werden zwei verschiedenen Metriken, Time-To-Collision (TTC) und Brake-Threat-Number (BTN, für Verzögerung notwendiger Reibkoeffizient normiert auf vorhandenen Reibkoeffizient), verwendet, um die Unfallwahrscheinlichkeit abzuschätzen. Ein Vorteil bei der Verwendung konventioneller Fahrdaten ist die aus der Unfallstatistik bekannte Unfallhäufigkeit womit das Ergebnis bewertbar ist. Von den beiden Metriken zeigt nur BTN zufriedenstellende Ergebnisse. Die wahre Unfallrate liegt innerhalb des 95 % Konfidenzintervalls der Hochrechnung. Die Ergebnisse zeigen, dass die Wahl der Metrik signifikant für den Erfolg von EVT ist. BTN scheint geeignet zu sein, allerdings nur als Indikator für Front-Heck Kollisionen. Ferner stellt BTN nur einen Zusammenhang zu Unfällen im Allgemeinen her, ohne Angabe einer Schwere. Weitere Forschung ist notwendig, um Sicherheitsindikatoren zu entwickeln, mit denen sich auch die Schwere eines hypothetischen Unfalls vorhersagen lässt. Diese Metriken sollte nicht nur a priori mit vorhandenen Daten validiert werden, sondern auch a posteriori nach der Einführung von AF.

C. Szenarien-basiertes Testen

Nach [14] ist ein Szenario eine zeitliche Abfolge von zusammenhängenden Szenen, die mit einer Anfangsszene beginnt. In diesem Zusammenhang wird die Szene als "Momentaufnahme des Umfelds, welche die Szenerie, dynamische Elemente, die Selbstrepräsentation aller Akteure und Beobachter wie auch die Verknüpfung dieser Entitäten umfasst" [14], definiert. Szenario-basiertes Testen setzt das Testobjekt einem (vor)definierten Szenario aus und die Reaktion wird bewertet. Szenarien können in typische Szenarien (z.B. Überholen) oder Worst-Case-Szenarien eingeteilt werden. Wegen der vollständigen Definition des Szenarios ist das Testergebnis wiederholbar und zuverlässig. Im Allgemeinen ist der Zeitaufwand zum Testen eines bestimmten Szenarios handhabbar [3]. Szenario-basiertes Testen ist in der Automobilindustrie bereits ein bekannter und etablierter Testansatz für Entwicklung, Zertifizierung und Bewertung/Rating, wenn auch unter abweichender Bezeichnung (z.B. Use-Case-Test). Die Hauptunterschiede zwischen dem Szenario-basierten Testen von Fahrerassistenzsystemen und AF betreffen den Grad der Szenarioabstraktion (Anzahl der relevanten Parameter) und die betrachteten Datenquellen zur Definition der Szenarien. Fahrerassistenzsystem-Szenarien basieren hauptsächlich auf Unfallstatistiken. Zumindest für standardisierte Test- und Bewertungsprozesse (NCAP) werden die Szenarien deutlich vereinfacht (z.B. ideale Sensorbedingungen, breites Testgelände, usw.). AF-Szenarien basieren auf empirischen Daten der Unfallstatistik, Feldversuchen/natürlichen Fahrstudien [15, 16] und früheren Testergebnissen (einschließlich Simulation) sowie anderen Erkenntnissen, die auf Brainstorming, Erfahrungen und systematischer Ableitung basieren [17]. Aufgrund der Komplexität der realen Welt und der damit verbundenen Unsicherheiten ist die Ermittlung der relevanten Szenarien und die Definition eines ausreichenden Parameterraums und der Parameterpermutation eine sehr anspruchsvolle Aufgabe, die mit dem aktuellen Kenntnisstand nur iterativ durchgeführt werden kann.

Aus heutiger Sicht besteht keine direkte quantitative und streng wissenschaftliche Verknüpfung von Szenario-basierten Tests mit einer geschätzten benötigten Prüfdistanz zum Nachweis der Sicherheit. Um eine quantitative Verknüpfung zu erreichen, müsste eine repräsentative Prüfdistanz eingefahren und ausgewertet werden, die wiederum Aufschluss über die Auftretenswahrscheinlichkeit und Kritikalität von Szenarien gibt. Eine Unsicherheit wird jedoch aus zwei Gründen bestehen bleiben. Erstens konvergiert die Anzahl der Testszenarien je nach Granularität der Parametervariation nach Unendlich, sodass unwahrscheinliche Szenarien beim endlichen Szenario-basierten Testen nicht getestet werden. Zweitens ist es vermutlich unmöglich Vollständigkeit in der Beschreibung der Szenarien zu erreichen.

D. Formale Verifikation

Die formale Verifikation liefert einen formalen Gültigkeitsnachweis über ein abstraktes mathematisches Modell des Systems. Die formale Verifikation sollte daher nicht als dynamischer Produkttest verstanden werden. Wenn jedoch ein mathematisches Modell des gesamten Systems definiert und als korrekt (validiert) akzeptiert würde, könnte dieser Ansatz eine vollständige (Test-)Abdeckung erreichen. Ein Verfechter der formalen Verifikation für AF Intel/Mobileye [18], die bei der Entwicklung eines solchen mathematischen Modells von folgenden Prämissen ausgehen:

1. Sie gehen davon aus, dass die Sensoreingänge korrekt sind. Sie nehmen an, dass dies durch einen statistischen "Offline"-Test (Re-Simulation) unter der Annahme der Unabhängigkeit von Fehlern verschiedener Sensoren in einem gegebenen Sensor-Framework nachgewiesen werden kann.
2. Sie argumentieren, dass für die Formalisierung der relevanten Welt die Schuldfrage für einen Unfall formalisiert werden muss. Heute ist das Straßenverkehrsrecht (z.B. StVO in Deutschland) zu einem gewissen Grad unscharf und nicht zu 100 % formalisiert. Daher besteht die Notwendigkeit, dass Gerichte das Gesetz auslegen und entscheiden müssen wer die Schuld trägt.
3. Sie gehen davon aus, dass es möglich ist Code zu generieren, der durch diesen formalen Ansatz bewertet werden kann.

Wenn all diese Annahmen zutreffen, reduziert sich der Nachweis der Sicherheit für das System ohne Berücksichtigung der Sensoren auf einen Induktionsschritt. Keine Szenarien, keine Testfahrzeuge, kein Fahren in der realen Welt und keine massive Datenspeicherung wären notwendig. Um eine formale Verifikation durchführen zu können, müssen jedoch auch andere Werkzeuge validiert werden. Dies können die benötigten Chips, Steuergeräte, Betriebssysteme, Compiler und Testwerkzeuge sein. Aufgrund der großen Chancen, aber der vorhandenen Unkenntnis und der fehlenden Erfahrung, sollte diese Methode genauer untersucht und die Machbarkeit analysiert werden.

4.1 Zusammenfassung der Validierungsansätze

Abb. 1 stellt bis auf den formalen alle vorgestellten Validierungsansätze gegenüber und zeigt die Abweichung von der Referenzvalidierung – dem nicht durchführbaren, statistisch repräsentativen, unbeaufsichtigten Feldversuch. Die höchste Validität wird auf der höchsten Ebene jeder Dimension (äußerster Ring des Kiviat-Diagramms) erreicht. Ein Test im realen Verkehr hat zwar die höchste Aussagekraft (unter der Annahme einer repräsentativen Stichprobe), aber der Aufwand ist vor Produktionsbeginn nicht wirtschaftlich realisierbar. Die EVT kann

verwendet werden, um Testdaten zu extrapolieren und damit die Wahrscheinlichkeit für seltene Ereignisse wie tödliche Unfälle ermitteln. Jedoch sind geeignete Metriken erforderlich und der resultierende Test ist dennoch umfangreich, wenn er vor Produktionsbeginn durchgeführt wird. Die formale Verifizierung bietet viel Potenzial für den Sicherheitsnachweis der Trajektorien Planung und Trajektorien Ausführung. Zum jetzigen Zeitpunkt ist sie allerdings nicht in der Lage mit der fehlerhaften Umgebungsdarstellung umzugehen. Ein Szenario-basierter Test ermöglicht es Situationen zu finden, in denen die Umgebungswahrnehmung nicht mehr hinreichend ist. Allerdings sind valide Simulationsmodelle erforderlich. Weiterhin besteht die Problematik in der Argumentation der Vollständigkeit.

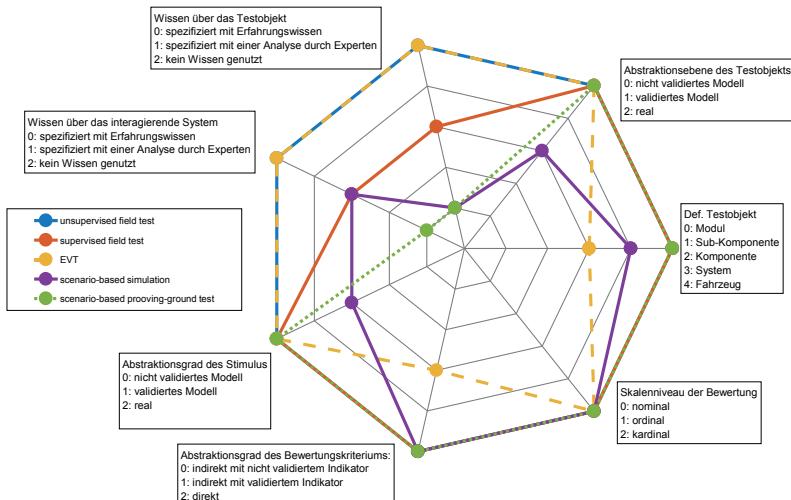


Bild 1: Klassifizierung der Testarten

Demzufolge ist keiner der behandelten Ansätze für eine Validierung von AF im Hinblick auf die aktuelle Verkehrssicherheit hinreichend. Daher sind andere V&V Ansätze bzw. Kombinationen von verschiedenen V&V Ansätzen (informale, statische, dynamische und dynamische V&V Ansätze [22]) zu berücksichtigen. Die Anwendung solcher V&V-Ansatz Kombinationen hat sich im industriellen Kontext über Jahre bewährt und wird unter anderem in den folgenden Bereichen unter Anwendung von Normen und Richtlinien praktiziert [23]:

- Zivile Luftfahrt (ARP 4754, ARP 4761)
- Automotiv (ISO 26262)
- Raumfahrt (ECSS-Q-ST-30C, ECSS-Q-ST-40C)

- Nuklear Kraftwerke (IEC 60880, IEC 61513)
- Bahnanwendungen (CENELEC 50126, CENELEC 50129)
- Elektrische/elektronische/programmierbare elektronische Systeme (IEC 61508, IEC 61511, IEC 62061)

Insbesondere für softwarebasierte Systeme werden hierbei tolerierbare Fehlerraten nicht numerisch ermittelt, sondern durch die Einhaltung von definierten Prozessen sowie die Anwendung von definierten Methoden in Entwicklung und Test (u.a. verschiedene V&V Ansätze) argumentiert. [23, 24] Alle diese einzelnen und kombinierten Ansätze implizieren dennoch ein nicht näher quantifizierbares Restrisiko. Folglich bleibt auch bei der Einführung von AF unter Anwendung solcher V&V Ansatz Kombinationen ein Restrisiko bestehen, das nicht mit absoluter Genauigkeit ermittelt werden kann. Daher werden im nächsten Abschnitt Strategien zum Umgang mit Risiken explizit erörtert. Streng genommen zählen diese Strategien auch zu den Validierungsansätzen.

5. Umgang mit dem verbleibenden Risiko

Allen Nachweismethoden gemein sind Vereinfachungen und Annahmen, die für eine wirtschaftliche Umsetzung notwendig sind. Aufgrund dieser Vereinfachungen und Annahmen wird die Einführung von AF mit einem Restrisiko behaftet sein. Dies bedeutet nicht, dass die Systeme, die in den Verkehr eingeführt werden, unsicher sind, sondern es wird zu Beginn unbekannt sein, wie sicher diese sind. Das ist nichts Neues bei Einführung neuer Technologien. Im Systemsengineering stehen vier generische Ansätze zur Auswahl, um mit Risiken umzugehen: [25] Risiko akzeptieren, Risiko vermeiden, Risiko kontrollieren oder Risiko transferieren. Ein Vorschlag für die Auslegung dieser Ansätze zur Einführung von AF ist in [6] beschrieben und im Folgenden zusammengefasst:

1. Risiko akzeptieren: Wenn alle Interessenvertreter davon überzeugt sind, dass die Annahmen und Vereinfachungen angemessen sind und die verbleibende Unsicherheit gegenüber der vorhandenen Sicherheit akzeptabel ist, bedarf es keiner weiteren Schritte für die Einführung von AF. Ein Konzept, das Risiken in Kauf nimmt, um von den in der Zukunft gemachten Erfahrungen zu profitieren, ist unter [26] beschrieben.
2. Risiko vermeiden: Risiken können vermieden werden, indem entweder kein AF eingeführt wird oder indem das Funktionskonzept angepasst wird, indem der Energieeinsatz des automatisierten Systems reduziert wird (z.B. durch Geschwindigkeits- oder Massereduktion) oder indem der Einsatzbereich (sog. Geofencing) eingeschränkt wird.
3. Risiko transferieren: Beim Transferieren von Risiken steht nicht die Übernahme der finanziellen Risiken durch z.B. Versicherungen im Vordergrund, sondern das Unfallrisiko für den

Menschen. Bei Einführung von AF (SAE Level 3 oder höher), die aber als SAE Level 2-Systeme klassifiziert sind, kann das Risiko auf den menschlichen Überwacher übertragen werden. Hierbei besteht die Notwendigkeit die bekannten Risiken der Automatisierung (Ironies of Automation) [27] zu berücksichtigen. Konzepte, die diese Thematik behandeln, finden sich unter [28, 29].

4. Risiko kontrollieren: Im Allgemeinen sind zur Steuerung/Regelung eines Systems (in dem betrachteten Fall der Einsatz von AF) eine Referenz, ein Regler, ein steuerbarer Systemeingang, ein beobachtbarer Systemausgang und ein Sensor zur Erfassung der Ausgangsdaten notwendig. Um das Risiko zu kontrollieren, das mit dem Einsatz von automatisiertem Fahren einhergeht, werden die notwendigen Elemente wie folgt definiert:
 - Referenz: Akzeptierte Sicherheitsreferenz der Interessenvertreter,
 - Regler: Eine Regelstrategie, die von den Interessenvertretern akzeptiert wird,
 - Systemeingang: Anzahl der Fahrzeuge, die die AF-Funktionalität aktivieren dürfen,
 - Sensor: Die Identifikation und Kommunikation von Ereignissen/Indikatoren und
 - Gemessene Ausgabe: Umrechnung der sensierten Ereignisse in die gleichen Einheit wie die Sicherheitsreferenz der Interessenvertreter (z.B. Unfälle mit Todesfolge).

Trotz der Anwendung der beschriebenen V&V-Aktivitäten und der Strategie, um mit Risiken umzugehen, bleibt der Beweis aus, dass alle notwendigen Maßnahmen für die Einführung von AF durchgeführt worden sind. Folglich bedarf es für die Einführung von AF-Systemen einer Argumentationskette inkl. Nachweisen, die von den oben definierten Interessenvertretern "ex-ante" akzeptiert werden. Mit der Zeit wird sich „ex-post“ zeigen, ob AF tatsächlich sicherer ist als die definierte Referenz.

6. Fazit

Alle aktuellen Ansätze zur Validierung von AF besitzen Nachteile und Mängel. Bei der Wahl einer Teststrategie sollte jede Reduzierung des vollständigen Testansatzes begründet und validiert werden, um die Rückverfolgbarkeit des Freigabeprozesses zu gewährleisten. Die dargestellte Kategorisierung kann dabei hilfreich sein. Um bestmöglich zu testen, sollten verschiedene Ansätze kombiniert und erfasst werden. Ziel der internationalen Gemeinschaft muss sein die Sicherheitsvalidierung nach dem Stand der Technik zu gestalten und die Akzeptanz dieser Ansätze zu prüfen. Die Akzeptanz muss von allen Interessensgruppen anhand der identifizierten Vor- und Nachteile und Vereinfachungen geprüft und bestätigt werden. Eine Quantifizierung des verbleibenden Risikos vor der Einführung von AF ist mit den derzeitigen Ansätzen

nicht möglich. Dies sollte nicht vernachlässigt, sondern transparent diskutiert werden, um Risikobewältigungsstrategien zu entwickeln.

- [1] H. Winner, W. Wachenfeld, and P. Junietz, "Validation and Introduction of Automated Driving" in *Automotive Systems Engineering II*, H. Winner, G. Prokop, and M. Maurer, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 177–196.
- [2] P. K. Davis, "Generalizing concepts and methods of verification, validation, and accreditation (VV&A) for military simulations", RAND CORP SANTA MONICA CA, 1992.
- [3] D. Zhao, "Accelerated Evaluation of Automated Vehicles", 2016.
- [4] F. Schultdt, "Ein Beitrag für den methodischen Test von automatisierten Fahrfunktionen mit Hilfe von virtuellen Umgebungen", Dissertation, Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, 2017.
- [5] A. Pütz, A. Zlocki, J. Küfen, J. Bock, and L. Eckstein, "Database Approach for the Sign-Off Process of Highly Automated Vehicles", in *25th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV)* National Highway Traffic Safety Administration, 2017.
- [6] W. H. K. Wachenfeld, "How Stochastic can Help to Introduce Automated Driving", Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2017.
- [7] K. Groh, T. Kuehbeck, B. Fleischmann, M. Schiemetz, and C. CHIBELUSHI, "Towards a Scenario-Based Assessment Method for Highly Automated Driving Functions", 2017.
- [8] A. Albers, M. Behrendt, S. Klingler, and K. Matros, "Verifikation und Validierung im Produktentstehungsprozess", Handbuch Produktentwicklung, Carl Hanser Verlag, 2016.
- [9] Statistisches Bundesamt (Destatis), "Verkehrsunfälle - Fachserie 8 Reihe 7 - 2015", 2015.
- [10] C. Hydén, "The development of a method for traffic safety evaluation: The Swedish traffic conflicts technique", Lund Institute of Technology. Department of Traffic Planning and Engineering, Lund, 1987.
- [11] H. Winner and W. Wachenfeld, "Absicherung automatischen Fahrens", München, Nov. 28 2013.
- [12] W. Wachenfeld and H. Winner, "The Release of Autonomous Vehicles" in *Autonomous Driving: Technical, Legal and Social Aspects*, M. Maurer, J. C. Gerdes, B. Lenz, and H. Winner, Eds.: Springer, 2016, pp. 425–449.
- [13] N. Kalra, "Challenges and Approaches to Realizing Autonomous Vehicle Safety", 2017.

- [14] S. Ulbrich, T. Menzel, A. Reschka, F. Schuldt, and M. Maurer, "Defining and Substantiating the Terms Scene, Situation, and Scenario for Automated Driving" in 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems - (ITSC 2015), Gran Canaria, Spain, pp. 982–988.
- [15] W. Wachenfeld, P. Junietz, R. Wenzel, and H. Winner, "The worst-time-to-collision metric for situation identification", in 2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2016, pp. 729–734.
- [16] P. Junietz, J. Schneider, and H. Winner, "Metrik zur Bewertung der Kritikalität von Verkehrssituationen und -szenarien", in 11. Workshop Fahrerassistenzsysteme, Walting, 2017.
- [17] G. Bagschik, T. Menzel, A. Reschka, and M. Maurer, "Szenarien für Entwicklung, Absicherung und Test von automatisierten Fahrzeugen", in 11. Workshop Fahrerassistenzsysteme. Walting, 2017, pp. 125–135.
- [18] S. Shalev-Shwartz, S. Shammah, and A. Shashua, "On a Formal Model of Safe and Scalable Self-driving Cars", arXiv preprint arXiv:1708.06374, 2017.
- [19] L. de Haan and A. Ferreira, "Extreme value theory: An introduction" Springer Science & Business Media, 2007.
- [20] D. Aslzung, J. Nilsson, and J. Fredriksson, "Using Extreme Value Theory for Vehicle Level Safety Validation and Implications for Autonomous Vehicles", IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2017.
- [21] D. Aslzung, J. Nilsson, and J. Fredriksson, "Comparing Collision Threat Measures for Verification of Autonomous Vehicles using Extreme Value Theory", IFAC-PapersOnLine, vol. 49, no. 15, 2016, pp. 57–62.
- [22] O. Balci, "Verification, Validation, and Testing", in "Handbook of Simulation: Principles, Methodology, Advances, Applications, and Practice", Wiley, 2007.
- [23] J. Machrouh, J.P. Blanquart, P. Baufreton, J.L. Boulanger, H. Delseny, J. Gassino, G. Ladier, E. Ledinot, M. Leeman, J.M. Astruc, P. Quéré, B. Ricque, G. Deleuze, "Cross domain comparison of System Assurance", in ERTS 2012, Toulouse, 2012.
- [24] P. Baufreton, JP. Blanquart, JL. Boulanger, H. Delseny, JC. Derrien, J. Gassino, G. Ladier, E. Ledinot, M. Leeman, P. Quere, B. Ricque, "Multi-domain comparison of safety standards, 2011.
- [25] D. D. Walden, G. J. Roedler, K. Forsberg, R. D. Hamelin, and T. M. Shortell, Eds., "Systems engineering handbook: A guide for system life cycle processes and activities", INCOSE-TP-2003-002-04, 4th ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2015.

- [26] N. Kalra and D. G. Groves, "The Enemy of Good: Estimating the Cost of Waiting for Nearly Perfect Automated Vehicles", 2017.
- [27] L. Bainbridge, "Ironies of automation", in Analysis, Design and Evaluation of Man-Machine Systems 1982: Elsevier, 1983, pp. 129–135.
- [28] W. Wachenfeld and H. Winner, "Virtual Assessment of Automation in Field Operation. A New Runtime Validation Method", in 10. Workshop Fahrerassistenzsysteme, Walting, 2015.
- [29] A. Koenig, K. Witzlsperger, F. Leutwiler, and S. Hohmann, "Overview of HAD validation and passive HAD as a concept for validating highly automated cars", at-Automatisierungstechnik, vol. 66, no. 2, 2018, pp. 132–145.
- [30] R. W. Butler and G. B. Finelli, "The infeasibility of experimental quantification of life-critical software reliability", ACM SIGSOFT Software Engineering Notes, vol. 16, no. 5, 1991, pp. 66–76.
- [31] R. W. Butler and G. B. Finelli, "The infeasibility of quantifying the reliability of life-critical real-time software", IEEE Transactions on Software Engineering, vol. 19, no. 1, 1993, pp. 3–12.

Hochautomatisiertes Fahren – Welche Fahrmanöver- und Umgebungsmerkmale beeinflussen erlebten Diskomfort?

Dipl.-Wirtsch.-Ing. **P. Roßner**, Prof. Dr. **A. C. Bullinger**, TU Chemnitz,
Professur Arbeitswissenschaft und Innovationsmanagement, Chemnitz

Kurzfassung

Es liegen nur wenige Erkenntnisse darüber vor, wie der Fahrer hochautomatisiert gefahren werden will und welche Implikationen sich daraus für die Mensch-Maschine-Interaktion im Fahrzeug ergeben. In einer explorativen Studie im statischen Fahrsimulator wurde untersucht, in welchen Verkehrssituationen Diskomfort entsteht und durch welche Parameter der Verkehrssituation oder des Fahrverhaltens des Ego-Fahrzeugs Diskomfort beeinflusst wird. 20 ältere und 20 jüngere Probanden erlebten drei unterschiedliche hochautomatisierte Fahrstile: einen defensiv-komfortablen, einen offensiv-dynamischen ihren eigenen als aufgezeichnete Fahrt. Die wichtigste abhängige Variable stellt der per Handregler kontinuierlich erfasste subjektive Diskomfort dar. Die Ergebnisse zeigen, dass vor allem in Situationen mit unklarem Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer und in Situationen mit gegenseitiger Abstimmung und Rücksichtnahme Diskomfort entsteht. Der Großteil des wahrgenommenen und gemessenen Diskomforts entwickelt sich im Vorlauf der Situation, wenn die Probanden die Aktionen oder Reaktionen des automatisierten Fahrzeugs und der anderen Verkehrsteilnehmer antizipieren und dabei Unklarheiten entstehen. Die genaue Analyse dieser Zeitverläufe liefert wichtige Anhaltspunkte für die Umsetzung von Diskomfort-Vermeidungsstrategien, z.B. durch gezielte Informationspräsentation in den ermittelten situationsspezifischen Zeitpunkten.

1. Hintergrund

Während technologische Entwicklungen im Bereich des automatisierten Fahrens schnell voranschreiten, werden dadurch entstehende zentrale Fragen der Mensch-Maschine-Interaktion bisher noch nicht ausreichend adressiert [1, 2]. Relevante Arbeiten im Human Factors-Bereich beschäftigen sich vorrangig mit dem Rollenwechsel des aktiven Fahrers zu einem eher passiven Überwacher und den begleitenden Problemerscheinungen: Kontrollübergang, Veränderungen der Aufmerksamkeitsallokation, out-of-the-loop-Problematik oder Defizite des Situationsbewusstseins [3]. Im Gegensatz dazu liegen kaum

Erkenntnisse darüber vor, wie komfortables, dynamisches und vom Fahrer akzeptiertes automatisiertes Fahren realisiert und parametrisiert werden kann [4, 5].

Diverse Studien [6, 7, 8] zeigen, dass sehr unterschiedliche Präferenzen in Bezug auf verschiedene Fahrstile bestehen, viele Probanden jedoch ihren eigenen oder einen ihrem eigenen Fahrstil ähnlichen Fahrstil bevorzugen. Ein eher einheitliches Bild zeichnet sich hinsichtlich der Ablehnung schlechter Fahrstile ab, welche z.B. zu hohe Beschleunigungen, zu hohe Bremsrucke oder zu geringe Sicherheitsabstände zu anderen Fahrzeugen aufweisen. Die Bewertungen sind jedoch stark situationsabhängig und werden durch das probandenseitige manuelle „Einfahren“ der später automatisiert präsentierten Fahrstile stark beeinflusst [6]. Ältere Teilnehmer tendieren zu den Fahrstilen junger Studienteilnehmer, da zügige, vorausschauende und trotzdem sichere sowie natürlich wirkende Fahrweisen priorisiert werden [7].

Die im Beitrag beschriebene Studie baut auf Vorarbeiten an der TU Chemnitz auf [7, 9 – 14] auf und verfolgt die Forschungsfrage, welche Fahrmanöver- und Umgebungsmerkmale den erlebten Diskomfort beeinflussen. Im Fokus steht sowohl der Vergleich zwischen einem dynamischen und defensiven Fahrstil zur Ableitung global präferierter Fahrstilmerkmale als auch die Untersuchung altersspezifischer Effekte zur Identifikation gruppenindividueller Fahrstilpräferenzen in drei Landstraßenszenarien.

2. Methode

Experimentelles Design

Innerhalb eines zweistufigen Experiments wurde untersucht, in welchen Verkehrssituationen Diskomfort beim Erleben hochautomatisierter Fahrten entsteht und durch welche Merkmale der Umgebung bzw. Parameter des Fahrstils dieser beeinflusst wird. Die durchgeführte Studie fand zur Gewährleistung einer sicheren und standardisierten Versuchsumgebung im Fahrsimulator statt. Die Studie wurde mit jüngeren (25-39 Jahre) und älteren (65-84 Jahre) Fahrem durchgeführt. Jeder Teilnehmer absolvierte die Teststrecke einmal als manuelle Fahrt und erlebte sie viermal als hochautomatisierte Fahrt mit unterschiedlichen Fahrstilen.

Teilnehmer

Die Stichprobe bestand aus 46 Teilnehmern mit einem gültigen Führerschein, wobei 6 Studienteilnehmer den Versuch aufgrund von Simulator Sickness abbrechen mussten. Von den in die Auswertung eingeflossenen Daten der restlichen 40 Probanden gehörten 21 (12 männlich) der jüngeren und 19 der älteren Gruppe an (13 männlich). Alle

Versuchsteilnehmer besaßen keine Vorerfahrung mit automatisiertem Fahren. Weitere Merkmale des Probandenkollektivs zeigt Tabelle 1.

Tabelle 1: Merkmale des Probandenkollektivs

Fahrermerkmale	Jüngere Fahrer		Ältere Fahrer	
	M	SD	M	SD
Alter (Jahre)	29,9	4,4	71,6	6,0
Führerscheinbesitz (Jahre)	12,5	4,6	48,6	14,1
Fahrleistung/Jahr (km)	10.262	9.997	12.895	12.892

Fahrtsimulator, Teststrecke und globale Fahrstilgestaltung

Die Versuchsumgebung stellte der statische Fahrsimulator der Professur Arbeitswissenschaft und Innovationsmanagement der TU Chemnitz dar (Bild 1). Der modulare Fahrsimulator verfügt über ein 180°-Projektionssystem, welches in Kombination mit der Fahrsimulationssoftware SILAB 5.1 eine hochimmersive Darstellung realer Fahrsituationen erreicht. Eine aktive Pedalerie sowie ein automatisch mitdrehendes Lenkrad sind weitere Kernmerkmale des Fahrsimulators.

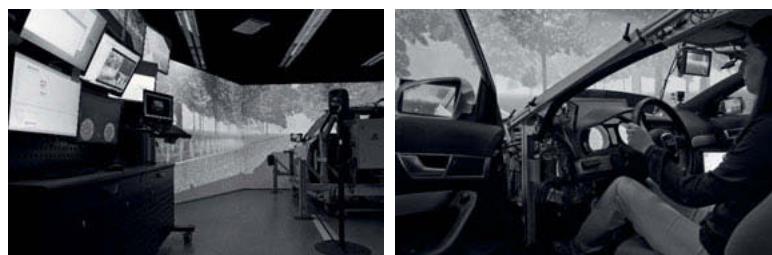


Bild 1: Fahrsimulator mit Versuchsleiterstand (links) und beispielhafter Probandin (rechts)

Die simulierte Teststrecke war ca. 9 km lang und unterteilte sich in drei Hauptabschnitte. Die Fahrt begann am Ortsrand und führte anschließend auf einer Landstraße über eine Verkehrszeichen- und eine ampelgeregelte Kreuzung. Der abschließende Autobahnabschnitt bestand aus einer Autobahnauffahrt, einer freien Fahrt, einer Baustellendurchfahrt und einer den Versuch beenden Autobahnabfahrt. Die Route bestand insgesamt aus 15 aufeinanderfolgenden Szenarien, die durch die verschiedenen Fahrstile unterschiedlich gehandhabt wurden.

Während der manuellen Fahrt wurden die Fahrdaten der Probanden mit 60 Hz aufgezeichnet, um sie später als hochautomatisierte Fahrt per Replay präsentieren zu können. Die Probanden hatten während des Erlebens der hochautomatisierten Fahrt dadurch keine Möglichkeit, die Automation per Lenkrad- oder Pedalbetätigung zu übersteuern. Neben ihrer eigenen Fahrt bekamen die Probanden jeweils einen defensiven und dynamischen Fahrstil präsentiert. Der defensive Fahrstil orientiert sich an der technischen Machbarkeit der näheren Zukunft und beschreibt eine vorsichtige Fahrweise unter Betonung der Verkehrssicherheit und Nachvollziehbarkeit für den Fahrer. Der dynamische Fahrstil stellt die Vision fehlerfreier Automatisierung der Zukunft dar, wobei eine sportliche Fahrweise unter Ausreizung technischer Möglichkeiten innerhalb rechtlicher Grenzen umgesetzt wurde.

Rückmeldung von Fahrkomfort

Die Probanden hatten während der unterschiedlichen hochautomatisierten Fahrten die Möglichkeit, per Handregler streckenmeter- und zeitpunktgenau ihr Fahrerleben zurückzumelden (für Details siehe [7]). Je unkomfortabler die Probanden sich gefahren fühlten, desto mehr konnten sie den Handregler betätigen. Das analoge Signal des Handreglers wurde zeitsynchron zu den Fahrdaten aufgezeichnet. Eine visuelle Anzeige im Kombiinstrument lieferte den Teilnehmern Rückmeldung des aktuell eingegebenen Wertes im 0-100-Bereich. Zusätzlich wird eine situationsspezifische Bewertung durch den Probanden ermöglicht, welche in der späteren Analyse aufgegriffen werden kann. Dies erleichtert die Zuordnung des erlebten Diskomforts zu Merkmalen der Verkehrsumgebung bzw. Parameter der Fahrstile.

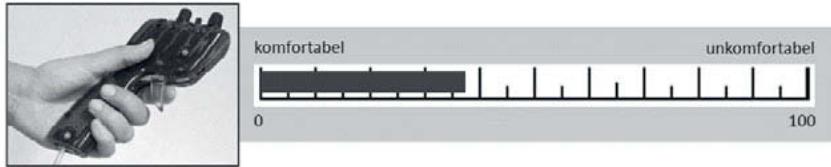


Bild 2: Handregler (links) und visuelles Feedback (rechts) für die Online-Messung von Diskomfort während der hochautomatisierten Fahrt

Darüber hinaus wurden Kopf- und Körperbewegungen, das Gesicht zur Detektion von Mimikänderungen, das Blickverhalten und physiologische Daten des Probanden aufgezeichnet. Dafür waren im Versuch ein Smartband MS 2 (für Ergebnisse siehe [15, 16]), ein Optitrack Motion Tracking System, eine SMI Eye-Tracking-Brille, zwei 3D-Kameras, sechs 2D-Kameras sowie eine Sensordruckmatte für den Fahrersitz im Einsatz. Nach jedem

Versuchsteil wurden die Probanden zusätzlich per standardisiertem Fragebogen nach Fahrkomfort, Fahrspaß, Sicherheitsempfinden, Akzeptanz und Vertrauen befragt. Den Abschluss bildete ein leitfadengestütztes Interview.

Durchführung

Das Experiment wurde an zwei aufeinanderfolgenden Terminen durchgeführt, wobei ca. 8 Wochen zwischen den beiden Terminen lagen. Zum ersten Termin durchliefen die Probanden eine fünfminütige manuelle Trainingsfahrt, um sich mit dem Fahrsimulator vertraut zu machen und anschließend die Teststrecke manuell zu durchfahren. Bevor die Versuchsteilnehmer ihre eigene aufgezeichnete Fahrt als hochautomatisierte Fahrt erlebten, absolvierten sie eine automatisierte Handregler-Sensibilisierungsfahrt zur Gewöhnung an die Diskomfort-Rückmeldung. Diese bestand aus einer ca. 4 km langen Landstraßenstrecke mit drei Diskomfort-induzierenden Folge- und Auffahrtszenarien. Die Teilnehmer wurden angewiesen, während der gesamten Fahrt ihr momentan erlebtes Diskomfort-Level rückzumelden.

Zum zweiten Termin durchliefen die Probanden erneut die Handregler-Sensibilisierungsfahrt. Im Anschluss erlebten sie ihre eigene manuelle Fahrt, die dynamische und die defensive Fahrt in ausbalancierter Reihenfolge und meldeten per Handregler und im Anschluss per Fragenbogen und Interview ihr Befinden zurück.

3. Ergebnisse

Globale Ergebnisse

Die Auswertung bezieht sich auf die Ergebnisse des zweiten Studientermins und zeigt somit Rückmeldungen zu drei unterschiedlichen Fahrstilen. Zur detaillierteren Analyse wurden die Handreglerwerte über alle Probanden summiert, um Häufungen des erlebten Diskomforts zu identifizieren. Es stellten sich sechs Situationen heraus, bei denen situationsspezifischer Diskomfort entstand:

- Überfahren einer verkehrszeichenengeregelten Kreuzung,
- Passieren eines Hindernisses,
- Anhalten und Überfahren an einer ampelgeregelten Kreuzung,
- Auffahren auf die Autobahn,
- Passieren einer Baustelle mit Folgefahrt,
- Abfahren von der Autobahn.

In dem Beitrag liegt der Fokus auf dem Bereich Landstraße und somit den ersten drei Situationen, die direkt aufeinander folgen. Die Probanden durchfuhren die

verkehrszeichengeregelte Kreuzung auf der Hauptstraße. Während der Zufahrt auf die Kreuzung näherte sich ein Fahrzeug von rechts, welches Vorfahrt gewähren muss und an der Haltelinie der querenden Straße zum Stehen kommt. Im Anschluss folgte eine Hindernissituation, in der ein zum Teil auf dem eigenen Fahrstreifen stehender Lkw passiert werden musste. Das Anhalten und Überfahren der ampelgeregelten Kreuzung stellte die letzte Situation dar. Das Ego-Fahrzeug bremste bis zum Stillstand an der Haltelinie, da die Ampel während der Anfahrt auf Rot schaltete. Die Summe der Handreglerwerte beim Durchfahren der beschriebenen Situationen zeigt Bild 3. Auf der Abszisse sind die vom Ego-Fahrzeug zurückgelegten summierten Streckenmeter abgetragen. Die Ordinate zeigt die zugehörigen summierten Handreglerwerte über alle Probanden und Fahrstile (eigener, defensiver und dynamischer Fahrstil), die den erlebten Diskomfort der gesamten Stichprobe repräsentieren.



Bild 3: Summierte Handreglerwerte über alle Probanden und Fahrstile beim Durchfahren der verkehrszeichengeregelten Kreuzung, Passieren des Hindernisses und Überqueren der ampelgeregelten Kreuzung

Situationsspezifische Ergebnisse - Verkehrszeichengeregelte Kreuzung

Das Ego-Fahrzeug besitzt auf der zu passierenden Kreuzung Vorfahrtsrecht. Das sich von rechts auf der Querstraße nähernde Fahrzeug ist wahrnehmbar, wenn der Abstand zur Kreuzungsmitte noch ca. 40 m beträgt. Dies entspräche einer TTC von ca. 2 Sekunden, falls der Querverkehr nicht an der Haltelinie zum Stehen kommen würde. Ab diesem Zeitpunkt verzögert der defensive Fahrstil bis zur Kreuzungsmitte auf ca. 40 km/h, während der dynamische Fahrstil mit konstanten 70 km/h die Kreuzung passiert. Der Querverkehr hält an

der Haltelinie, wenn das Ego-Fahrzeug noch ca. 26,5 m von der Kreuzungsmitte entfernt ist. Bild 4 zeigt beide Situationen aus der Fahrerperspektive.



Bild 4: Fahrerperspektive in der verkehrszeichengeregelten Kreuzung (links ca. 40 m, rechts ca. 26,5 m bis Kreuzungsmitte)

Der von den Probanden rückgemeldete Diskomfort ist in Bild 5 dargestellt, wobei der Nullpunkt als Kreuzungsmitte definiert ist. Die summierten Handreglerwerte verlaufen für beide Altersgruppen und Fahrstile sehr ähnlich. Bei ca. 40 bis 50 m Restdistanz zur Kreuzungsmitte steigt der Diskomfort stark an, erreicht sein Maximum je nach Altersgruppe und Fahrstil bei ca. 20 bis 25 m Restdistanz zur Kreuzungsmitte und fällt im Anschluss sehr schnell zurück auf 0. Im Anschluss zeigt sich beim Beschleunigungsmanöver auf 100 km/h in der jüngeren Altersgruppe bei beiden Fahrstilen leichter Diskomfort.

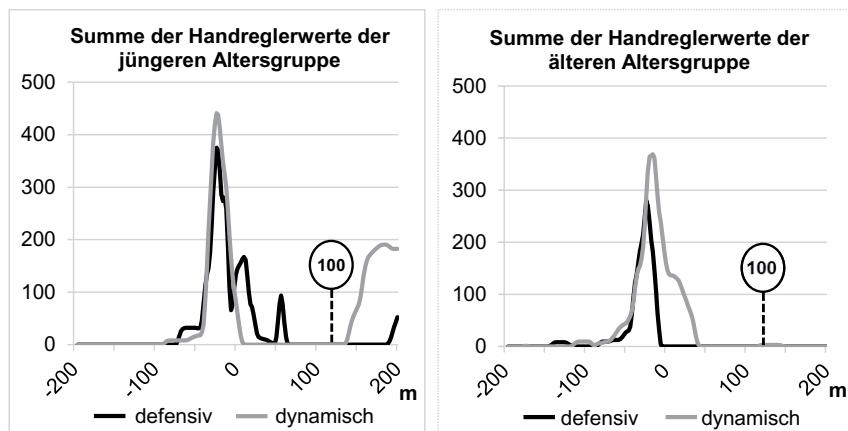


Bild 5: Summe der Handreglerwerte für den defensiven und dynamischen Fahrstil der jüngeren und älteren Altersgruppe in der verkehrszeichengeregelten Kreuzung

Situationsspezifische Ergebnisse - Hindernissituation

In der Hindernissituation passiert das Ego-Fahrzeug einen zum Teil auf dem eigenen Fahrstreifen stehenden Lkw. Bei ca. 85 m longitudinalem Abstand zum Lkw wird in beiden Fahrstilen ein Fahrstreifenwechsel initiiert, der bei ca. 20 m longitudinalem Abstand zum Lkw abgeschlossen ist (siehe Bild 6). Der dynamische Fahrstil passiert das Hindernis mit 100 km/h, während die defensive Variante mit 65 km/h am Lkw vorbeifährt. Darüber hinaus befindet sich das Ego-Fahrzeug im dynamischen Fahrstil ca. 0,40 m weiter links, wenn es sich auf Höhe des Lkws bewegt. Direkt nach Passieren des Hindernisses wird der Fahrstreifenwechsel zurück nach rechts initiiert, der im dynamischen sowie defensiven Fahrstil ca. 100 Fahrmetter weiter abgeschlossen ist.



Bild 6: Fahrerperspektive in der Hindernissituation (links bei Initiierung, rechts nach Abschluss des Fahrstreifenwechselmanövers)

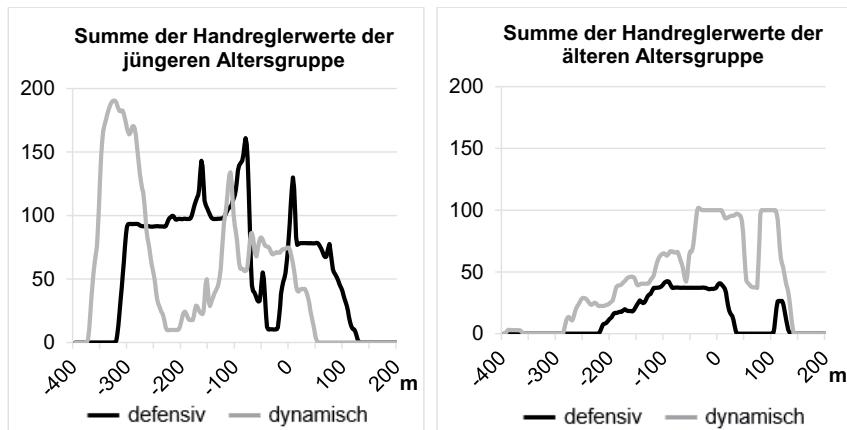


Bild 7: Summe der Handreglerwerte für den defensiven und dynamischen Fahrstil der jüngeren und älteren Altersgruppe in der Hindernissituation

Der von den Probanden rückgemeldete Diskomfort ist in Bild 7 dargestellt, wobei der Nullpunkt das Ende des Lkw darstellt. Die summierten Handreglerwerte zeigen in der jüngeren Altersgruppe keinen eindeutigen Trend, wohingegen die älteren Probanden das vom dynamischen Fahrstil durchgeführte Fahrstreifenwechselmanöver schlechter bewerten. In der älteren Altersgruppe steigt der Diskomfort ab ca. 200 m bis 300 m Restdistanz zum Hindernis für beide Fahrstile stetig an, erreicht ca. bei Passieren des Hindernisses sein Maximum und ist ca. 150 m nach dem Lkw wieder auf 0.

Situationsspezifische Ergebnisse - Ampelgeregelte Kreuzung

Innerhalb der Zufahrt auf die ampelgeregelte Kreuzung passiert das Ego-Fahrzeug ein Ampelschild, das sich ca. 370 m vor der Ampel befindet. Zu diesem Zeitpunkt reagiert der defensive Fahrstil bereits frühzeitig und geht vom Gaspedal. Im weiteren Verlauf der Kreuzungsanfahrt schaltet die Ampel von Grün auf Rot. Zu diesem Zeitpunkt verstärkt der defensive Fahrstil sein Bremsmanöver, um innerhalb der Restdistanz von 170 m zur Ampel von den verbliebenen 80 km/h zum Stillstand zu Bremsen. Beim Umschalten der Ampel wird im dynamischen Fahrmodus durch das Einleiten des Bremsmanövers das erste Mal reagiert. Zu diesem Zeitpunkt bleiben noch ca. 100 m, um vor der Ampel von 100 km/h auf Stillstand zu verzögern (siehe Bild 8 links).



Bild 8: Fahrerperspektive in der ampelgeregelten Kreuzung (links bei Initiierung, rechts bei Abschluss des Bremsmanövers im dynamischen Fahrstil)

Der von den Probanden rückgemeldete Diskomfort ist in Bild 7Bild 9 dargestellt, wobei der Nullpunkt den Standpunkt der Ampel darstellt. Die ältere Altersgruppe erlebt während der Zufahrt auf die ampelgeregelte Kreuzung höheren Diskomfort als die jüngere Altersgruppe, wobei der dynamische Fahrstil einen erheblich höheren Anteil in der gesamten Stichprobe einnimmt. Die Handreglerwerte steigen ab ca. 150 m vor Erreichen der Ampel an, erreichen je

nach Fahrstil und Altersgruppe bei ca. 30 bis 80 m zur Kreuzung ihre Maxima und fallen bis zum Stillstand des Fahrzeugs zurück auf 0. Die jüngere Altersgruppe zeigt zudem Diskomfort in der sich anschließenden Weiterfahrt.

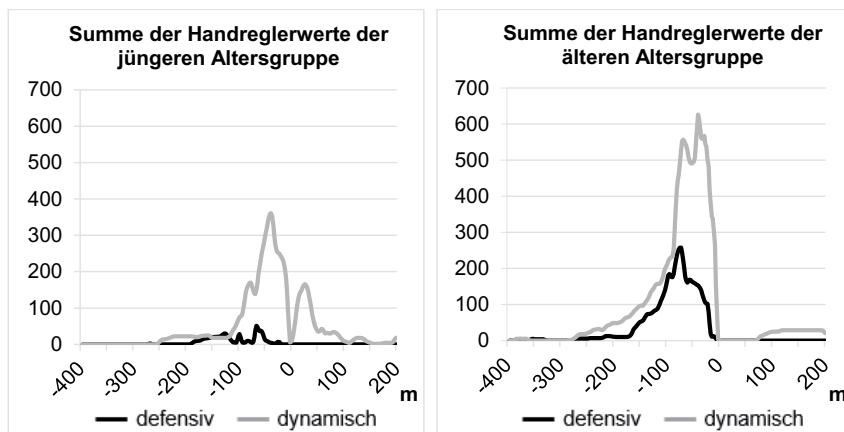


Bild 9: Summe der Handreglerwerte für den defensiven und dynamischen Fahrstil der jüngeren und älteren Altersgruppe in der ampelgeregelten Kreuzung

4. Diskussion und Ausblick

Im Beitrag wurde die Untersuchung des Zusammenhangs zwischen Fahrmanöver- sowie Umgebungsmerkmalen des präsentierten Fahrstils und probandenseitig erlebtem Diskomfort während hochautomatisierter Fahrten dargestellt. Im Fokus stand sowohl der Vergleich zwischen einem dynamischen und defensiven Fahrstil zur Ableitung global präferierter Fahrstilmerkmale als auch die Untersuchung altersspezifischer Effekte zur Identifikation gruppenindividueller Fahrstilpräferenzen.

Im Fahrstilvergleich zeigen die Ergebnisse, dass die älteren Probanden den defensiven Fahrstil gegenüber dem dynamischen Fahrstil bevorzugen. Ein ähnliches Bild zeichnen die Ergebnisse der Fragebogenauswertung, in der ca. zwei Drittel der älteren Probanden im Gegensatz zur jüngeren Stichprobe (keine klare Fahrstilpräferenz) die defensive Fahrweise bevorzugen. Während des gesamten Versuchs betätigen die älteren Probanden zu ca. 60 Prozent der Versuchsdauer den Handregler im dynamischen Fahrmodus, während sie dies beim Erleben des defensiven Fahrstils nur zu ca. 30 Prozent der Versuchsdauer tun.

Bei Betrachtung der Rückmeldungen während des gesamten Versuchs zeigt sich (konform zu [6]) eine globale Ablehnung schlechter Fahrstilelemente, die hauptsächlich Merkmale des dynamischen Fahrstils darstellen:

- Zu hohe Beschleunigungsrate,
- Zu hoher Bremsruck,
- Zu geringer longitudinaler Abstand zum Vorderfahrzeug.

Situationsspezifisch lassen sich sowohl weitere altersgruppenindividuelle Fahrstilpräferenzen als auch unterschiedliche Potentiale zur Diskomfort-Vermeidung identifizieren.

Innerhalb der verkehrszeichengeregelten Kreuzung zeigt sich, dass der Diskomfort innerhalb kürzester Zeit stark ansteigt und im Anschluss schnell wieder abfällt. Der Diskomfort in dieser Situation steht in Zusammenhang mit dem Erscheinen bzw. Sichtbarwerden des Querverkehrs. Sowohl die älteren als auch die jüngeren Probanden fühlen sich in der Situation unwohl, weil das weitere Verhalten des Querverkehrs (rechtzeitiges Stoppen an der Haltelinie, Queren der Kreuzung, Einbiegen auf Hauptstraße) als auch die darauf abgestimmte Handlung des Ego-Fahrzeugs unklar ist. Das leichte Abbremsen des defensiven Fahrstils sowie das resultierende Passieren der Kreuzung mit einer niedrigeren Geschwindigkeit beeinflusst den Diskomfort kaum. Das Durchfahren der Situation könnte durch eine Anzeige, dass der Querverkehr erkannt wurde und ein Passieren der Kreuzung gefahrenlos ist, angenehmer gestaltet werden.

Die Analyse der Hindernissituation ist durch deren erhöhte Komplexität schwieriger, weil verschiedene Fahrstilkomponenten zu unterschiedlichen Zeitpunkten bzw. überlappend auftreten. Das Passieren des Lkw löst einen länger anhaltenden, aber weniger intensiven Diskomfort aus. Das Beschleunigungsmanöver im Anschluss an die verkehrszeichengeregelte Kreuzung und im Vorlauf der Hindernissituation wird von der jüngeren Altersgruppe kritischer gesehen. Sowohl das dynamische (zu schnell und klanglich durch Hochdrehen des Motors zu aggressiv) als auch das defensive (zu gemächlich und langsam) Beschleunigen löst Unwohlsein aus. Innerhalb der älteren Altersgruppe lässt sich der Diskomfort eher dem Sichtbarwerden des Lkw und der damit verbundenen Unklarheit über den Fortlauf der Situation zuordnen. Dem ersten Punkt kann durch eine Anpassung des Fahrstils entgegengewirkt werden, wohingegen der zweite Einflussfaktor durch eine Anzeige des Lkw und den auszuführenden Fahrstreifenwechsel reduziert werden kann.

Der Diskomfort in der ampelgeregelten Kreuzung ordnet sich in Dauer und Intensität zwischen den beiden o.g. Situationen ein. Die ältere Altersgruppe empfindet sichtbar mehr Unwohlsein als die jüngeren Probanden. Im dynamischen Fahrstil verursacht die späte Reaktion als auch der dadurch notwendige hohe Bremsruck und die hohe Bremsrate einen Großteil des

Unwohlseins aus. Diskomfortreduzierende Maßnahmen sind folglich eine Anpassung des Fahrstils (frühere Reaktion, niedrigere Verzögerungsrate), aber auch die Bereitstellung von Informationen (Ampel erkannt, Bremsvorgang wird eingeleitet).

Zusammenfassend konnten sowohl global präferierte als auch gruppenindividuelle Fahrstilmerkmale identifiziert werden konnten. Die Unterschiede im Probandenkollektiv lassen sich nicht nur durch Altersunterschiede erklären, sondern erfordern eine weitere Analyse bzw. weitere Studien zum Einfluss anderer Personenmerkmale, z.B. Stimmung, Müdigkeit oder Erfahrung mit hochautomatisiertem Fahren. Das eigene Fahrverhalten wird vielen Probanden als Vergleichsmaß für den Fahrstil verwendet, weswegen die Bewertungen auch innerhalb der Stichprobe stark schwanken. Der dynamische Fahrstil agiert zu wenig vorrauschauend und enthält zu viele negative Fahrstilelemente, die vor allem in der älteren Altersgruppe Diskomfort auslösen.

Die Ergebnisse sollten unter folgenden Aspekten kritisch betrachtet werden. Die summierten Handreglerwerte aller Probanden erleichtert eine Zuordnung von Diskomfortspitzen zu Umgebungsmerkmalen bzw. Fahrstileigenschaften, aber keine Aussagen über die Verteilung von Diskomfort und dessen Streuung im Probandenkollektiv liefert. Weiterführende Analysen dazu werden folgen. Darüber hinaus beeinflusst das Verwenden eines statischen Fahrsimulators das Fahrerleben in zweierlei Hinsicht. Systemausfälle haben keine echten Gefahren- bzw. Sicherheitsauswirkungen (allgemeines Simulatorproblem) und Fahrdynamik kann körperlich nicht erfahren werden (spezielles Problem statischer Fahrsimulatoren).

Daher werden die Ergebnisse dieser Fahrsimulatorstudie in einer aktuell sich in Planung befindlichen Studie auf einer realen Teststrecke validiert. Darüber hinaus folgt Anfang 2019 ein zweites Experiment zur Untersuchung Diskomfort-reduzierender Maßnahmen. Der Fokus liegt auf der Integration von Information über aktuell erkannte Fahrzeuge und vom Ego-Fahrzeug geplante Manöver.

Danksagung

Diese Forschung wird vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) gefördert (Projekt: KomfoPilot, FKZ: 16SV7690K).

Literaturverzeichnis

- [1] Gasser, T. M.: Herausforderungen automatischen Fahrens und Forschungsschwerpunkte. 6. Tagung Fahrerassistenz, München, 2013.
- [2] Banks, V. A. & Stanton, N. A.: Keep the driver in control: Automating automobiles of the future. Applied Ergonomics, 2015.

- [3] Radlmayr, J., & Bengler, K.: Literaturanalyse und Methodenauswahl zur Gestaltung von Systemen zum hochautomatisierten Fahren. FAT-Schriftenreihe: Vol. 276, 2015. Berlin: VDA.
- [4] Elbanhawi, M., Simic, M. & Jazar, R.: In the Passenger Seat: Investigating Ride Comfort Measures in Autonomous Cars. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine 7 (2015) 3 p. 4-17.
- [5] Siebert, F., Oehl, M., Höger, R., & Pfister, H. R.: Discomfort in Automated Driving – The Disco-Scale. In: Proceedings of HCI International 2013, Communications in Computer and Information Science, Vol. 374, 2013, pp. 337-341, Las Vegas, USA.
- [6] Griesche, S.; Nicolay, E.; Assmann, D.; Dotzauer, M.; Käthner, D.: "Should my car drive as I do? What kind of driving style do drivers prefer for the design of automated driving functions?" Contribution to 17. Braunschweiger Symposium Automatisierungssysteme, Assistenzsysteme und eingebettete Systeme für Transportmittel (AAET), ITS automotive nord e.V., ISBN 978-3-937655-37-6, 2016, pp. 185-204.
- [7] Hartwich, F., Beggiato, M., Dettmann, A., & Krems, J. F.: Drive me comfortable: Customized automated driving styles for younger and older drivers. 8. VDI-Tagung „Der Fahrer im 21. Jahrhundert“, 10.-11.11.2015.
- [8] Festner, M., Baumann, H., & Schramm, D.: Der Einfluss fahrfremder Tätigkeiten und Manöverlängsdynamik auf die Komfort- und Sicherheitswahrnehmung beim hochautomatisierten Fahren. 32. VDI/VW- Gemeinschaftstagung Fahrerassistenz und automatisiertes Fahren, 2016, Wolfsburg.
- [9] Hartwich, F., Beggiato, M., & Krems, J.: The impact of automation on older and younger drivers' perception of driving comfort and joy. In J. Funke, J. Rummel, & A. Voß (Eds.), TeaP 2016 - Abstracts of the 58th Conference of Experimental Psychology (p. 118). Lengerich: Pabst Science Publishers.
- [10] Hartwich, F., Beggiato, M., & Krems, J. F.: Driving comfort, enjoyment, and acceptance of automated driving - Effects of drivers' age and driving style familiarity. Ergonomics, 61, 2018, 1017-1032. doi:10.1080/00140139.2018.1441448.
- [11] Hartwich, F., Witzlack, C., Beggiato, M., & Krems, J. F.: The first impression counts - A combined driving simulator and test track study on the development of trust and acceptance of highly automated driving. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, in press, <https://doi.org/10.1016/j.trf.2018.05.012>.
- [12] Scherer, S., Dettmann, A., Hartwich, F., Pech, T., Bullinger, A. C., Wanielik, G.: How the driver wants to be driven - Modelling driving styles in highly automated driving. Automatisiertes Fahren - Hype oder mehr?, Tagungsband 7. Tagung Fahrerassistenz. 25.11.2015 bis 26.11.2015, München.
- [13] Scherer, S., Schubert, D., Dettmann, A., Hartwich, F., & Bullinger, A. C.: Wie will der "Fahrer" automatisiert gefahren werden? Überprüfung verschiedener Fahrstile hinsichtlich des Komforterlebens. Tagungsband 32. VDI/VW-Gemeinschaftstagung Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren. 08.11.2016 bis 09.11.2016, Wolfsburg.
- [14] Beggiato, M., Hartwich, F., & Krems, J. F.: Der Einfluss von Fahrermerkmalen auf den erlebten Fahrkomfort im hochautomatisierten Fahren. at - Automatisierungstechnik, 65(7), 2017, doi:10.1515/auto-2016-0130.
- [15] Beggiato, M., Hartwich, F., & Krems, J.: Using Smartbands, Pupilometry and Body Motion to Detect Discomfort in Automated Driving. Frontiers in Human Neuroscience, 12, 2018, 3138. doi:10.3389/fnhum.2018.00338.
- [16] Beggiato, M., Hartwich, F., & Krems, J.: Discomfort Detection in Automated Driving by Psychophysiological Parameters from Smartbands. In N. Van Nes & C. Voegelé (Eds.), Proceedings of the 6th HUMANIST Conference (pp. 8-13), 2018. Lyon: Humanist Publications. ISBN 978-2-9531712-5-9.

Der Mensch als bestimmender Faktor zukünftiger Mobilitätskonzepte

Physikalisch-geometrische Untersuchung zur Reduzierung kinetogener Ausprägungen im Zusammenhang fahrzeugspezifischer Nutzungsszenarien

M. Eng. **D. Bohrmann**, Prof. Dr. phil. **K. Bengler**,

Technische Universität München, Garching;

B. Sc. **K. Lehnert**, Technische Universität Berlin, Berlin;

Dipl.-Ing. **U. Scholly**, Daimler AG, Sindelfingen

Kurzfassung

Um den Herausforderungen der zukünftigen Mobilität gerecht zu werden, muss der Mensch als Nutzer neuer Technologien mit seinen Wünschen, aber auch Limitationen in den Vordergrund der Fahrzeugentwicklung gestellt werden. Ein wichtiger Aspekt zeigt sich hier in der physiologischen Reizreaktion des menschlichen Organismus namens Kinetose. Bei inkonsistenten Bewegungseindrücken der drei sensorischen Wahrnehmungskanäle reagiert der Körper mit starken vegetativen Ausprägungen in Form von Kopfschmerzen, Schweißausbrüchen, Hypertonie, Übelkeits- und Schwindelsymptomen. Insbesondere durch die Steigerung des Automationsgrades im Fahrzeug ist mit einer Zunahme fahrfremder Tätigkeiten zu rechnen. Diese führen vermeintlich zu einer vermehrten Diskrepanz der Wahrnehmungseingänge und somit auch zu der bereits beschriebenen Reaktion des menschlichen Organismus. Anhand realer Fahrversuche wird dieser Fragestellung nachgegangen und untersucht, wie sich physikalisch-geometrische Merkmale des Fahrzeuginnenraums auf das Komfortempfinden der Insassen auswirken. Um essenzielle Grundlagen der Kinetose zu ermitteln, haben 25 Probanden an jeweils zwei Fahrbedingungen teilgenommen. Unter anderem konnte dabei gezeigt werden, dass die Änderung der Sitzposition zu einem signifikanten Unterschied im Wohlbefinden der Insassen bei fahrfremden Tätigkeiten führt. Insbesondere bei einer vergleichsweise flachen Lehneneigung ist eine Stabilisation des Kopfes zu erkennen, die einen intra-vestibulären Sinneskonflikt bestmöglich verhindert.

Abstract

In order to meet the challenges of future mobility, humans, as users of new technologies, need to be kept in mind during vehicle development. An important aspect in this development is the physiological stimulus response called kinetosis (motion sickness). When sensory paths detect inconsistencies in movement modalities, the organism reacts with strong vegetative manifestations. Typical symptoms can be divided into the different categories of nausea, disorientation and oculomotor issues. In particular, non-driving activities will increase significantly, while autonomous driving situations. These lead to kinetosis and the resultant motion sickness symptoms. In order to prevent motion sickness in highly automated driving, it needs to be understood, how various physical-geometric characteristics of the vehicle interior affect the comfort of the occupant. 25 voluntary subjects were exposed to repetitive driving maneuvers on real road conditions while fulfilling defined secondary tasks. Those driving tests were used to determine critical characteristics for the well-being of the occupant. Among other things, it is shown that change of the seating position leads to a significant difference in the sense of comfort. This is achieved by stabilizing the head, using a backrest with a relatively shall angle. Head stability has a positive effect on the well-being of the occupant while performing non-driving activities in a dynamic environment.

1. Der Mensch im Fokus fortschreitender Automation im Automobilsektor

Wie dem Vorwort der Gemeinschaftstagung „Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren 2018“ zu entnehmen ist, stellt die Kundenakzeptanz einen zentralen Schlüssel für den Erfolg hochautomatisierter beziehungsweise autonomer Fahrzeuge dar [1]. Doch bei genauer Betrachtung zeigt sich, dass der Einzug der Digitalisierung nicht nur entwicklungsseitige Veränderungen der Fahrzeugfunktionen bedingt, sondern ebenfalls die Erwartungen und Wünsche der Kunden verändert.

Der Fahrer wird zum Passagier, da die Fahraufgabe durch Fahrerassistenzsysteme übernommen wird. Durch diese Entlastung rücken insbesondere fahrfremde Tätigkeiten in den Fokus von Nutzungsszenarien zukünftiger Mobilitätskonzepte. Inwiefern sich diese auf das Wohlbefinden der Insassen auswirken, ist bislang unzureichend bekannt [2]. Physiologische Restriktionen können die Nutzung der neuen Technologien einschränken. Vor allem im mobilen Einsatz sind verschiedene Aspekte zu beachten. Beispielsweise führt das simultane Arbeiten während der Fahrt oftmals zu Übelkeits- und Müdigkeitssymptomen, die viele Menschen signifikant in ihrem Wohlbefinden einschränken. Dieses Phänomen ist unter dem Begriff Kinetose oder Motion Sickness bekannt und stellt eines der ältesten Schutzmechanismen des menschlichen Organismus vor Vergiftung dar [3].

2. Fragestellung physikalisch geometrischer Merkmale des Fahrzeuginnenraums

Die Zielsetzung dieser Forschungsarbeit besteht darin, hochautomatisierte Fahrszenarien auf ihre Auswirkungen des Komfortempfindens der Insassen bei Nebentätigkeiten zu untersuchen sowie lösungsorientierte Ansätze zur Prävention vor Kinetose zu ermitteln. Dabei ergeben sich eine Vielzahl unterschiedlicher Untersuchungsmöglichkeiten, wie zum Beispiel die Bewertung fahrdynamischer Kenngrößen oder die Optimierung der Innenraumklimatisierung.

Neben der Automatisierung der Fahraufgabe zeigt sich die fortschreitende Elektrifizierung zukünftiger Fahrzeugflotten als ein Schwerpunkt aktueller Entwicklungsaktivitäten. Nicht zuletzt aufgrund der Substitution des Verbrennungsmotors durch Batteriepakete ergeben sich fundamentale Änderungen in den Abmessungen der Fahrgastzelle, die neue Sitzkonzepte ermöglichen [4]. Deren Einfluss auf das Wohlbefinden der Insassen unter Berücksichtigung fahrfremder Tätigkeiten stellt einen wichtigen Aspekt derzeitiger Forschung dar. Obwohl bereits diverse Studien die Veränderung der Körperlage im Raum bei dynamischen Anregungen untersucht haben, herrscht Uneinigkeit über eine mögliche Desensibilisierung des kinetogenen Reizempfindens, insbesondere bei multiaxialen Anregungen [5],[6],[7].

Insbesondere die Befunde zur Sitzposition als auch zur Sitzausrichtung erweisen sich in der Literatur als inkonsistent, sodass dieser Effekt als Gegenstand der vorliegenden Arbeit dient.

3. Versuchsaufbau und -design

Unter Ausschluss visueller Orientierungsmöglichkeiten der Fahrzeugtrajektorie fanden im Monat März 2018 Fahrversuche zum Einfluss der Sitzkonstitution auf das Wohlbefinden statt. Dabei wurden 25 Probanden in einem 2x2 Mixed Design auf der Teststrecke der Daimler AG gefahren und gebeten gezielte, fahrfremde Nebentätigkeiten zu vollziehen. Der modifizierte Versuchsträger (V-Klasse - O447) war mit zwei Seriensitzen im Fond bestückt und zusätzlich durch Prototypenfolie im Innenraum abgedunkelt. Um den Probanden keinerlei Sicht auf die Fahrstrecke zu gewähren, erfolgte mittels eines schwarzen Vorhangs eine zusätzliche Abtrennung zwischen Cockpit und Fond. Während der gesamten Fahrt war die Innenraumbeleuchtung eingeschaltet. Hintergrund dieses Studiendesigns liegt in der isolierten Betrachtung geometrischer Veränderungen im Hinblick auf die physiologische Reaktion des Vestibularorgans bei multiaxialen Fahrzeugbewegungen. Der visuelle Informationskanal wurde im Zuge dessen bestmöglich durch die voran beschriebenen Maßnahmen kontrolliert.

Zwischen dem Fahrzeugboden und dem Dachrahmen der C-Säule wurde eine stabile Metallstange installiert, an der eine höhenverstellbare und schwenkbare Tablethalterung befestigt war. Es wurde darauf geachtet, dass alle Anforderungen der Fahrzeugsicherheit volumnfänglich erfüllt sind. In der liegenden Sitzposition konnte somit das Tablet individualisiert frei im Raum befestigt werden. Für die aufrecht sitzende Bedingung stand eine weitere Halterung zur Verfügung, die vor dem Probanden so angebracht wurde, dass das Tablet sich in der Höhe der Bordkante befand und darüber hinaus in einer natürlichen Haltung bedienbar war. Die Probanden wurden mittels Randomisierung unter der Restriktion gleicher Gruppengröße auf den Gruppierungsfaktor Sitzausrichtung verteilt. Der Messwiederholungsfaktor Sitzposition wurde innerhalb der Testpersonen so variiert, dass jeweils gleich viele Personen zuerst die liegende beziehungsweise aufrechte Bedingung durchliefen (siehe Tabelle 1).

Tabelle 1: Zellenbesetzung für die Bedingungen Sitzposition und Sitzausrichtung

Sitzausrichtung	Sitzposition	
	aufrecht (t_1)	liegend (t_2)
vorwärts	N=13 (1)	N=13 (2)
rückwärts	N=12 (3)	N=12 (4)

Anmerkung. t_i = Messzeitpunkt

Während der Fahrt führte jeder Teilnehmer vier verschiedene Tätigkeiten durch, die sich in ihrer Dynamik und ihrer Aufmerksamkeitsanforderung unterschieden (Lesen, Quiz, Film, Spiel). Die definierten Aufgaben wurden auf einem Appel iPad (9.7 Zoll) durchgeführt. Die Reihenfolge der einzelnen Nebentätigkeiten wurde zwischen den Teilnehmern und innerhalb jeder Sitzbedingung nach der Methode des lateinischen Quadrats randomisiert.

Über die beiden Messzeitpunkte wurde die Reihenfolge konstant gehalten, sodass jede Versuchsperson in den beiden Stufen des Messwiederholungsfaktors die Tätigkeiten in der gleichen Abfolge durchführte. Wie in Abbildung 1 erkenntlich, betrug die Lehnneigung des Sitzes in der liegenden Position ca. 38° (52° Aufstellwinkel), in der sitzenden Position ca. 23° (67° Aufstellwinkel).

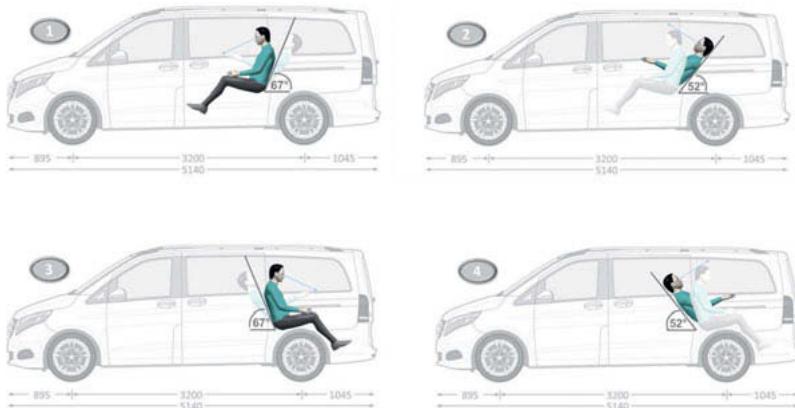


Bild 1: Sitzposition und –ausrichtung

Da der Schwerpunkt der Forschungsuntersuchung auf Maßnahmen zur Vorbeugung vor Motion Sickness lag, wurden diejenigen Personen ausgeschlossen, die eine ausgeprägte Resistenz bezüglich kinetogenen Reizen aufwiesen. Eine ähnliche Selektion wurde in vergangenen Studien vorgenommen, um den Einfluss irrelevanter Einflussgrößen, die nicht auf das Thema Kinetose zurückzuführen sind, auszuschließen [8],[9]. Die Gesamtstichprobe umfasste Probanden im Alter von 21-56 Jahren ($M=42.46$, $SD=11.96$), wovon 21 männlich und 4 weiblich waren. Die Experimentalbedingungen unterschieden sich weder im Alter, $F=1.19$, $p=0.39$, noch in der Geschlechterverteilung, $\chi^2(1)=0.40$, $p=0.52$, statistisch bedeutsam.

Es wurde unmittelbar vor dem Experiment sichergestellt, dass keine vestibulären oder Magen-Darm Erkrankungen vorlagen. Der durchschnittliche Motion Sickness Susceptibility Questionnaire (MSSQ) Wert zur Bestimmung der individuellen Kinetose Suszeptibilität der Probanden unterschied sich zwischen den Gruppen lediglich um 0.3 Punkte und lag im Durchschnitt bei $M=12.80$, $SD=8.21$. Jeder Proband nahm sowohl den ersten, als auch zweiten Versuchstermin wahr, sodass alle Datensätze verwendbar sind. Zwischen den beiden Messzeitpunkten lagen je nach Terminwahl 24 Stunden bis 2 Wochen, sodass eine vollständige Regeneration des Erstversuchs gewährleistet werden konnte.

Um den Versuch so reliabel wie möglich zu gestalten, wurde auf die Einfahrbahn der Daimler AG in Sindelfingen zurückgegriffen. Die ca. 2.3 km lange synthetische Teststrecke wurde im günstigsten Fall, demnach ohne frühzeitigen Abbruch, vier Mal durchfahren. Der Fahrzyklus definierte sich aus partiellen Beschleunigungsmustern, wie Start-Stopp Verkehr, Überlandfahrt, Querbeschleunigung (Achten) sowie einem Hügelimpuls. Eine Runde dauerte ca. fünf Minuten, sodass eine Gesamtfahrzeit von 20 Minuten zu absolvieren war. Nach Beendigung einer Runde wurde eine zweiminütige Pause veranschlagt, um das Wohlbefinden über den Fast Motion Sickness Scale (FMS) zu erfragen, die Nebentätigkeit anzupassen und einen Leistungstest durchzuführen. Der Proband verweilte dabei im Fahrzeug und wich von seiner ursprünglichen Sitzposition nicht ab. Da bei allen Versuchen das identische Fahrzeug vom selben Fahrer in exakt gleicher Weise gefahren wurde, kann von einer hohen Standardisierung ausgegangen werden. Eine exemplarische Aufzeichnung der Fahrzeugbeschleunigungen, die an der Sitzschiene gemessen wurden, findet sich in Abbildung 2 wieder.

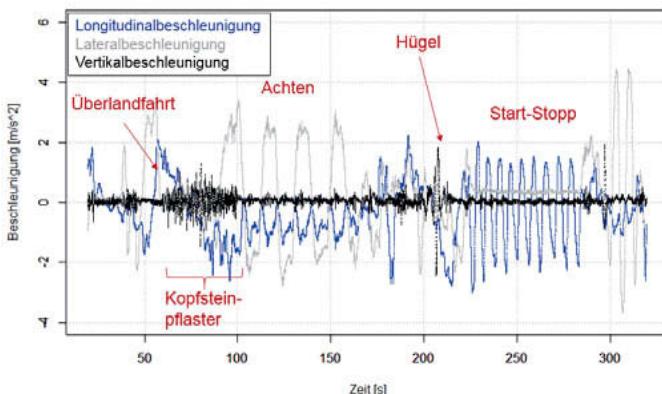


Bild 2: Fahrzeugbeschleunigung (Messpunkt Sitzschiene)

3. Statistische Auswertung

Neben dem obligatorischen Korrelationsfragebogen werden zur Operationalisierung der physiologischen Reizreaktion gezielte Methoden der Kinetoseforschung verwendet. Der bereits erwähnte FMS liefert eine verbale Single-Item-Bewertungsskala von 0 (keine Übelkeit) bis 20 (starke Übelkeit), die eine kontinuierliche Erfassung von allgemeinem Unbehagen, Übelkeit oder Magenproblemen ermöglicht [10]. Der Motion Sickness Assessment Questionnaire (MSAQ) ist ein multidimensionaler Fragebogen mit 16 Items und vier Subskalen für gastrointestinale (G), zentrale (C), periphere (P) Symptome sowie Sopite-Symptom (S) bezogene Ausprägungen von Schläfrigkeit und Benommenheit [11]. Dieser wird nach der Bewegungsexposition erfragt und dient der detaillierten Aufschlüsselung des aktuellen Wohlbefindens. Zur Beurteilung der individuellen Anfälligkeit bezüglich kinetogenen Reizen findet der MSSQ Anwendung [9],[12],[13]. Darüber hinaus wurden physiologische Messungen der Körperkerntemperatur, Herzratenvariabilität und Atmung samt Verhaltenscluster aufgezeichnet, auf die an dieser Stelle nicht weiter eingegangen wird.

Ausreißeranalyse

Für das Hauptanalyseverfahren wurden Ausreißer über standardisierte Residuen und Cook-Distanzen untersucht. Nach Field et al. sollten Regressionsmodelle nicht mehr als fünf Prozent potentielle Ausreißer ($|z| > 2$) enthalten [14]. Für jedes Modell wurden die Beträge der standardisierten Residuen berechnet, wobei nur in wenigen Fällen mehr Ausreißer als zulässig identifiziert wurden. Keiner davon nahm jedoch nachweislich einen störenden Einfluss auf das Regressionsmodell (Cook's-D < 1), sodass auf eine Bereinigung verzichtet werden konnte.

Überprüfung der Voraussetzungen

Das gemischte Versuchsdesign mit Messwiederholungs- sowie Gruppierungsfaktoren erforderte es, Korrelationen innerhalb des Datensatzes als mögliche Störgrößen zu eliminieren. Daher wurden als Hauptanalyseverfahren schrittweise lineare gemischte Modelle (LME, „linear mixed effects model“) angepasst. Das LME ist eine Erweiterung des allgemeinen linearen Modells, das korrelierte und nicht konstante Variabilität innerhalb der Daten zulässt. Das LME ist an die Voraussetzungen (1) Linearität zwischen den metrischen Prädiktoren und dem Kriterium, (2) Unabhängigkeit der Fehler sowie (3) Normalverteilung der Fehler gebunden. Die Annahmen wurden anhand der Residuen für jedes Modell überprüft. Außerdem konnte bei Modellen mit mehr als einem Prädiktor Multikollinearität ausgeschlossen werden, indem bivariate Korrelationen sowie der Variance-Inflation-Factor (VIF) berechnet wurden.

Im ordinalen logistischen Regressionsmodell war die „equal slopes assumption“, die als Bedingung für die Gültigkeit des Modells (Proportional Odds Model) gilt, erfüllt.

Eine Übersicht des Modellvergleiches der multiplen Regression zur Untersuchung der Sitzkonstitution auf das Wohlbefinden der Insassen bei definierten fahrfremden Nebentätigkeiten ist in der folgenden Tabelle exemplarisch aufgeführt.

Tabelle 2: Modellvergleich der multiplen Regression mit verschiedenen Prädiktoren

Modell	Abhängige Variable										
	MSAQ										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
Position (aufrecht)		18.95*** (3.28)				18.95*** (3.31)	18.95*** (3.31)	19.07*** (3.36)	18.95*** (3.35)	18.93*** (3.40)	22.27*** (6.25)
Ausrichtung(vorwärts)			-6.43 (5.15)			-6.43 (5.21)			-6.23 (4.81)		
MSSQ				0.64** (.31)			0.64** (0.31)		0.64** (0.30)	0.65** (0.31)	0.77** (0.37)
FZG-Temp.					0.97 (1.64)			-27 (1.39)		0.06 (1.36)	
Interaktion Pos. : Ausr.											-26 (0.41)
Konstante	35.70 ...	26.22 ...	39.04 ...	27.42 ...	13.44 ...	29.57 ...	17.95 ...	32.25 ...	21.28 ...	16.61 ...	16.29 ...
	(2.63)	(3.12)	(3.72)	(4.68)	(37.57)	(4.10)	(4.92)	(31.71)	(5.47)	(31.44)	(5.63)
Beobachtungen	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
Log Likelihood	-215.40	-204.49	-214.62	-213.26	-215.2	-203.71	-202.33	-204.47	-201.45	-202.33	-202.12
Akaike Inf. Crit.	438.80	418.98	439.23	436.52	440.44	419.41	416.66	420.94	416.90	418.65	418.23
Bayesian Inf. Crit.	446.45	428.54	448.79	446.08	450.00	430.88	428.13	432.42	430.28	432.04	431.62

Anmerkungen: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01. Lesebeispiel: In Modell 2 beträgt der Steigungskoeffizient $\beta=18.95$ bei einer Standardabweichung von 3.28, was einem hochsignifikanten Effekt entspricht.

Modell 7 erwies sich anhand der statistischen Gütekriterien BIC (Bayes'sche Informationskriterium) und AIC (Akaike Informationskriterium) als das zu bevorzugende Regressionsmodell. Durch den Einschluss der Prädiktoren Sitzposition und MSSQ wurde eine signifikante Verbesserung der Anpassungsgüte im Vergleich zum Basismodell erzielt, $\chi^2(2)=26.15$, $p<0.0001$. Die

Aufnahme der Fahrzeugtemperatur und der Sitzausrichtung hingegen konnten zu keiner signifikanten Steigerung der Vorhersagekraft führen. Die Auswertung der Modellparameter des finalen Modells ergab einen signifikanten Haupteffekt der Sitzposition $b=18.95$, $t(24)=5.72$, $p <0.0001$, $r=0.76$. Im Vergleich zur Liegeposition erhöhte sich in der aufrecht sitzenden Variante der MSAQ Wert um fast 19 Punkte, wobei der Berechnung eine konstante Anfälligkeit zugrunde liegt.

Der Haupteffekt der individuellen Suszeptibilität war ebenfalls signifikant, $b=0.64$, $t(23)=2.11$, $p=0.05$, $r=0.40$. Unter Voraussetzung der Beibehaltung der Sitzposition erhöhte sich bei jeder Einheit des MSSQ ebenfalls der MSAQ um nahezu den gleichen Betrag. Der in Modell 11 (Tabelle 2) beschriebene Interaktionsterm trug nicht zur signifikanten Verbesserung des Modell-Fits bei, sodass ein entsprechender Effekt ausgeschlossen wird. Die folgenden Abbildungen dienen der Visualisierung der modellbasierten Ergebnisse:

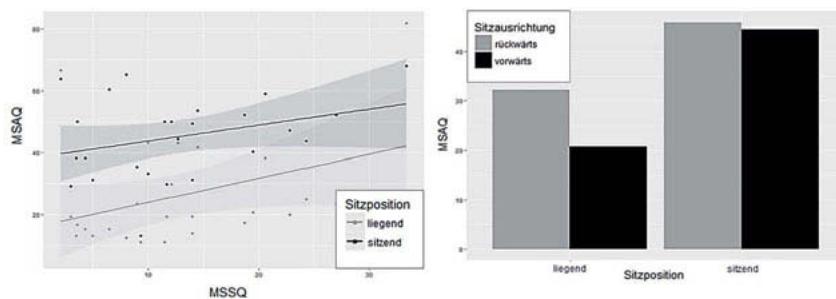


Bild 3: Haupteffekt der Sitzposition/ Anfälligkeit Bild 4: Haupteffekt der Sitzposition

Neben dem MSAQ, der ausschließlich die Symptome am Ende der Fahrt ermittelte, konnte die Ausprägung der Kinetose ebenfalls im Laufe der Fahrt anhand des FMS operationalisiert werden. Auch hier finden sich die gleichen Prädiktoren des voran beschrieben Modells wieder. Mit der Zeit konnte ein weiterer Faktor in das statistische Modell integriert werden, der sowohl als Random-Effekt, sowie als potentieller Prädiktor fungierte. Um eine Verzerrung der Effekte durch vorzeitige Abbrüche der Versuchsfahrt zu verhindern, wurde die Teilstichprobe auf vollständig beendete Versuche begrenzt ($N=27$).

Weder die Position noch die Ausrichtung trugen jeweils als alleinige Prädiktoren signifikant zur Verbesserung der Vorhersage des FMS-Werts bei. Obwohl tendenziell ein Effekt der Sitzausrichtung erkennbar war ($\alpha=10\%$), wurde dieses Modell verworfen. Die Prädiktoren MSSQ sowie die Zeit wiesen den besten Modell-Fit auf und wurden somit präferiert.

Insbesondere der Einfluss des MSSQ erwies sich als hochsignifikant, $b=0.16$, $t(124)=4.60$, $p<0.0001$, allerdings bei mittlerer Effektstärke $r=0.35$. In der Teilstichprobe erhöhte sich demnach das Überkeitsrating zu einem gegebenen Zeitpunkt um 0.16 bei Probanden, die einen um eine Einheit erhöhten Wert im Anfälligkeitfragebogen aufwiesen. Außerdem steigerte sich der FMS-Wert zu jedem Zeitpunkt signifikant im Vergleich zum Start-Wert der Baseline Messung. Abbildung 5 und 6 stellen diese Ergebnisse nochmals gebündelt dar.

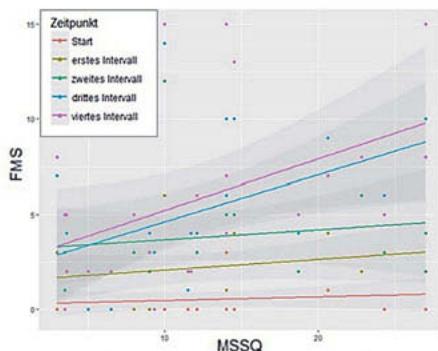


Bild 5: Einfluss der Anfälligkeit (MSSQ) auf den FMS Wert

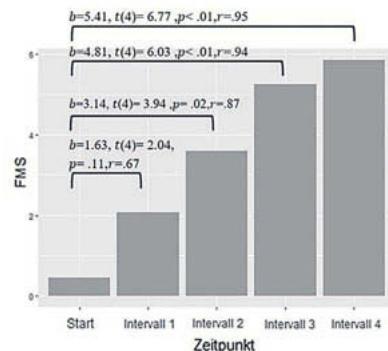


Bild 6: Einfluss der Zeit auf den FMS Wert

Im Zuge weiterer Analysen wurde der Einfluss der Sitzausrichtung isoliert für beide Stufen des Messwiederholungsfaktors (liegend und sitzend) betrachtet. Dabei zeigte sich in der Gruppe der aufrecht sitzenden Probanden ein signifikanter Effekt der Sitzausrichtung, $b=4.27$, $t(19)=3.45$, $p<0.01$, $r=0.62$, wohingegen in der liegenden Gruppe die Ausrichtung des Sitzes keinen Einfluss zeigte.

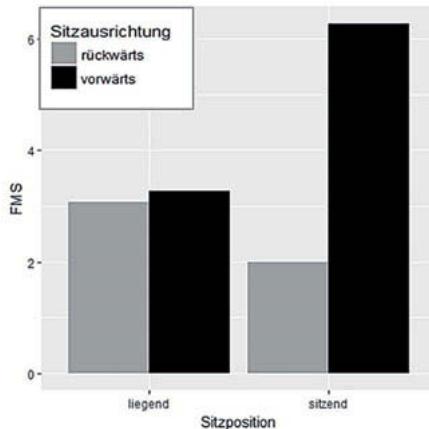


Bild 7: Signifikanter Effekt der Sitzausrichtung in der sitzenden Position

Die folgende Betrachtung gründet auf der Operationalisierung von Kinetose anhand der Versuchsdauer, die als abhängige Variable integriert wurde. Auch hier erwies sich das Modell mit den Prädiktoren Sitzposition und MSSQ als am zuverlässigsten in der Vorhersage der Versuchsdauer. Im Vergleich zum Basismodell wurde durch die Aufnahme der beiden Prädiktoren eine signifikante Verbesserung der Vorhersage, $\chi^2=32.99$, $p<0.0001$, erzielt. Weder die Sitzausrichtung noch die Fahrzeugtemperatur übten einen signifikanten Einfluss auf die Versuchsdauer aus. Sowohl der Haupteffekt der Sitzposition, $b=-11.24$, $t(24)=-6.68$, $p<0.0001$, $r=0.81$, als auch der Anfälligkeit, $b=-0.33$, $t(23)=-2.44$, $p=0.02$, $r=0.45$, waren signifikant. Das Modell besagt, dass die Fahrt bei gleicher Anfälligkeit in der aufrechten Position um 11 Minuten früher abgebrochen wird, als in der liegenden Position. Die Versuchsdauer reduziert sich in der liegenden Position mit jeder Einheit des MSSQ-Scores um 20 Sekunden.

Analog zu diesem Resultat zeigte sich der Einfluss der Sitzposition ebenfalls bei der Betrachtung der Abbruchhäufigkeiten. Verglichen mit einem Basismodell, verbesserte sich die An-

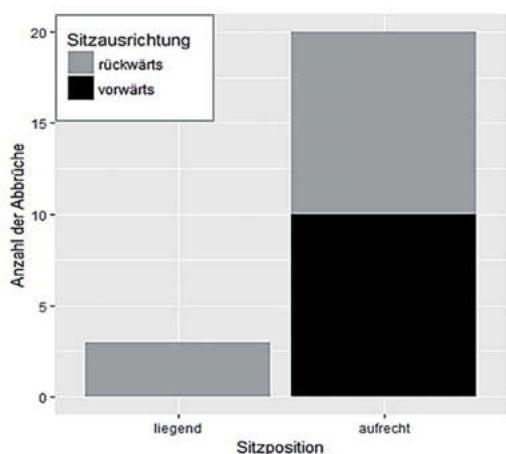


Bild 8: Signifikanter Haupteffekt der Sitzposition anhand der Abbruchhäufigkeiten

passungsgüte signifikant, $\chi^2(1)=25.63$, $p<0.01$, durch den Einschluss der Sitzposition. Eine Aufnahme der Sitzausrichtung in das statistische Modell bewirkte jedoch keine signifikante Verbesserung, $\chi^2(1)=2.41$, $p=0.12$. Im Zuge dessen wird für die liegende Position eine Abbruch-wahrscheinlichkeit von 12% vorhergesagt, während dem Modell zufolge im Sitzen ein Abbruch zu 80% wahrscheinlich ist. Die nebenstehende Abbildung zeigt die absoluten Häufigkeiten an Abbrüchen in beiden Bedingungen.

Die folgende Tabelle enthält die Ergebnisse der logistischen Regression für die Vorhersage eines Abbruchs (0=kein Abbruch, 1=Abbruch) anhand der Sitzposition. Zur Quantifizierung des Effekts wird die Odds Ratio berichtet.

Tabelle 3: Logistische Regression zur Vorhersage des Abbruchs durch die Sitzposition.

	<i>b</i> (<i>SD</i>)	95% Konfidenzintervall für Odds Ratio		
		Untere Grenze	Odds Ratio	Obere Grenze
Konstante	-1.99 (0.62)	0.03	0.14	0.39
Sitzposition (aufrecht)	3.38*** (0.79)	7.02	29.33	166.62

Anmerkungen: $R^2=0.37$ (Homer & Lemeshow), 0.20 (Cox & Snell), 0.44 (Nagelkerke), $\chi^2(1)=25.63$, $p<0.01$

* $p<0.1$; ** $p<0.05$; *** $p<0.01$.

Diskussion der Ergebnisse

Im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit konnte ein ausgeprägter Effekt der Sitzposition auf das Wohlbefinden im Fahrzeug ausfindig gemacht werden. Die zurückgelehnte Sitzhaltung von etwa 38° führt bei der Durchführung fahrfreiem Tätigkeiten zu einer spürbaren Reduzierung kinetogener Ausprägungen im dynamischen Umfeld des Straßenverkehrs.

Im Gegensatz zu den Erkenntnissen Vogels, bei denen eine horizontale Liegeposition realisiert wurde, konnte in dieser Studie bereits eine geringe Veränderung der Sitzposition das Auftreten von Kinetose reduzieren [7]. Erklären lässt sich dies wie folgt:

1. Reduzierung der Kopfdynamik

Wird die Ätiologie von Kinetose herangezogen, so bietet das Erklärungsmodell der vestibulären Überstimulation einen fundamentalen Ansatz zur Beschreibung des Einflusses der Kopfdynamik auf die Schwere der Symptommanifestation. Dabei gilt, dass mit einer stabilen Kopfposition eine verringerte gekreuzt gekoppelte Reizdetektion des Vestibularorgans einhergeht und folglich ein intra-vestibulärer Sinneskonflikt reduziert oder gar vermieden wird. Wie bereits von Money beschrieben, wirkt sich die Möglichkeit, den Kopf aktiv anzulehnen, nachweislich kinetosemindernd aus [3].

Bestätigt wird diese Annahme durch die qualitative Analyse der Probandeninterviews, da dort die Stabilisation des Kopfes als Begründung für die verringerte Symptomatik identifiziert wurde. 17 von 25 Probanden haben dies subjektiv wahrgenommen, positiv bewertet und als Erklärungsmodell für die Unterschiede in der Kinetoseausprägung dargestellt. Durch die Analyse der Videoaufzeichnungen des Fahrversuchs ließen sich die biomechanischen Unterschiede innerhalb der Sitzposition bestätigen. Insbesondere bei Start-Stopp Manövern und impulsartigen Beschleunigungseinträgen in den menschlichen Körper ist im Vergleich zur liegenden Position bei der aufrechten Sitzhaltung eine deutlich stärkere Kopfdynamik zu erkennen. Erklären lässt sich dieses Phänomen durch die taktile Abstützung des Kopfes an der entsprechenden Kopfstütze und die veränderliche partielle Kräftezerlegung in Bezug zur Körperachse. Wird das Beispiel des Start-Stopp Manövers herangezogen, so lässt sich erkennen, dass in der liegenden Position eine bedeutend größere Beschleunigung von Nöten ist, um den Körper aufzurichten. Dies liegt zum einen daran, dass die Beschleunigung im Vergleich zur sitzenden Position nur noch anteilig orthogonal zur Körperachse angreift und zum anderen die Gravitationskraft ebenfalls partiell dazu führt, dass der Körper in der jeweiligen Position verweilt.

2. Empfindlichkeits- und Habituationsschiede des Vestibularorgans

Bisherige Forschungen haben gezeigt, dass Otolithenorgane, die auf Linearbeschleunigungen reagieren, gegenüber den Bogengängen eine höhere Hierarchie besitzen und somit effektiver Kinetose herbeiführen können. Hausmann erkannte sogar bei Fischerversuchen einen signifikanten Unterschied zwischen den beiden Otolithenorganen, Sacculus und Utriculus [15].

Seine Forschungsergebnisse postulierten einen erhöhten Einfluss des Utriculus an der Gleichgewichtsempfindung. Dieser liegt auf der Horizontalebene geringfügig nach dorsal gekippt und erfährt in aufrechter Kopfposition eine maximale Reizung bei Longitudinal- und Lateralbeschleunigungen. Wird der Kopf gedreht, so erfahren Utriculus und Sacculus anteilige Beschleunigungen. Somit lässt sich vermuten, dass der Vestibularapparat mit seinen Otolithenorganen und den rotationsempfindlichen Cupulaorganen durch die veränderliche sensorische Reizdetektion in der liegenden Position eine geringere Empfindlichkeit aufweist.

3. Veränderung des vegetativen Nervensystems in Bezug zur Körperlage

Mit Veränderung der Körperlage geht eine Anpassung des vegetativen Nervensystems einher. In der liegenden Körperhaltung ist eine Aktivierung des Parasympathikus zu verzeichnen, der als Gegenspieler sympathischer Reaktionen kinetogener Ausprägungen fungiert.

Fazit und Ausblick

Im Rahmen der zukünftigen Mobilität ergeben sich neue Freiheitsgrade in der Entwicklung autonomer Fahrzeuge, die einen fundamentalen Einfluss auf das Fahrerlebnis darstellen. Der Fahrer wird zum Passagier und von seiner Fahraufgabe entbunden. Dies führt zu einer gesteigerten Nachfrage an fahrfremden Tätigkeiten, die den Lebensraum „Fahrzeug“ prägen und definieren werden.

Die vorliegende Arbeit konnte zeigen, dass die physikalisch-geometrische Konfiguration des Interieurs einen wesentlichen Einfluss auf das Wohlbefinden der Insassen im Fahrzeug bieten kann. Ein wichtiger Aspekt stellt dabei der physiologische Symptomkomplex namens Kinetose dar, den es zu vermeiden gilt. Eine liegende Sitzposition von ca. 38° Lehnennieigung ist, vor allem bei fahrfremden Tätigkeiten, einer aufrecht sitzenden Haltung vorzuziehen, da die damit einhergehende Stabilisation des Kopfes zu signifikant weniger Kinetose führt. Des Weiteren konnte festgestellt werden, dass, sofern die Sicht nach außen verhindert ist, die Sitzausrichtung nicht zwangsläufig eine erhöhte Kinetosegefahr zur Folge hat. Aufbauend auf den beschriebenen Erkenntnissen scheint es lohnend, der Frage nachzugehen, inwiefern sich eine passive Stabilisation des Kopfes im Sitzen auf das Wohlbefinden auswirkt. Darüber hinaus sollten weitere Sitzeinstellungen untersucht werden, um eine geeignete Arbeits- und Entspannungsposition zu definieren. Dabei spielt die Kopfstütze eine zentrale Rolle in der Reduzierung kopfdynamischer Kinetoseeinflüsse. Zudem gilt es in weiteren Studien visuelle Orientierung zuzulassen, Aspekte der vestibulo-okulären und -collischen Reflexe zu betrachten sowie Antizipationsmöglichkeiten zu integrieren.

Literaturverzeichnis

- [1] Form T.: Vorwort – 34. VDI Gemeinschaftstagung Fahrerassistenzsysteme in Wolfsburg (2018)
- [2] Diels, C.; Bos, J. E.: Self-driving carsickness. Applied ergonomics 53 Pt B (2016) S. 374–382
- [3] Money, K. E.: Motion sickness. Physiological Reviews 50 (1) (1970) S. 1–39
- [4] Winner, H.; Wachenfeld W.: Autonomes Fahren – Auswirkungen des autonomen Fahrens auf das Fahrzeugkonzept. Berlin Springer Heidelberg (2015) S. 279–280
- [5] Golding, J. F.: The effects of motion direction, body axis, and posture on motion sickness induced by low frequency linear oscillation. Aviation Space and Environmental Medicine 66 (11) (1995)
- [6] Johnson, C.; Wendt, G. R.: Studies of motion sickness: XVII. The effects of temperature, posture, and wave frequency upon sickness rates. Journal of Psychology 39 (1955) S. 423–433
- [7] Vogel, H.; Kohlhaas, R.; Baumgarten, R. J. von: Dependence of motion sickness in automobiles on the direction of linear acceleration. European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology 48 (3) (1982) S. 399–405
- [8] Tal, D.; Gonen, A.; Wiener, G.; Bar, R.; Gil, A.; Nachum, Z. et al.: Artificial horizon effects on motion sickness and performance. Otology & neurotology : official publication of the American Otolological Society, American Neurotology Society [and] European Academy of Otology and Neurotology 33 (5) (2012) S. 878–885
- [9] Bos, J. E.: Less sickness with more motion and/or mental distraction. Journal of vestibular research : equilibrium & orientation 25 (1) (2015) S. 23–33
- [10] Keshavarz, B. & Hecht, H.: Validating an efficient method to quantify motion sickness. Human factors 53 (4) (2011) S. 415–426
- [11] Gianaros, P. J.; Muth, E. R.; Mordkoff, T.; Levine, M. E.; Stern, R. M.: A Questionnaire for the Assessment of the Multiple Dimensions of Motion Sickness. Aviat Space Environ Med 72 (2) (2001) S. 115–119
- [12] Beard, G. F.; Griffin, M. J.: Discomfort caused by low-frequency lateral oscillation, roll oscillation and roll-compensated lateral oscillation. Ergonomics 56 (1) (2013) S. 103–114
- [13] Nilivaiko, E.; Davis, S. L.; Blackmore, K. L.; Vakulin, A.; Nesbitt, K. V.: Cybersickness provoked by head-mounted display affects cutaneous vascular tone, heart rate and reaction time. Physiology & behavior 151 (2015) S. 583–590
- [14] Field, A. P.; Miles, J.; Field, Z.: Discovering statistics using R. London: Sage (2012)
- [15] Hausmann, S.: Anatomische und physiologische Untersuchung zur Kinetose-empfindlichkeit. Dissertation Freie Universität Berlin 2002

Tätigkeiten während automatisierter Lkw-Fahrphasen – Produktivität und Akzeptanz

Activities during automated driving phases in trucks – productivity and acceptance

M.Sc. **Anne Pagenkopf**, Prof. Dr. rer. nat. habil. **Arnd Engeln**,
Do UX GmbH, Tübingen;
Dr. rer. nat. **Ina Othersen**,
Volkswagen Aktiengesellschaft, Wolfsburg

Kurzfassung

In diesem Beitrag werden zwei Studien des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) geförderten Forschungsprojektes TANGO (Technologie für automatisiertes Fahren nutzergerecht optimiert [1]) zum Thema hochautomatisiertes Fahren im Lkw berichtet. Die Studien wurden im Unterauftrag der Volkswagen Aktiengesellschaft von der Do UX GmbH [2] durchgeführt. In Experteninterviews mit Speditionsleitern und -mitarbeitern wurden in Studie 1 die Einstellungen und Akzeptanz von Fahrzeugbeschaffern zum automatisierten Fahren im Lkw untersucht. In Studie 2 lag die Ausführbarkeit verschiedener Speditionsaufgaben im Lkw während automatisierter Fahrphasen im Fokus.

Den Ergebnissen von Studie 1 nach haben drei Kernargumente Einfluss auf die Akzeptanz automatisierter Systeme bei der Fahrzeugbeschaffung: Wirtschaftlichkeit, Verkehrssicherheit und Mitarbeitergewinnung/-bindung. Wird durch entsprechende Ausstattungen ein Arbeitsplatz wirtschaftlicher, erhöht sich die Verkehrssicherheit oder lässt sich die Mitarbeiterbindung fördern, besteht Investitionsbereitschaft in die Systeme. In Studie 2 zeigen die Ergebnisse vielfältige mögliche produktive Tätigkeiten, die ein Lkw-Fahrer während automatisierter Fahrphasen durchführen könnte. Hier liegt auch ein hohes Potenzial, die Produktivität und Wirtschaftlichkeit von Speditionsbetrieben insgesamt zu erhöhen. So könnten bspw. die eigene Tourenorganisation (z.B. Bearbeitung der Frachtpapiere, Planung innerstädtischer Routen), kaufmännische Tätigkeiten (z.B. Ein- und Verkauf von Frachtraum) oder Tätigkeiten des Rechnungswesens (z.B. Bearbeitung von Rechnungen, Controlling) in das Fahrzeug verlagert und vom Fahrer während automatisierter Fahrphasen bearbeitet werden. Spediteure erwarten durch eine solche Verlagerung u.a. finanzielle und zeitliche Ersparnis, Prozessoptimierungen sowie eine Verbesserung von Berufsimage und -qualifizierung, welches sich positiv auf das

Berufsprofil des Lkw-Fahrers auswirken und dadurch dem akuten Fahrermangel der Branche entgegenwirken kann.

Abstract

This article reports two studies from the research project TANGO (Technologie für automatisiertes Fahren nutzergerecht optimiert [1]) on the subject of conditional automated driving in trucks. The project is funded by the Federal Ministry of Economic Affairs and Energy. The studies were conducted by Do UX GmbH [2] as a subcontract from Volkswagen Aktiengesellschaft. In both studies, expert interviews were conducted with managers and employees of trucking companies. Study 1 examined the attitude and acceptance towards automated driving in trucks of the people in charge of purchasing new vehicles. The aim of study 2 was to determine whether different tasks in trucking companies could be performed in the trucks during automated driving phases.

According to the results of study 1, three core arguments have a great influence on the acceptance of automated systems for the purchase of vehicles: profitability, traffic safety and attracting employees / staff retention. If through according equipment the workplace gets more profitable, traffic safety is increasing or staff retention is supported, truck buyers are willing to invest in these systems. The results of study 2 show a variety of productive tasks a truck driver could perform during automated driving phases. In here we found a great potential to increase productivity and profitability of trucking companies in general. Such tasks for example include the organization of one's own tour (e.g. editing freight documents, planning the route in cities), commercial tasks (e.g. purchasing and selling cargo area) and accounting tasks (e.g. editing bills, controlling). Anticipated benefits of the transfer of tasks from office to truck are among others financial and time savings, process optimization, the improvement of job image and qualification of truck drivers. The improvement of job image and qualification of truck drivers could have a positive effect on their professional profile and could furthermore reduce the severe lack of drivers in this branch of industry.

1. Automatisiertes Fahren und Herausforderungen für den Fahrer

Automatisierung hält in der Mobilität immer mehr Einzug. Am Markt gibt es bereits eine große Bandbreite an Komfortsystemen der Fahrerassistenz (z.B. Abstandsregeltempomat, Spurhalteassistent, Stauassistent), die dem Fahrer Teilaufgaben abnehmen und das Fahren entlasten sowie die Verkehrssicherheit steigern sollen [3].

Die Zunahme der Automatisierung erfolgt dabei stufenweise. Zur Klassifikation der einzelnen Systeme wurden 6 Stufen bzw. Automatisierungsgrade des automatisierten Fahrens definiert [4]:

- Stufe 0 „keine Automatisierung“ beinhaltet keinerlei Automatisierung, der Fahrer übernimmt alle Fahraufgaben selbst.
- In Stufe 1 „Assistenzsysteme“ übernehmen Automatisierungssysteme einzelne Funktionen der Längs- (Geschwindigkeit) oder Querführung (Lenken), wie z.B. der Abstandsregeltempomat.
- In Stufe 2 „Teilautomatisierung“ übernehmen diese Systeme in spezifischen Anwendungsfällen (abhängig von Straßentypen, Geschwindigkeitsbereichen und Umfeldbedingungen) die Längs- und die Querführung, der Fahrer hat hierbei aber die Aufgabe, die Systeme kontinuierlich zu überwachen.
- Diese Überwachung muss in Stufe 3 „bedingte Automatisierung“ nicht mehr dauerhaft ausgeführt werden. Das System übernimmt hier ebenfalls die Längs- und Querführung in bestimmten Anwendungsfällen und erkennt zusätzlich selbst die Systemgrenzen. Der Fahrer muss jedoch jederzeit in der Lage sein, die Fahraufgabe nach der Aufforderung vom System mit angemessener Zeitreserve wieder zu übernehmen.
- In Stufe 4 „Hochautomatisierung“ ist in bestimmten Anwendungsfällen kein Fahrer mehr erforderlich. Das System kann in bestimmten Fällen die Fahraufgabe vollständig selbst übernehmen.
- Stufe 5 „Vollautomatisierung“ benötigt schließlich während der gesamten Fahrt keinen Fahrer mehr. Das System übernimmt die Fahraufgabe vollumfänglich.

Die zunehmende Automatisierung wird es in Zukunft ermöglichen, dass das Fahrzeug selbst fährt und der Fahrer sich anderen Aufgaben zuwenden kann. Eine vollständige Automatisierung der Fahraufgabe, die den Fahrer potentiell ersetzen könnte (Stufe 4 und 5) wird es in absehbarer Zukunft nicht geben [5]. Deshalb kann die Abwendung von der Fahraufgabe nur temporär erfolgen, so z.B. auf Autobahnstrecken im Fernverkehr, nicht aber auf den Zu- und Abfahrten zur Autobahn. Für solche Anwendungsfälle sind insbesondere Nutzfahrzeuge wie Lkw im Fernverkehr für die Einführung teil- und hochautomatisierter Systeme prädestiniert. Andererseits kämpfen Lkw-Fahrer bereits jetzt durch stundenlanges Kolonne- oder Geradeausfahren mit Monotonie und Schläfrigkeit am Steuer [6]. Werden noch weitere Fahraufgaben vom Fahrzeug selbst abgenommen, besteht die Gefahr der Verstärkung dieser Effekte. Der Fahrer hat auch bei teilautomatisierter Fahrt die Aufgabe, das Verkehrsgeschehen und das Systemverhalten ausreichend zu überwachen, um bei Bedarf entsprechend eingreifen und die

Fahraufgabe wieder übernehmen zu können. Eine der wesentlichen Herausforderungen stellt deshalb die angemessene Aktivierung des Fahrers – z.B. durch die Gestaltung angemessener Beschäftigungen – während automatisierter Fahrphasen dar, um Monotonie und Schläfrigkeit entgegenzuwirken und die Verkehrstauglichkeit der Fahrer sicherzustellen.

2. Zwei Studien – methodisches Vorgehen

Ziel des Forschungsprojektes TANGO ist eine Verbesserung des Nutzererlebnisses und der Akzeptanz von automatisierten Fahrfunktionen im Lkw. Im Mittelpunkt steht dabei die nutzerzentrierte Entwicklung [7] eines Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten, der dem Fahrer die Erledigung von Nebentätigkeiten während automatisierter Fahrphasen entsprechend den Möglichkeiten der Automatisierungsebene erlaubt und bei Bedarf zur Aufrechterhaltung der Vigilanz auch empfiehlt. Insbesondere auf Fernverkehrsstrecken wird dieses Thema nicht nur für den Fahrer selbst, sondern auch für die Speditions- und Transportunternehmen relevant. In der ersten Studie wurden mittels leitfadengeführter Interviews die Einstellung und die Akzeptanz von automatisiertem Fahren seitens der Fahrzeugbeschaffer in Speditionen untersucht. Die Interviews umfassten die aktuelle Praxis der Fahrzeugbeschaffung, Einstellung gegenüber automatisiertem Fahren, Anforderungen an automatisiertes Fahren auf Fernverkehrsstrecken und damit an einen Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten sowie die Einschätzung der Folgen des automatisierten Fahrens für andere Bereiche. Hierfür wurden in verschiedenen Speditionen für die Fahrzeugbeschaffung zuständige Personen interviewt. Die fünf Personen unterschieden sich hinsichtlich ihrer Position im Unternehmen (Speditionsinhaber, Angestellter), der Speditionsgröße, der Transportbranche und der eigenen Lkw-Fahrerfahrung. In der zweiten Studie wurden die verwaltenden Aufgabenbereiche und Tätigkeiten in Speditionen näher untersucht. Der Fokus lag auf der Beurteilung ihrer Durchführbarkeit im Lkw während automatisierter Fahrphasen. Neben der Definition der Aufgaben und Tätigkeiten wurden die notwendigen Qualifikationen und Kenntnisse sowie die erforderlichen Infrastruktur- und Rahmenbedingungen zur Ausübung ermittelt. Schließlich wurde über die Möglichkeiten und Grenzen reflektiert, diese im Lkw mit Hilfe eines Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten durchzuführen. Hierzu wurden fünf leitfadengeführte und Card-Sorting-gestützte Interviews mit Speditionsmitarbeitern aus den Bereichen Disposition, Lager und Werkstatt, Finanzbuchhaltung, Personal und Buchhaltung sowie Kunden- und Lieferantenbetreuung in unterschiedlichen Speditionen geführt. Analog zu Studie 1 unterschieden sich die Teilnehmer wieder hinsichtlich der Speditionsgröße, Transportbranche und eigener Lkw-Fahrerfahrung.

3. Kernthemen der Fahrzeugbeschaffer

In Studie 1 konnten drei Kernthemen ermittelt werden, die die Fahrzeugbeschaffer bei der Auswahl und Ausstattung von Fahrzeugen als Entscheidungskriterien betrachten: wirtschaftliche Herausforderungen bewältigen, Verkehrssicherheit der Lkw gewährleisten sowie Mitarbeiter gewinnen und binden, um attraktive Arbeitsplätze für Fahrer zu schaffen und damit dem akuten Fahrermangel entgegenzuwirken.

Wirtschaftlichkeit

In Hinblick auf die Wirtschaftlichkeit beziehen sich die Überlegungen von Fahrzeugbeschaffern auf finanzielle Kosten und Einsparungsmöglichkeiten. Fahrzeugbeschaffer erhoffen sich durch die Einführung von Systemen zum automatisierten Fahren einen geringeren Energieverbrauch, bessere Versicherungskonditionen und geringere Ausfallzeiten der Lkw. Demgegenüber stehen Bedenken zum hohen Investitionsaufwand für die Anschaffung und Wartung sowie nachträglicher Kosten bei Systemaktualisierungen. Die Fahrzeugbeschaffer sehen einen weiteren positiven Aspekt im Zeitgewinn bei automatisiertem Fahren durch Park- und Routenoptimierung, in der verstärkten Möglichkeit zum Nachtfahren und im Wegfall von Lenkzeitbeschränkungen, insofern automatisierte Fahrphasen als vollwertige Pausen für die Fahrer angerechnet werden. In diesem Zusammenhang besteht allerdings Sorge ob die Gesetzeslage automatisierte Fahrphasen als Ruhezeiten anerkennen wird. Deshalb ist ein wesentliches Anliegen der Fahrzeugbeschaffer eine Neuauslegung der Lenk- und Ruhezeiten sowie der Arbeitszeit. Einen wirklichen Vorteil von automatisiertem Fahren sehen sie erst dann, wenn diese Fahrphasen als vollwertige Pausen angerechnet werden können. Auch ohne diese Anerkennung rechnen Fahrzeugbeschaffer zumindest mit einer Verringerung der Arbeitszeit von Lkw-Fahrern, da begleitende Aufgaben von Fahrern, wie administrative Tätigkeiten (z.B. Tagesprotokolle, Frachtpapierbearbeitung, Lenkzeit-/ Tank- und Telemetriedatenerfassung) oder die Kommunikation insbesondere mit der Disposition mit einem Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten bereits während der Fahrt erledigt werden können. Es besteht jedoch die Befürchtung, dass die Ergebnisqualität der fahrtbegleitend durchgeföhrten Nebenaufgaben wegen mangelnden Systemvertrauens in die automatisierten Fahrfunktionen leiden könnte. Generell wird eine Optimierung des Verkehrsflusses durch automatisiertes Fahren erwartet, welche nicht nur einen Zeitgewinn bedeutet, sondern auch die Planungszuverlässigkeit der

Spedition erhöht und eine Prozessoptimierung des Transports ermöglicht, die sich beispielsweise in Form einer verbesserten Interaktion mit der Verladerschaft¹ auswirken sollte. Einen allgemein positiven Einfluss auf das Unternehmensimage erwarten Fahrzeugbeschaffer von der Einführung eines solchen Systems zum automatisierten Fahren. Weitere Bedenken bestehen bezüglich einer ungenügenden Verfügbarkeit im Sinne von Systemausfällen, Hackerangriffen und mangelnder Systemkompatibilität verschiedener Anbieter und (zumindest in der Anfangsphase) mangelnder internationaler Einsatzmöglichkeit.

Verkehrssicherheit

Bezüglich Verkehrssicherheit erwarten die Fahrzeugbeschaffer einen großen Vorteil automatisierten Fahrens durch die Reduktion des Risikos menschlichen Versagens. Diese Erwartung wird durch die Möglichkeit unterstützt, auch während nicht automatisierter Fahrphasen Informationen von diesen Systemen zu beziehen, beispielsweise Vorwarnungen vor Gefahrensituationen und Unfallschwerpunkten sowie erweiterter Fahrerkontrolle in Bezug auf Lenkzeiten oder gar Alkoholkonsum. Ebenso können die für automatisiertes Fahren benötigten Sensoren auch in manuellen Fahrphasen für Informationen genutzt werden – z.B. könnten Rundumkameras sekundär als Rangierhilfe genutzt werden. Entscheidende Kriterien für die Gewährleistung der Verkehrssicherheit sind für Fahrzeugbeschaffer die angemessene Zeit für die Rückübernahme der Fahraufgabe nach automatisierter Fahrt, der Ausschluss von Systemausfällen, z.B. durch Hackerangriffe, eine sicherheitsunkritische Interaktion mit anderen Verkehrsteilnehmern und die Gewährleistung, dass die Erledigung von Nebentätigkeiten von den Fahrern ausschließlich während automatisierter Fahrt ermöglicht wird. Weitere Bedenken der Fahrzeugbeschaffer beziehen sich auf die ungeeignete Aufmerksamkeitsverteilung bei der Erledigung von Nebentätigkeiten trotz eines Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten während der Fahrt und auf einen möglichen Kompetenzverlust der Fahrer.

Mitarbeitergewinnung/-bindung

In der Speditionsbranche besteht aktuell akuter Fahrermangel. Der Beruf des Lkw-Fahrers verliert zunehmend an Attraktivität und die Rekrutierung geeigneter Mitarbeiter fällt immer schwerer. Ein wichtiges Anliegen der Speditionsinhaber und Fahrzeugbeschaffer besteht daher darin, ihre Fahrer durch ein attraktives Arbeitsumfeld zu halten und neue Fahrer zu gewin-

¹ Gesamtheit der Unternehmen, die Transportkapazitäten für den Güterverkehr nachfragen, also Güter zu verladen haben [8], gemeint ist hier insbesondere die Interaktion zwischen Be- und Entladern vor Ort

nen. Entsprechend findet sich auch eine gewisse Investitionsbereitschaft in attraktive Fahrzeuge. Vorteile eines Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten beim automatisierten Fahren sehen Fahrzeugbeschaffer in diesem Zusammenhang insbesondere in der Entlastung der Fahrer und der entspannteren Gestaltung des Fahrens, indem insbesondere Müdigkeit effektiv vermieden wird und berufliche wie private Nebentätigkeiten legalisiert werden. Dies wird als wichtiger Schritt angesehen, das Berufsimage des Lkw-Fahrers zu verbessern, ebenso wie die bereits erwähnte Verbesserung der Interaktion mit der Verladerschaft. Diese würde durch eine transparente Kommunikation und Koordination der liefernden Lkw und einer damit einhergehenden Reduktion von Wartezeiten angenehmer gestaltet werden. Zudem können sich Fahrzeugbeschaffer einen positiven Einfluss auf die Berufsattraktivität durch eine Einkommenssteigerung vorstellen. Dies wäre dann möglich, wenn sich durch automatisierte Fahrphasen die Produktivität der Fahrer erhöhen ließe, beispielsweise indem durch entsprechende Pausenzeitenregelungen die Fahrer selbst Be- und Entladen können statt in dieser Zeit ihre Pause zu machen, die Fahrer erweiterte Lenkzeiten haben oder indem die Fahrer während automatisierter Fahrphasen ergänzende produktive Aufgaben erledigen.

Jedoch haben Fahrzeugbeschaffer auch einige Bedenken im Zusammenhang mit der Mitarbeiterbindung. Hier steht die Befürchtung, der Fahrspaß könne bei Automatisierung durch aufkommende Langeweile verloren gehen, die Automatisierung könnte als Kontrollverlust erlebt werden oder Interaktionen mit anderen Verkehrsteilnehmern erscheinen unkomfortabel (z.B. durch unstetiges Geschwindigkeits- und Lenkverhalten). Außerdem haben Fahrzeugbeschaffer Sorge vor einer möglichen Überforderung der Fahrer durch die Systembedienung und einer Verschärfung der Zugangsbedingungen zur Fahrerlaubnis. Schließlich befürchten sie eine Überforderung durch die Erledigung von Nebentätigkeiten, für die den Fahrern relevante Kenntnisse und Fähigkeiten möglicherweise fehlen.

4. Potenziale zur Steigerung von Berufsattraktivität und Produktivität

In Studie 1 wurde bereits deutlich, dass der Erfolg eines Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten aus Sicht der Speditionen auch davon abhängt, ob es gelingt, produktive Aufgaben ins Fahrzeug zu verlagern. So können die täglichen Aufgaben der Lkw-Fahrer bereits während automatisierter Fahrphasen erledigt werden und müssen nicht während der Pausen oder abends auf dem Parkplatz nachgearbeitet werden. Dies reduziert bereits die Gesamtarbeitszeit und erhöht somit die Produktivität des Fahrers. Zusätzlich können den Ergebnissen von Studie 2 nach erweiterte Verwaltungs- und Organisationsaufgaben aus dem täglichen Speditionsgeschäft aus dem Büro in den Lkw verlagert werden.

Ein Aufgabengebiet, das sich während automatisierter Fahrphasen im Lkw durchführen ließe, ist die Tourenorganisation des eigenen Lkw als auch Lkw-übergreifend. Dazu gehören die Bearbeitung und Kontrolle von Sendungen und Verläufen, Frachtpapieren, Telematiksystemen und Tankaufzeichnungen sowie die Kommunikation mit Disponenten und Lagermitarbeitern. Die Tourenplanung des eigenen Lkw in Bezug auf die Route in der Stadt oder das Umfahren von Staus und Straßensperrungen, die Planung der Ladung entsprechend der Abladereihenfolge und zur optimalen Raumausnutzung sowie die Planung und Dokumentation der eigenen Arbeitszeit fallen ebenfalls in diesen Aufgabenbereich. Darüber hinaus könnte auch die erweiterte Tourenplanung der gesamten Flotte im Lkw koordiniert werden. So könnten Frachtaufträge auf die Fahrzeuge verteilt und zur Vermeidung von Leerfahrten Zusatzaufträge ermittelt und eingekauft werden. Ebenso die zeitliche Koordination von Fahrern, verfügbaren Lkw, ladebereiter Ware und günstiger Verkehrslage zur Startplanung der Flotte kann vom Lkw aus erfolgen. Einzelne dieser Tätigkeiten werden bereits heute von manchen Fahrern übernommen, mit einem Aufmerksamkeits- und Aktivitätenassistenten wären sie auch fahrtbegleitend durchführbar.

Logistische Aufgaben, wie die Ermittlung des benötigten Fahrzeugtyps abhängig von Transportgut, Entfernung und Zeitraum und die Prüfung der Verfügbarkeit der Fahrzeuge, könnten vom Lkw-Fahrer ebenfalls übernommen werden. In diesen Bereich fallen außerdem das Transportgutmanagement mit der Priorisierung der Frachtaufträge und der Prüfung der Ladebereitschaft der einzelnen Lkw sowie die Lagerplanung im Sinne von Aufnahmekapazität und die Überprüfung der Belastbarkeit der Lagerflächen.

Ein weiteres Aufgabengebiet bezieht sich auf die kaufmännisch-verwaltenden Tätigkeiten. So könnten Lkw-Fahrer mit entsprechenden Kenntnissen während automatisierter Fahrphasen Frachtraum ein- und verkaufen, Zusatzdienstleistungen des Unternehmens wie z.B. Zollabfertigungen verkaufen, den Zahlungsverkehr überwachen und Kontenpflege betreiben, Monats- und Jahresabschlüsse erstellen oder die Lohnbuchhaltung übernehmen. Auch die Personalplanung im Sinne von Personalakquise, Einsatzplanung der vorhandenen Fahrer und Unterstützung bzw. Beratung von Fahrern im Falle von Unfällen oder Beschwerden von Auftraggebern ließen sich mobil während der Fahrt durchführen.

Darüber hinaus können Fahrer mit entsprechenden kommunikativen Fähigkeiten einen Großteil des Kundenkontakts aus dem Lkw heraus bewältigen. So können die Auftragsabwicklung abgestimmt, Beschwerden entgegengenommen und mit zuständigen internen Mitarbeitern abgesprochen werden, Kundenumfragen durchgeführt und Kundenevents organisiert werden. Auch die Akquise von Neukunden ließe sich während automatisierter Fahrphasen aus dem Lkw heraus betreiben. Bei längerer Unternehmenszugehörigkeit, vertieften Kenntnissen aus

dem Speditionswesen und Vertraulichkeit können auch unternehmensorganisatorische Aufgaben wie z.B. die Beratung der Geschäftsleitung bei der Klärung fachlicher und organisatorischer Probleme oder zur strukturellen Planung während der Fahrt übernommen werden.

Zur Erledigung der meisten genannten Aufgaben müsste der Lkw im Wesentlichen mit einem Telefon, Navigationssoftware, Rundfunk, einem PC mit 1-2 Bildschirmen inkl. entsprechender Software (bspw. Mailprogramm, Komalog, Datev), Internet, Zugang zum Firmenserver, Frachtenbörsen und dem digitalen Tachographen, sowie einem Multifunktionsdrucker (Drucker, Scanner und Kopierer) ausgestattet sein. Für Aufgaben insbesondere aus dem Buchhaltungswesen würden darüber hinaus nach aktueller Arbeitspraxis abschließbare Aktenschränke, ein Aktenvernichter und ein TAN-Gerät benötigt. Inwiefern tatsächlich physische Akten im Zuge der Digitalisierung in Zukunft für die Büroarbeit weiterhin benötigt werden, lässt sich aufgrund der Interviews nicht zuverlässig einschätzen.

Eine Verlagerung von Verwaltungsaufgaben von Speditionen in den Lkw birgt großes Potenzial die Produktivität sowohl der Fahrer als auch des Unternehmens allgemein zu steigern. Dafür ist jedoch eine deutliche Veränderung der Fahrerkabine hin zu einem „rollenden Büro“ sowie ein Neudenken des Berufs- und Qualifizierungsprofils des Lkw-Fahrers erforderlich. Dann zeigen sich durch das automatisierte Fahren Chancen für die Fahrer auf, durch die Übernahme verantwortungsvoller Aufgaben und gegebenenfalls entsprechender Weiterqualifizierung ihr Berufs- und Kompetenzprofil zu erweitern und dadurch auch ihre Produktivität und ihr Einkommen zu steigern. Dies führt zu einer Verbesserung der Berufsattraktivität und wirkt damit dem akuten Lkw-Fahrermangel aktiv entgegen.

5. Ausblick: Fahrtbegleitendes Weiterbildungsangebot

In Studie 2 wurden Speditionsaufgaben identifiziert, die sich während automatisierter Fahrphasen im Lkw durchführen ließen. Einige dieser Aufgaben erfordern ein breites Fähigkeits- und Qualifikationsprofil, das bei heutigen Fahrern oft nicht verfügbar ist und erst bedarfsgerecht vermittelt und geschult werden muss. Hierzu würde sich eine fahrtbegleitende Weiterqualifizierung während der automatisierten Fahrt anbieten.

Um diese Möglichkeiten zur Erweiterung des Berufs- und Qualifizierungsprofils von Lkw-Fahrern zu untersuchen und zu entwickeln wäre ein Forschungsprojekt hilfreich, in dem in einem nutzerzentrierten Prozess ein bedarfsgerechtes, modularartig aufgebautes Qualifizierungsangebot entwickelt wird, das von Lkw-Fahrern während der Fahrt abgerufen werden kann. So wird es möglich – den Erfordernissen der jeweils arbeitgebenden Spedition und den Interessen und Möglichkeiten des Lkw-Fahrers entsprechend – konkrete zertifizierte Kompetenzen (z.B.

Rechnungswesen) aufzubauen, die unmittelbar im Anschluss in einem erweiterten Verantwortungsbereich während der Fahrt angewandt und praktisch vertieft werden können. Hierbei wird an aufeinander aufbauende Module und Zertifizierungssysteme im Zusammenspiel mit kontinuierlichen, ggf. fachlich begleiteten Anwendungserfahrungen gedacht, die bis hin zu vollständigen Berufsausbildungen mit entsprechendem Gesellenbrief (z.B. Speditionskaufmann) münden können. So erhält der Fahrerberuf die Möglichkeit der berufsbegleitenden Weiterqualifizierung, die seine Produktivität und damit auch Einkommensmöglichkeiten entwickeln helfen. Grundsätzlich kann das Konzept der fahrtbegleitenden Weiterqualifizierung auf den Pkw-Bereich ausgeweitet werden, indem auch private Fortbildungsinteressen, wie z.B. Fremdsprachen, adressiert und entsprechend modulare Qualifikationsangebote entwickelt werden. Mit einem solchen Angebot kann die Zeit während automatisierter Fahrphasen mit produktiven Tätigkeiten zur persönlichen Weiterentwicklung gefüllt werden. Dies wirkt darüber hinaus der Gefahr von Monotonie und Schläfrigkeit bei reiner Überwachung der Fahrt aktiv entgegen und kann somit helfen, die Bereitschaft und die Verkehrstauglichkeit des Fahrers bei der Rückübernahme der Fahraufgabe zu erhalten.

6. Literatur

- [1] Projekthompage TANGO: <https://projekt-tango-trucks.com> 2017
- [2] Homepage der Do UX GmbH: www.do-ux.de 2013
- [3] Automatisierung: Von Fahrerassistenzsystemen zum automatisierten Fahren, Magazin, VDA Verband der Automobilindustrie e.V., Berlin 2015
- [4] SAE International Standard J3016: Taxonomy and Definitions for Terms Related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems 2014
- [5] Wachenfeld, W. u. Winner, H.: Die Freigabe des autonomen Fahrens. Autonomes Fahren. (S. 439-464). Vieweg, Berlin, Heidelberg: Springer 2015
- [6] DEKRA: Studie von Kantar EMNID im Auftrag von Deutscher Verkehrssicherheitsrat, Deutsche Gesellschaft für Schlaforschung und Schlafmedizin, Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur und Deutsche gesetzliche Unfallversicherung; abgerufen unter <https://www.dekra.net/de/fahrer-muedigkeit-gefahr/> 2017
- [7] DIN EN ISO 9241-210: Ergonomie der Mensch-System-Interaktion Teil 210: Prozess zur Gestaltung gebrauchstauglicher interaktiver Systeme. Berlin: Beuth 2010
- [8] Sellien, R. u. Sellien H.: Gablers Wirtschafts Lexikon. Wiesbaden: Springer Fachmedien 1988

Analyse von Lkw-Überholmanövern auf Autobahnen für die Entwicklung kooperativer Fahrerassistenzsysteme

Kooperationsbereitschaft von Lkw-Fahrern mit und ohne kooperative Fahrerassistenzsysteme

**Jana Fank, M.Sc., Philipp Krebs, M.Sc.,
Dr.-Ing. Frank Diermeyer, Technische Universität München**

Kurzfassung

Lkw-Überholmanöver auf Autobahnen können Konfliktsituationen provozieren. Das lange Blockieren der Überholspur und plötzliche Ausscheren kann zu einer Aufstauung von Fahrzeugen hinter dem Lkw sowie zu starkem Abbremsen schnell heranfahrender Pkw führen. Verbesserte Sensortechnologien und Fahrerassistenzsysteme bieten die Möglichkeit, dass Verkehrsteilnehmer Fahrmanöver abstimmen und gemeinsam durchführen können. Diese kooperativen Fahrmanöver können in Zukunft Lkw-Überholmanöver auf Autobahnen effizienter und für alle Verkehrsteilnehmer sicherer gestalten.

Dieser Beitrag stellt eine Probandenstudie ($N = 33$) an einem dynamischen Lkw-Fahrtsimulator vor. Ziel der Probandenstudie ist es, durch die Variation verschiedener Parameter, Lkw-Überholmanöver auf Autobahnen zu analysieren, Auffälligkeiten sowie Charakteristiken der Manöver zu identifizieren. Die Kooperationsbereitschaft von Lkw-Fahrern bei einem Überholmanöver mit und ohne kooperative Fahrerassistenz wird untersucht und die Akzeptanz gemessen. Die Ergebnisse dieser Studie stellen die Grundlage für die Entwicklung eines Fahrerassistenzsystems zur Unterstützung der Kooperation bei Überholmanövern dar.

1. Einleitung

Überholmanöver durch Lkw auf Autobahnen stellen für den Lkw- als auch den Pkw-Fahrer ein hohes Konfliktpotential dar. Der Lkw-Fahrer ist einem strengen Termindruck ausgesetzt [1], [2]. Der Liefertermin muss eingehalten und die Lenk- und Ruhezeiten dürfen dabei nicht über- bzw. unterschritten werden. Ein Fahrzeug, das vor dem Lkw wenige km/h langsamer fährt, kann für den Fahrer eine wesentliche Zeiteinbuße darstellen. Dem Lkw-Fahrer wird aufgrund der hohen Differenzgeschwindigkeiten zwischen ihm und anderen Fahrzeugen sowie der durch den Limiter begrenzten Maximalgeschwindigkeit von 89 km/h ein Überholmanöver deutlich erschwert. Der Lkw-Fahrer benötigt daher gewisses Durchsetzungsvermögen bzw. Gelassenheit, um ein Überholmanöver auf stark befahrenen Straßen erfolgreich

durchzuführen [3]. In einer Umfrage von Ellinghaus und Steinbrecher [3] gab ein Viertel aller befragten Fahrer an, dieses Durchsetzungsvermögen zu besitzen. Laut ihren Aussagen würden sie es in Kauf nehmen, dass Pkw-Fahrer aufgrund ihres plötzlichen Ausscherens zu starkem Bremsen gezwungen werden oder dass Überholmanöver deutlich länger als 45 s dauern¹, und so Pkw-Fahrer in ihrer Fahrt zu behindern. Diese Manöver wird von den befragten Pkw-Fahrern als eine der häufigsten Konfliktsituationen mit Lkw-Fahrern bewertet [3]. Neben dem Konfliktpotential und dem damit verbundenen Sicherheitsrisiko stellen Lkw-Überholmanöver zudem eine Beeinträchtigung der Verkehrseffizienz dar. Die Entscheidung für die Durchführung eines Überholmanövers hängt maßgeblich von der Einschätzung des Überholenden ab. Dieser versucht, basierend auf geschätztem Leistungsgewicht oder Ausstattungsrate an Fahrerassistenzsystemen des zu überholenden Lkws, den Erfolg eines Überholmanövers vorherzusagen. Zudem spielt die Topografie der Strecke eine wesentliche Rolle. Bei einem voraus liegenden Streckenabschnitt mit Steigung können sich die Chancen im Vergleich zu einer bevorstehenden Senke deutlich unterscheiden. Eine Fehleinschätzung kann zu den, umgangssprachlichen „Elefantenrennen“ oder gar zum Abbruch des Überholmanövers führen, was wiederum in einer deutlichen Behinderung des Verkehrsflusses resultieren kann.

Kooperative Manöverplanung kann diese Sicherheits- und Verkehrseffizienz-kritischen Situationen verbessern [4]. Durch eine kollektive Wahrnehmung der Verkehrsteilnehmer und neue Technologien, wie C2X-Kommunikation, können Lkw-Überholmanöver untereinander besser abgestimmt werden. Relevante Fahrzeuginformationen in Kombination mit relevanten Daten zur vorausliegenden Fahrstrecke ermöglichen es, Überholort, -zeitpunkt sowie -geschwindigkeit miteinander abzusprechen. Der Umgebungsverkehr kann, basierend auf dieser Information, rechtzeitig reagieren, z.B. durch Wechseln der Spur [4].

Für die Entwicklung kooperativer Systeme ist es von Bedeutung zu wissen, wie diese gestaltet werden müssen, damit der Nutzer sie akzeptiert. Die Nutzerakzeptanz ist einer der Hauptfaktoren für den Erfolg von Technologiesystemen und verdeutlicht die Wichtigkeit der Akzeptanzforschung im frühen Entwicklungsstadium dieser Systeme [5]. In diesem Beitrag wird eine Fahrsimulatorstudie vorgestellt, welche das Überhol- und Kooperationsverhalten von Lkw-Fahrern untersucht und damit wichtige Erkenntnisse liefert, wie ein kooperatives Fahrerassistenzsystem entwickelt werden sollte, sodass der Fahrer dieses akzeptiert.

¹ Laut Beschluss 4Ss OWi 629/08 des Oberlandesgerichts Hamm vom 29.10.2008 wird für ein regelkonformes Überholmanöver eine maximale Überholdauer von 45 s angesetzt.

Im Folgenden werden, basierend auf einer Literaturrecherche, die Fragestellungen dieser Studie definiert. In Kapitel 3 erfolgt die Darstellung der Methodik, die unter anderem das Versuchsdesign, die Apparatur und die Stichprobe beschreibt. In Kapitel 4 werden die Ergebnisse entsprechend der definierten Fragestellung präsentiert. Diese gliedert sich in die Analyse der gewonnenen Daten hinsichtlich Auffälligkeiten und Charakteristiken von Lkw-Überholmanövern und die Untersuchung der Kooperationsbereitschaft von Lkw-Fahrern beim Überholmanöver auf Autobahnen. Anschließend erfolgt in Kapitel 5 die Diskussion der Ergebnisse.

2. Fragestellung

Ein Überholvorgang (Bild 1) lässt sich in Folgefahrt, Ausscheren, Vorbeifahrt und Einscheren unterteilen [6, 7]. In der Literatur ist der Beginn eines Überholvorgangs nicht einheitlich definiert. Hier sei die Definition von Hegeman [7] genannt. Das Ausscheren beginnt beim Überfahren der Fahrstreifenbegrenzungslinie durch den linken Vorderreifen und definiert den Spurwechsel nach links. Das Einscheren, und damit der Spurwechsel nach rechts, endet beim Überfahren der Fahrstreifenbegrenzungslinie durch das linke Hinterrad [7].

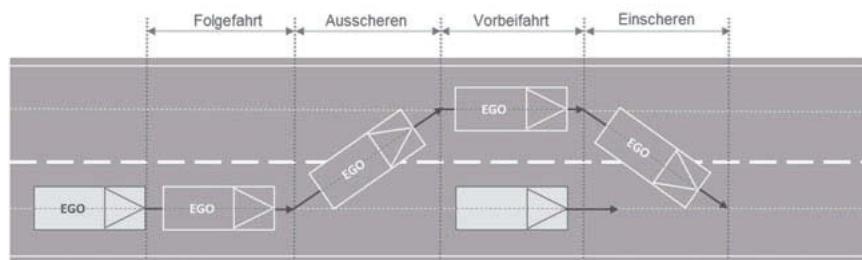


Bild 1: Beschreibung eines Überholvorgangs nach Habenicht [6]

Die Analyse des Spurwechsels von Pkw-Fahrern erfolgt bereits in diversen wissenschaftlichen Arbeiten. Dabei leiten Forschungsgruppen Aufgabenmodelle des Pkw-Fahrers beim Überholen [8–10] oder Parameter, wie Fahrdynamikwerte oder Blickdaten, zur Prädiktion von Pkw-Spurwechseln [11–13] ab. Schulze und Becke [14] analysieren in ihrer Studie erstmals den Spurwechsel von Lkw-Fahrern. Sie ermittelten diese anhand von Kamera- und GPS-Daten Querbeschleunigungswerte sowie Spurwechselzeiten von Lkw-Fahrern auf Autobahnen. Die Autoren unterscheiden hierbei zwischen Spurwechseln an Auf-/ Ausfahrten und in Überholsituationen. Sie betrachten nicht das gesamte Überholmanöver (Spurwechsel

nach links, Vorbeifahrt und Spurwechsel nach rechts). Ihre Untersuchung zeigt, dass die Spurwechselwerte von Lkw-Fahrern unterschiedlich sind zu denen von Pkw-Fahrern [14]. Lkw-Spurwechsel würden vorsichtiger und sanfter ausgeführt werden. Daher lassen sich Ergebnisse von Pkw-Spurwechseluntersuchungen nicht eins zu eins auf Lkw-Spurwechsel übertragen. Für die Entwicklung eines kooperativen Fahrerassistenzsystems beim Überholen auf Autobahnen durch Lkw-Fahrer ist es daher wichtig, Parameter zu erfassen, die im speziellen Lkw-Überholmanöver beschreiben:

- (1) Durch welche Parameter lassen sich Lkw-Überholmanöver auf Autobahnen beschreiben?

Wissenschaftliche Arbeiten von Netzer [15] oder Vettters [16] beschreiben Einflussfaktoren sowie Zusammenhänge eines Überholvorgangs von Pkw-Fahrern auf Landstraßen, z.B.: Geschwindigkeit des Umgebungsverkehrs, Straßenlage oder Sicherheitsabstände. Es stellt sich die Frage, ob diese oder weitere Einflussgrößen Auswirkungen auf die Parameter eines Lkw-Überholmanövers auf Autobahnen haben.

- (2) Gibt es Faktoren, die einen Einfluss auf die Beschreibungsparameter eines Lkw-Überholmanövers auf Autobahnen haben?

In der Studie von Ellinghaus und Steinbrecher [3] zeigen Beobachtungen, dass Lkw-Fahrer dazu neigen, innerhalb ihres Fahrstreifens weit rechts zu fahren. Steht unmittelbar ein Überholmanöver bevor, zeigen die Lkw-Fahrer eine linksorientierte Fahrweise. Die Abstände vor einem Spurwechsel fallen gering aus. Aufgrund niedriger Differenzgeschwindigkeiten während eines Lkw-Überholmanövers, kommt es zu erhöhten Überholzeiten [3]. In Beobachtungen von Roos et al. [17] überholen Lkw-Fahrer oft nahezu mit Höchstgeschwindigkeit (89km/h). Es stellt sich die Frage, inwieweit sich diese beobachteten Eigenschaften von Lkw-Überholmanövern quantifizieren und damit belegen lassen. Es werden entsprechend sechs Forschungshypothesen formuliert:

- H1: Lkw-Fahrer fahren während der normalen Geradeausfahrt rechts in der Spur.
- H2: Lkw-Fahrer fahren kurz vor einem Überholmanöver links in der Spur.
- H3: Lkw-Fahrer fahren kurz vor einem Überholmanöver mit einem Sicherheitsabstand von weniger als 50 m zum vorausfahrenden Fahrzeug.
- H4: Lkw-Fahrer scheren nach einem Überholmanöver in einem Sicherheitsabstand von weniger als 50 m zum überholten Fahrzeug ein.
- H5: Lkw-Fahrer überholen auch bei einer Überschreitung der zulässigen Höchstgeschwindigkeit für Lkw von 80 km/h.
- H6: Lkw-Fahrer überholen auch, wenn ein Überholvorgang mehr als 45 s dauern und der nachfolgende Pkw-Verkehr dadurch behindert werden würde.

In Benmimoun et al. [18] geben befragte Pkw-Fahrer als häufigste durchgeführte kooperative Handlung auf Autobahnen Spurwechsel und frühzeitiges Platzmachen an. Lkw-Fahrer werden hierzu nicht befragt. In der Fahrerbefragung von Fank et al. [19] werden sowohl Pkw- als auch Lkw-Fahrer nach der Relevanz von kooperativem Fahrverhalten im Allgemeinen befragt. Es werden Spurwechsel und Betätigen der Lichthupe genannt. Es stellt sich die Frage, ob diese Verhaltensweise auch eine Relevanz bei der Kooperation während Lkw-Überholmanövern auf Autobahnen hat.

- (3) Zeigt sich kooperatives Fahrverhalten bei Lkw-Fahrern während Überholvorgängen?
- (4) Wie äußert sich kooperatives Fahrverhalten bei Lkw-Fahrern während Überholvorgängen?

Sowohl Benmimoun et al. [18], als auch Fank et al. [19] geben als wesentlichen Grund für mangelnde Kooperation das Nicht-Erkennen von Kooperationsmöglichkeiten bzw. das Nicht-Erkennen von Kooperationsverhalten anderer an. Es stellt sich die Frage, ob ein einfacher Hinweis die Kooperationsbereitschaft von Lkw-Fahrern beim Überholen erhöhen könnte.

- (5) Lässt sich die Kooperationsbereitschaft von Lkw-Fahrern, wenn sie selbst überholt werden, durch einen Hinweis auf eine mögliche Kooperation erhöhen?

3. Methode

In dieser Studie wird eine Fahrsimulatorstudie an einem dynamischen Lkw-Fahrsimulator durchgeführt. Schittenhelm [20] zeigt in seiner Untersuchung von Pkw-Überholmanövern, dass die Analyse von aktiver und passiver Beteiligung an Überholmanövern mit einem Fahrsimulator möglich ist. Eine Fahrsimulatorstudie ermöglicht, dass alle Probanden dieselbe Fahrsituation in einer immer gleichen Umgebung durchfahren und dabei keiner realen Gefahr ausgesetzt sind. Die hier vorgestellte Studie umfasst vier Versuchsfahrten mit einer Dauer von insgesamt ca. drei Stunden. In den ersten zwei Versuchsfahrten erleben die Probanden die aktive Rolle während eines Überholmanövers, indem sie das Überholmanöver, aufgrund eines langsam vorausfahrenden Lkws, selbst initiierten. In den letzten zwei Versuchsfahrten erleben sie die passive Rolle, indem sie von simulierten Lkws überholt werden.

3.1 Versuchsdesign

3.1.1 Fahrsimulator

Für die Studie steht der dynamische Lkw-Fahrsimulator des Lehrstuhls für Fahrzeugtechnik der Technischen Universität München zur Verfügung (Bild 2). Dieser besteht aus einem MAN TGS Fahrerhaus auf einem Hexapod-Bewegungssystem. Durch ein 210° Sichtfeld mittels Rücklichtprojektion und zwei TFT-Seitenpiegel-Displays wird eine Rundumsicht ermöglicht.

Die Programmierung des Streckenverlaufs erfolgt mittels der Simulationssoftware SILAB[®] 4 des Würzburger Instituts für Verkehrswissenschaften. Die Probanden fahren während des Versuchs ein simuliertes Sattelkraftfahrzeug, bestehend aus einer 3-Achs-Sattelzugmaschine und einem 3-Achs-Sattelanhänger. Die simulierte Motorleistung beträgt 340 kW.



Bild 2: Dynamischer Lkw-Fahrtsimulator des Lehrstuhls für Fahrzeugtechnik

3.1.2 Szenarien und Streckendesign

Für die Studie werden insgesamt vier Simulationsfahrten gestaltet, in denen 18 Überholszcenarien umgesetzt werden. Diese 18 Überholszcenarien unterscheiden sich anhand definierter Einflussgrößen (Tabelle 1 und 2):

Leistungsgewicht (Beladungsmasse) - m: Die Differenz des Leistungsgewichts zwischen Lkw stellt gerade bei Berg- und Talfahrten einen wesentlichen Grund für Überholvorgänge von Lkw auf Autobahnen dar [17]. In dieser Studie wird das unterschiedliche Leistungsgewicht durch die Zuladung realisiert. Dabei wird zwischen 100 % Auslastung (Beladungsmasse: 26 t, Fahrzeuggmasse: 40 t, Leistungsgewicht: 117,6 kg/kW) und 25 % Auslastung (Beladungsmasse: 6,5 t, Fahrzeuggmasse: 20,5 t, Leistungsgewicht: 60,3 kg/kW) unterschieden.

Fahrstreifenanzahl - n_{Fahrstreifen}: Die Anzahl an Fahrstreifen auf der Autobahn beeinflusst die Behinderung des Pkw durch Lkw-Überholmanöver [3]. Es wird in dieser Studie zwischen zwei- und dreispurigen Autobahnstrecken unterschieden.

Steigung - %: Wie das Leistungsgewicht beeinflusst auch die Steigung der Fahrbahn das Beschleunigungsverhalten des Lkw [17]. In dieser Studie finden Überholszcenarien in Bergauf- (3 % Steigung) und Bergab-Etappe (2 % Gefälle) sowie Ebenen statt.

Differenzgeschwindigkeiten - v_{diff} bzw. $v_{\text{überholen}}$: Um zu beobachten, ab welcher Differenzgeschwindigkeit Lkw-Fahrer überholen und wie sich die Differenzgeschwindigkeit auf die Kooperationsbereitschaft von Lkw-Fahrern bei einem Überholmanöver auswirkt, wird in der Studie zwischen mittlerer (der zu überholende Lkw fährt mit 90 % der Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs) und einer niedrigen Differenzgeschwindigkeit (der zu überholende Lkw fährt mit 95 % der Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs) bzw. einer niedrigen (82 km/h), mittleren (84 km/h) und hohen (89 km/h) Überholgeschwindigkeit unterschieden.

Abstand des Umgebungsverkehrs (Verkehrsdichte) - s_{Umgebung} : Die Möglichkeit für ein Überholmanöver auszuscheren, wird durch die Verkehrsdichte des Umgebungsverkehrs beeinträchtigt [16]. Der Pkw-Abstand wird daher in drei Stufen variiert: niedrig (Zeitlücke von 1 s), mittel (Zeitlücke von 1,4 s), hoch (Zeitlücke von 3 s).

Geschwindigkeit des Umgebungsverkehrs - v_{Umgebung} : Neben dem Abstand wird die Geschwindigkeit des Umgebungsverkehrs variiert: niedrig (100 – 130 km/h), mittel (130 – 160 km/h) und hoch (160 – 190 km/h).

Einscherabstand - s_{ein} : Wird das Ego-Fahrzeug selbst überholt, unterscheiden sich die Überholszenarien neben der Differenzgeschwindigkeit auch durch den Einscherabstand des überholenden Lkws. Es wird zwischen $s_{\text{ein}} = 25 \text{ m}$ und $s_{\text{ein}} < 25 \text{ m}$ unterschieden.

Akustisches kooperatives Fahrerassistenzsystem - FAS: Bei einem passiven Überholmanöver (Ego-Fahrzeug wird überholt) wird ein akustisch kooperatives FAS variiert. Es unterscheidet sich anhand der Handlungsanweisung: nur Hinweis *Kommender Überholvorgang* (D), Hinweis + Handlungsanweisung *Bitte Bremsen* (A), Hinweis + Handlungsanweisung *Bitte kooperieren* (B) und Hinweis + Handlungsanweisung *Bitte ausrollen* (C).

Tabelle 1 und 2: Szenariotentabelle der Fahrsimulatorstudie

Szenario	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Rolle	aktiv	aktiv	aktiv	aktiv	aktiv	aktiv	aktiv	aktiv	aktiv
m	20,5 t	20,5 t	20,5 t	20,5 t	40 t	40 t	40 t	40 t	40 t
nFahrstreifen	2	3	3	3	2	3	3	3	3
V _{diff}	90 %	90 %	90 %	90 %	90 %	90 %	95 %	90 %	90 %
%	0 %	0 %	3 %↑	2 %↓	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Vumgebung	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel	hoch	niedrig
SUmgebung	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s
Szenario	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Rolle	aktiv	aktiv	passiv	passiv	passiv	passiv	passiv	passiv	passiv
m	40 t	40 t	40 t	40 t	40 t	40 t	40 t	40 t	40 t
nFahrstreifen	3	3	3	3	3	3	3	3	3
V _{diff}	90 %	90 %	-	-	-	-	-	-	-
%	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Vumgebung	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel
SUmgebung	1,7 s	1,0 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s	1,4 s
Vüberholen	-	-	hoch	hoch	niedrig	mittel	mittel	mittel	mittel
Sein	-	-	mittel	niedrig	mittel	mittel	mittel	mittel	mittel
FAS	-	-	-	-	-	A	B	C	D

3.1.3 Ablauf

Zu Beginn werden die Probanden in den Fahrsimulator und das Versuchsvorgehen eingewiesen. Sie werden für die ersten zwei Versuchsfahrten angehalten, aufgrund eines dringenden Liefertermins zügig zu fahren. Es wird ihnen hierbei keine Geschwindigkeitsbegrenzung vorgegeben. Nach den zwei aktiven Überholfahrten werden die Lkw-Fahrer in die Thematik der Studie eingewiesen und zu ihrem Überholverhalten befragt. Nach einer kurzen Pause werden die Probanden in die passive Rolle versetzt. Sie bekommen die Anweisung, ihren Tempomaten auf 80 km/h einzustellen und sich daran zu halten. Damit wird gewährleistet, dass der simulierte Lkw das EGO-Fahrzeug auf der Fahrt überholt. Nach der ersten passiven Überholfahrt werden die Probanden zu ihrem Kooperationsverhalten während der Überholmanövern befragt und erhalten eine Einweisung in den kooperativen Überholassistenten. Nach den Überholzonen 15-18 werden die Probanden gebeten, den Akzeptanzfragebogen nach Van der Laan [21] zu beantworten.

3.2 Stichprobe

Die Stichprobe setzt sich aus 32 männlichen Lkw-Fahrern (97 %) und einer weiblichen Lkw-Fahrerin (3 %) zusammen. Die Versuchsteilnehmer sind zwischen 35 und 65 Jahre alt ($M = 49,4$ Jahre, $SD = 8,8$ Jahre). 21 Versuchsteilnehmer (63,6 %) fahren hauptberuflich Lkw, neun Probanden (27,3 %) fahren nebenberuflich und drei weitere Probanden (9,1 %) fahren sporadisch Lkw. Die Fahrerfahrung der Fahrer beträgt zwischen zehn und 38 Jahren ($M = 24,9$ Jahre, $SD = 8,2$ Jahre).

4. Ergebnisse

Von den ursprünglichen 594 Überholzonenarien können 556 analysiert werden. 38 Überholzonenarien müssen aufgrund von Messfehlern aus dem Datenpool eliminiert werden. Von den restlichen 556 Überholzonenarien sind 336 Messfahrten in denen der Proband selbst überholt (aktiv-Fahrten) und 220 Messfahrten, in denen er überholt wird (passiv-Fahrten).

4.1 Analyse der Überholmanöver

4.1.1 Objektive Daten

In dieser Studie wird der Beginn eines Überholmanövers mit dem Überfahren der linken Fahrstreifenbegrenzungslinie definiert [7]. Der letzte in der Simulation gemessene positive Wert des Abstands A (Bild 3) kennzeichnet den Beginn. Dieser wird negativ, sobald der Lkw die Linie überfährt. Das Ende eines Überholmanövers ist erreicht, wenn dieser Abstand beim Spurwechsel nach rechts wieder positiv wird und die Fahrstreifenbegrenzungslinie wieder überfährt.

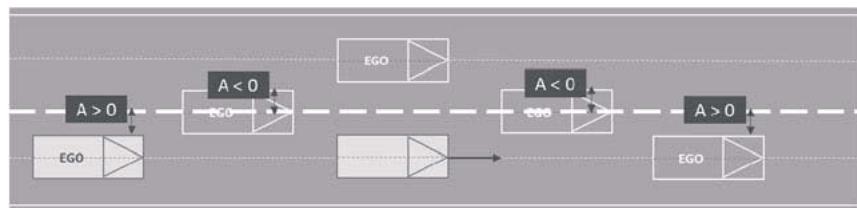


Bild 3: Simulierte Sattelzugmaschine aus der Vogelperspektive während eines Überholmanövers.

Folgende Werte werden für die Analyse ermittelt:

- Anzahl an Überholvorgängen n
- Überholzeit t_u (s) und -Strecke s_u (m)
- Spurwechselzeit t_l (s) und -Strecke s_l (m) nach links

- Spurwechselzeit t_r (s) und -Strecke s_r (m) nach rechts
- Durchschnittsgeschwindigkeit $v_{\bar{u}}$ (m/s)
- Einscher- s_e (m) und Ausscherabstand s_a (m)
- Mittelwert der lateralen Position 5 s vor Überholvorgang MLP_v (m)

Die Tabellen 3 und 4 zeigen eine Übersicht zur deskriptiven Statistik der einzelnen Messgrößen. Die mittlere Überholdauer $t_{\bar{u}}$ und damit auch die Überholstrecke $s_{\bar{u}}$ sind bei Szenario 7 ($40 t + v_{diff} = \text{niedrig}$) am höchsten. Bei Überholszenario 5 ($40 t + n_{Fahrtreifen} = 2$) sind sie am niedrigsten. Dies gilt auch für die Spurwechselzeit t_r und Spurwechselstrecke s_r nach rechts. Die Spurwechselzeit t_l und die Spurwechselstrecke s_l nach links sind in diesem Szenario am höchsten. Bei Überholszenario 4 ($25,5 t + 3 \% \downarrow$) sind sie am niedrigsten. Der Einscherabstand ist in Überholszenario 7 ($40 t + v_{diff} = \text{niedrig}$) am niedrigsten. In Szenario 9 ($40 t + v_{Umgebung} = \text{niedrig}$) ist er am höchsten. Der Ausscherabstand ist in Szenario 3 ($25,5 t + 2 \% \uparrow$) der höchste. Der niedrigste ist in Szenario 10 ($40 t + v_{Umgebung} = \text{hoch}$) zu messen. Szenario 10 ist zudem das Szenario mit der niedrigsten MLP_v und damit einer leichten linken Ausrichtung auf der Fahrbahn. Die höchste und damit eine leicht rechte Ausrichtung auf der Fahrbahn wird in Szenario 5 ($40 t + n_{Fahrtreifen} = 2$) gemessen.

Für die Beantwortung der Forschungshypothesen werden die Gesamtmittelwerte (Mittelwert über die 11 Szenarien) verwendet:

Hypothese H1: Für die Überprüfung der Hypothese H1 wird der MLP -Wert bei der Geradeausfahrt während einer Überholverbotsstrecke ermittelt. Dieser beträgt $MLP_g = 0,108$ m und ist damit zwar gering, unterscheidet sich jedoch signifikant vom Wert Null (einer exakten mittigen Fahrstreifenposition) mit einem starken Effekt ($t(32) = 5.093$, $p < .001$, $g = 0.89$). Damit kann bestätigt werden, dass Lkw-Fahrer während der normalen Geradeausfahrt rechts in der Spur fahren.

Hypothese H2: Für die Überprüfung der Hypothese H2 werden die MLP -Werte zwischen 5 s vor dem Überholmanöver und dem Spurwechselbeginn gemittelt. Es ergibt sich eine durchschnittliche MLP von $MLP_v = -0,031$ m. Auch dieser Wert ist sehr niedrig. Das Ergebnis ist zwar signifikant, die Effektstärke zeigt jedoch einen kleinen bis mittleren Effekt ($t(32) = -1.736$, $p = .046$, $g = -0.30$).

Hypothese H3: Der mittlere Ausscherabstand beträgt 59,4 m. Die Abweichung vom Testwert von 50 m weist damit in die entgegengesetzte Richtung gegenüber der Annahme in H3. Lkw-Fahrer fahren kurz vor einem Überholvorgang daher nicht mit einem Sicherheitsabstand von weniger als 50 m zum vorausfahrenden Fahrzeug.

Hypothese H4: Der mittlere Einscherabstand beträgt 14 m und damit deutlich weniger als 50 m. Die statistische Untersuchung zeigt mit einem starken Effekt ($t(32) = -36.902$, $p < .001$,

$g = -6,424$), dass Lkw-Fahrer nach einem Überholmanöver mit einem Sicherheitsabstand von weniger als 50 m zum überholten Fahrzeug einschernen.

Hypothese H5: Die durchschnittliche Überholgeschwindigkeit beträgt 88,2 km/h und unterscheidet sich demnach signifikant von 80 km/h ($t(32) = 26.099$, $p < .001$, $g = 4.643$). Lkw-Fahrer überholen somit auch bei einer Überschreitung der zulässigen Höchstgeschwindigkeit.

Tabelle 3 und 4: Mittelwerte (SD) der Messwerte für die Überholzonen 1-11 und über die Gesamtheit. Der niedrigste Wert ist **fett**, der höchste unterstrichen formatiert

Szenario	1	2	3	4	5	6
n	31 von 33	31 von 33	31 von 32	29 von 32	32 von 33	33 von 33
$t_{\bar{u}} \text{ (s)}$	37,8 (8,8)	39,2 (9,6)	42,8 (13,1)	36,5 (14,1)	36,3 (9,0)	38,9 (12,4)
$s_{\bar{u}} \text{ (m)}$	927,0 (222,4)	962,0 (242,0)	1037,2 (323,5)	918,5 (361,5)	889,1 (223,3)	949,4 (306,2)
$t_{\bar{l}} \text{ (s)}$	5,39 (1,53)	4,76 (1,75)	5,01 (1,18)	4,33 (1,10)	<u>5,45</u> (1,46)	4,53 (1,47)
$t_{\bar{r}} \text{ (s)}$	4,11 (1,34)	4,30 (1,75)	4,06 (1,48)	4,10 (1,38)	3,86 (1,56)	4,29 (1,68)
$s_{\bar{l}} \text{ (m)}$	132,2 (38,1)	116,4 (43,1)	120,9 (28,2)	108,9 (28,5)	<u>133,1</u> (36,3)	109,8 (36,1)
$s_{\bar{r}} \text{ (m)}$	100,4 (32,2)	105,2 (42,7)	98,8 (36,0)	103,0 (35,1)	94,3 (38,0) (40,5)	104,5
$v_{\bar{u}} \text{ (m/s)}$	24,5 (0,5)	24,5 (0,5)	24,3 (0,5)	<u>25,2</u> (0,5)	24,5 (0,5)	24,6 (0,4)
$s_e \text{ (m)}$	14,0 (6,9)	14,7 (6,2)	13,9 (5,9)	14,6 (6,6)	13,2 (5,2)	14,3 (6,2)
$s_a \text{ (m)}$	56,4 (26,0)	61,4 (32,5)	<u>70,7</u> (45,7)	52,2 (34,2)	55,1 (27,0)	61,1 (31,7)
$MLP_v \text{ (m)}$	-0,009 (0,209)	-0,050 (0,238)	-0,087 (0,130)	-0,086 (0,199)	<u>0,077</u> (0,170)	-0,001 (0,201)

Szenario	7	8	9	10	11	Gesamt
n	29 von 29	30 von 32	33 von 33	30 von 32	33 von 33	
t_0 (s)	<u>64,3</u> (23,9)	39,1 (10,7)	40,3 (10,7)	36,6 (8,1)	37,9 (8,1)	40,3 (8,8)
$s_{\bar{u}}$ (m)	<u>1578,7</u> (593,1)	958,7 (249,9)	984,1 (257,8)	894,5 (200,8)	927,9 (200,1)	987,7 (220,1)
t_l (s)	4,92 (1,23)	4,59 (1,30)	5,42 (1,23)	4,56 (1,17)	4,83 (1,11)	4,9 (0,9)
t_r (s)	4,27 (1,56)	<u>4,30</u> (1,33)	4,15 (1,32)	4,16 (1,25)	4,10 (1,25)	4,2 (0,8)
s_l (m)	120,4 (29,9)	112,1 (32,0)	131,1 (29,0)	111,3 (28,1)	117,9 (27,1)	119,6 (22,6)
s_r (m)	104,8 (40,5)	<u>105,3</u> (32,5)	101,4 (32,5)	101,5 (30,4)	100,3 (30,2)	102,3 (20,2)
$v_{\bar{u}}$ (m/s)	24,6 (0,5)	24,5 (0,5)	24,3 (0,5)	25,2 (0,5)	24,5 (0,5)	24,6 (0,4)
s_e (m)	12,0 (7,5)	13,5 (6,5)	<u>15,2</u> (6,7)	14,2 (6,6)	14,4 (5,0)	59,4 (23,7)
s_a (m)	57,4 (42,0)	57,2 (26,5)	70,4 (34,6)	52,6	55,2 (24,0)	14,0 (5,6)
MLP_v (m)	-0,014 (0,210)	-0,082 (0,200)	-0,019 (0,231)	-0,104 (0,169)	-0,042 (0,173)	-0,031 (0,104)

Hypothese H6: 54 % aller beobachteten Überholmanöver dauern zwischen 30 und 45 s. 18 % der Überholmanöver sind kürzer. 28 % der Überholmanöver sind länger. Dies entspricht 96 Überholmanövern, von denen 17 Manöver auf die niedrige Differenzgeschwindigkeit in Szenario 8 zurückzuführen sind. Bei den restlichen Manövern sind die Lkw-Fahrer zu früh ausgeschert und nehmen in Kauf, den rückwärtigen Verkehr zu behindern.

4.1.2 Subjektive Daten

Die Probanden werden gebeten, ihr eigenes und das Überholverhalten anderer Lkw-Fahrer zu bewerten. Bild 4 zeigt die Antworten der Probanden bzgl. der gestellten Forschungshypothesen. Zudem geben 70 % der Lkw-Fahrer an, bei einer Differenzgeschwindigkeit von größer als 6 km/h „oft“ bis „sehr oft“ zu überholen. Bei einer Differenzgeschwindigkeit zwischen 4 und 5 km/h sind es nur noch 37 %. Als Gründe für ein Überholmanöver nennen die Lkw-Fahrer eine gezwungene Gaswegnahme durch einen langsam vorausfahrenden Lkw ($n = 12$), eine zu schwankende/ unsichere Fahrweise des Vordermanns ($n = 8$) oder Zeitdruck ($n = 7$).

Antwortverteilung der Lkw-Fahrer bei Abfrage der Hypothesen (n=27)

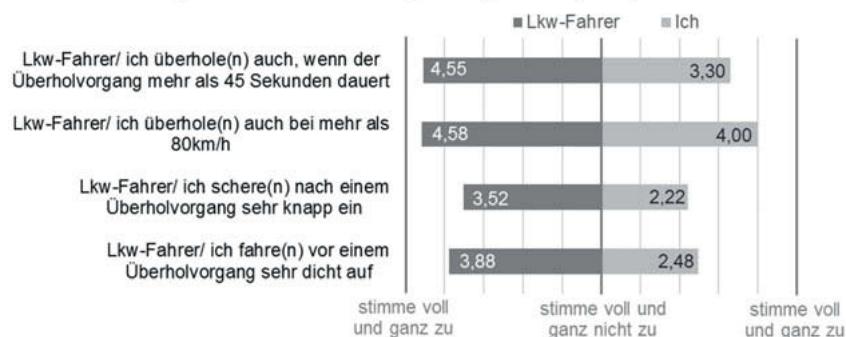


Bild 4: Hypothesenüberprüfung durch Befragung

4.1.3 Fazit

Einige Parameter zur Beschreibung von Überholmanövern (z.B. Einscher-, Ausscherabstand) variieren je nach Einflussgröße (z.B. Geschwindigkeit und Abstand des Umgebungsverkehrs, Steigung, Fahrstreifenanzahl etc.). Es zeigt sich anhand der Anzahl der Überholmanöver je Szenario, dass die generelle Entscheidung, ein Überholmanöver durchzuführen, nicht von den gewählten Einflussgrößen abhängt. Bei keinem der untersuchten Überholzenarien kommt es besonders häufig bzw. selten zu einem Überholmanöver. Es kann bestätigt werden, dass Lkw-Fahrer bei Überholmanövern in Kauf nehmen, über der erlaubten Höchstgeschwindigkeit und Dauer zu überholen. Außerdem scheren die Lkw-Fahrer zu knapp (d.h. unter dem vorgeschriebenen Sicherheitsabstand) nach einem Überholmanöver ein. Dies zeigen sowohl die subjektiven als auch objektiven Daten. Das zu dichte Auffahren vor einem Überholmanöver bestätigen die Probanden in der Befragung zwar bei anderen Lkw-Fahrern, jedoch nicht bei sich selbst. Dies zeigt auch ihr Fahrverhalten in der Fahrsimulation.

Bei der Entwicklung eines kooperativen FAS für das Überholen von Lkw auf Autobahnen sollte der Fahrer verstärkt motiviert werden, erst dann ein Überholmanöver zu starten, wenn die Verkehrslage bezogen auf Sicherheit und Effizienz es zulässt. Da der in der Simulation gemessene Einscherabstand weit unter den gesetzlich vorgeschriebenen 50 m liegt, sollte bei der Entwicklung hier ein besonderes Augenmerk gelegt werden.

4.2 Analyse Kooperationsbereitschaft

4.2.1 Objektive Daten

Die deskriptiven Daten (Bild 5) der passiven Überholzenarien zeigen, dass Lkw-Fahrer bei niedrigen Differenzgeschwindigkeiten von sich aus bereit sind, ihre Geschwindigkeit zu reduzieren, um zu kooperieren. Dies geschieht vorzugsweise durch die Deaktivierung des Tempomaten bzw. der Reduktion der Zielgeschwindigkeit. Im Vergleich zeigen die Daten der passiven Überholzenarien mit kooperativen FAS, dass der Hinweis *Kommender Überholvorgang* (Szenario 18) ohne Handlungsanweisung die Lkw-Fahrer nicht weiter motiviert zu kooperieren. Der Hinweis zuzüglich der Handlungsanweisung *Kommender Überholvorgang: bitte kooperieren* (Szenario 16) löst hingegen mehr Kooperationshandlungen aus. Die häufigsten Kooperationshandlungen erfolgen bei der Handlungsanweisung *Bitte Bremsen* (Szenario 15).

4.2.2 Subjektive Daten

Die Lkw-Fahrer geben an, dass sie, während sie überholt werden, am wahrscheinlichsten die Lichthupe geben würden um zu kooperieren (79 % der Lkw-Fahrer). 42 % geben an, dass sie zudem ausrollen würden. Am unwahrscheinlichsten würden sie bei einem Überholmanöver bremsen, um zu kooperieren (73 % der Lkw-Fahrer). Bei der Akzeptanzmessung nach Van der Laan [21] ergeben sich niedrige Akzeptanzwerte (Scores < 0.8) für den kooperativen Überholassistenten (Bild 6). Knapp über 50 % der Lkw-Fahrer ist mit den Handlungsanweisungen *Kommender Überholvorgang* (Szenario 18) und *Kommender Überholvorgang: bitte kooperieren* (Szenario 16) „zufrieden“/ „sehr zufrieden“ bzw. schätzen diesen als „eher brauchbar“/ „brauchbar“ ein. Die Handlungsanweisungen *Kommender Überholvorgang: bitte bremsen* (Szenario 15) und *Kommender Überholvorgang: bitte ausrollen* (Szenario 17) werden von 50 % der Fahrer als „eher nicht brauchbar“/ „nicht brauchbar“ empfunden bzw. sind mit ihnen „eher unzufrieden“/ „nicht zufrieden“. Dementsprechend würden, basierend auf der Befragung nach dem Nutzungswunsch und -häufigkeit 53 % der Lkw-Fahrer den kooperativen Assistenten „oft“ bis „sehr oft“ nutzen wollen.

Kooperationsbereitschaft mit und ohne Assistant

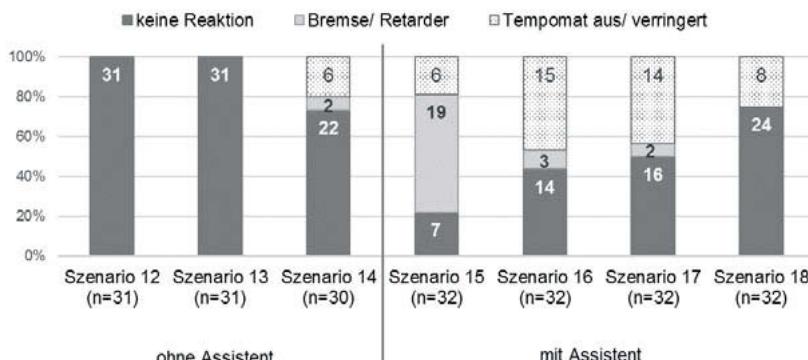


Bild 5: Deskriptive Statistik der Kooperationshandlungen mit und ohne kooperativen FAS

4.2.3 Fazit

Die Untersuchungen passiver Überholvorgänge ohne kooperatives FAS zeigen, dass Lkw-Fahrer, wenn sie von einem 2 km/h schnelleren Lkw überholt werden (Szenario 14), im Vergleich zu einem 9 km/h schnelleren Lkw (Szenario 12 und 13), freiwillig kooperieren. Sie deaktivieren den Tempomaten, stellen den Tempomaten um einige km/h herunter oder bremsen aktiv durch Bremspedal oder Retarder. Der Vergleich zwischen den objektiven und subjektiven Daten zur Bewertung passiver Überholmanöver mit kooperativem FAS zeigt, dass Lkw-Fahrer zwar eher kooperieren, wenn sie die Handlungsanweisung *bitte bremsen* (Szenario 15) erhalten, diese jedoch nicht akzeptieren. In den objektiven Daten zeigt sich eine ähnliche Anzahl an kooperativen Handlungen zwischen den Handlungsanweisungen *Bitte ausrollen* (Szenario 17) und *Bitte kooperieren* (Szenario 16). Die subjektiven Daten legen nahe, bei der Entwicklung eines kooperativen FAS die Handlungsanweisung *Bitte kooperieren* zu nutzen, wie diese von den Probanden eher akzeptiert wird. Der Hinweis *Kommender Überholvorgang* (Szenario 18) ohne Handlungsanweisung wird zwar von den Lkw-Fahrern am häufigsten akzeptiert, führt jedoch nicht zu mehr Kooperationshandlungen. Daher reicht bei der Gestaltung einer Mensch-Maschine-Interaktion für ein kooperatives FAS für Lkw-Überholmanöver auf Autobahnen ein Hinweis nicht aus und sollte durch eine Handlungsanweisung ergänzt werden.

Akzeptanz-Score nach Van der Laan (n=32)

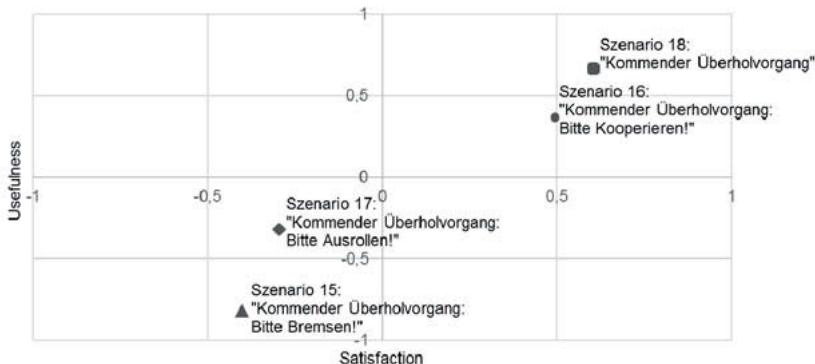


Bild 6: Satisfying- und Usefulness-Scores für die vier Ausprägungen des Kooperationsassistenten nach Van der Laan [21]

5. Diskussion

Die Befragungsergebnisse sowie das beobachtete Verhalten während der Überholmanöver im Fahrsimulatorversuch zeigen, dass Faktoren, wie Geschwindigkeit des Umgebungsverkehrs, Straßenlage oder Sicherheitsabstände einen Einfluss auf Überholmanöver haben. Die Anzahl der Überholmanöver und damit die Überholentscheidung der Lkw-Fahrer werden dadurch nicht beeinflusst. Der in der Simulation zu überholende Lkw entspricht immer einem Standard-Lkw in Form eines Mercedes-Benz Actros mit Drei-Achs-Fahrgestell und einer Länge von 9,95 m. Dadurch ergeben sich z.B. kürzere Überholmanöver als zwischen zwei Sattelkrafftfahrzeugen. Des Weiteren können die Probanden, anders als gewohnt und in Realität, aus technischen Gründen in der Fahrsimulatorstudie keinen Tempomaten benutzen. Diese zwei Faktoren könnten zu einer Beeinflussung der Messergebnisse geführt haben.

Eigenschaften und Charakteristiken von Lkw-Überholmanövern aus Beobachtungen früherer Studien [3, 17, 18] können zum Teil bestätigt werden. So überholen Lkw-Fahrer mit überschrittener zugelassener Höchstgeschwindigkeit und nehmen es in Kauf, dass ein Überholzenario länger als die erlaubten 45 s dauert. Ein dichtes Auffahren kurz vor einem Überholmanöver kann jedoch nicht bestätigt werden. In der Simulation erscheint der zu überholende Lkw vor dem Probanden mit einer geringeren Geschwindigkeit und beschleunigt erst dann auf die Zielgeschwindigkeit. Dies könnte die Überholentscheidung der Lkw-Fahrer und damit den Ausscherzeitpunkt beeinflussen.

Die Ergebnisse der aktiven Überholmanöver zeigen, dass Lkw-Fahrer ab einer gewissen Differenzgeschwindigkeit bereit sind zu kooperieren. In dieser Studie beträgt diese 2 km/h. In weiteren Studien muss ermittelt werden, ab welchem Schwellenwert (z.B.: 3, 4 oder 5 km/h) freiwillige Kooperationshandlungen zunehmen. In diesem Zusammenhang wird auf die allgemeinen Grenzen von Fahrsimulatorstudien hingewiesen [22]. Die Fahrsimulation versucht die reale Umwelt abzubilden, bleibt aber eine simulierte Umwelt. Der Lkw-Fahrer weiß über das geringe Gefahrenpotential bei Fahrsimulationen Bescheid.

Anhand dieser Studie können erste Erkenntnisse zur Gestaltung kooperativer FAS zur Unterstützung von Lkw-Überholmanövern auf Autobahnen gewonnen werden. So reicht der Hinweis auf ein kommendes Überholmanöver, anders wie es von Fank et al. [19] angenommen wird, nicht aus. Der Lkw-Fahrer benötigt zusätzlich eine Handlungsanweisung, damit es zu mehr Kooperationshandlungen kommt.

Die Akzeptanzwerte des kooperativen FAS fallen sehr gering aus. Dies kann möglicherweise auf die Modalität zurückzuführen sein. In dieser Studie wurde prototypisch eine einfache Sprachansage verwendet. In kommenden Studien sollte untersucht werden, ob sich, wie von einigen Probanden gewünscht, die Akzeptanzwerte z.B. durch visuell übermittelte Informationsinhalte steigern lassen.

Danksagung

Die beschriebene Studie wurde durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie innerhalb des Forschungsprojekts „IMAGinE - Intelligente Manöver Automatisierung – kooperative Gefahrenvermeidung in Echtzeit“ gefördert.

Jana Fank trug zur Idee, der Entwicklung und Auswertung des Fahrsimulatorversuchs bei. Philipp Krebs unterstützte bei der Entwicklung, Umsetzung und Auswertung. Frank Diermeyer las das Dokument kritisch gegen.

Einen Dank geht an Jan Rodewald für die Aufbereitung der Stecke und Umsetzung des Fahrsimulatorversuchs.

Literatur

1. Evers C (2009) Auswirkungen von Belastungen und Stress auf das Verkehrsverhalten von Lkw-Fahrern. Dissertation, Philosophische Fakultät, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn
2. Institut für Nachhaltigkeit in Verkehr und Logistik (Hrsg) (2012) ZF-Zukunftsstudie Fernfahrer. Der Mensch im Transport- und Logistikmarkt. EuroTransportMedia Verlags- und Veranstaltungs-GmbH
3. Ellinghaus D, Steinbrecher J (2002) Lkw im Strassenverkehr - Eine Untersuchung über die Beziehungen zwischen Lkw- und Pkw-Fahrern. Uniroyal Verkehrsuntersuchung, Bd 48. Continental AG
4. IMAGInE-Konsortium Kooperative Funktionen. <https://imagine-online.de/kooperative-funktionen/>. Zugriffen: 31. Juli 2018
5. Davis FD (1989) Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. MIS Quarterly 13(3):319. doi:10.2307/249008
6. Habenicht S (2012) Entwicklung und Evaluation eines manöverbasierten Fahrstreifenwechselassistenten. Fortschritt-Berichte VDI: Reihe 12, Verkehrstechnik, Fahrzeugtechnik, Bd 756. VDI-Verl., Düsseldorf
7. Hegeman G (2008) Assisted overtaking. An assessment of overtaking on two-lane rural roads. TRAIL Research School.
<https://repository.tudelft.nl/islandora/object/uuid%3Ae5f253f2-d779-49ec-81ef-77a341972d8a/dastream/OBJ/download>
8. Wilson T, Best W (1982) Driving strategies in overtaking. Accident Analysis & Prevention 14(3):179–185. doi:10.1016/0001-4575(82)90026-4
9. Hegeman G, Brookhuis K, Hoogendoorn S (2005) Opportunities of advanced driver assistance systems towards overtaking. European journal of transport and infrastructure research EJTIR, 5 (4)
10. Chovan JD, Tijerina L, Alexander G, Hendricks DL (1994) Examination of Lane Change Crashes and Potential IVHS Countermeasures. DOT HS 808 071. National Highway Traffic Safety Administration, Washington, DC
11. Olsen ECB (2003) Modeling Slow Lead Vehicle Lane Changing. Virginia Tech.
https://vttechworks.lib.vt.edu/bitstream/10919/29889/1/olsen_dissertation.pdf
12. Blaschke C, Schmitt J, Färber B (2008) Überholmanöver-Prädiktion über CAN-Bus-Daten. ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift 110(11):1022–1028.
doi:10.1007/BF03222033

13. Kretschmer M, König L, Neubeck J, Wiedemann J (2006) Erkennung und Prädiktion des Fahrverhaltens während eines Überholvorganges. 2. Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz
14. Schulze JD, Becke M (2007) Lkw Spurwechsel auf mehrspurigen Richtungsfahrbahnen. Verkehrsunfall und Fahrzeugtechnik 45(10):260–266
15. Netzer M (Hrsg) (1966) Der Überholvorgang auf Landstraßen unter Berücksichtigung der Verkehrssicherheit. Forschungsberichte aus d. Forschungsprogramm d. Bundesverkehrsministeriums u. d. Forschungsgesellschaft für das Straßenwesen e.V., Bonn
16. Vettters A, Jaehrig T (2015) Verification of the existing model for passing sight distance on single two-lane rural carriageways. 6th IEEE International Conference on Cognitive Infocommunications:557–561. doi:10.1109/CogInfoCom.2015.7390654
17. Roos R, Zimmermann M, Köhler B (Hrsg) (2017) Überholungen von Lang-Lkw - Auswirkungen auf die Verkehrssicherheit und den Verkehrsablauf. Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen Verkehrstechnik. Fachverlag NW, Bremen
18. Benmimoun A, Neunzig D, Maag C (2004) Effizienzsteigerung durch professionelles/partnerschaftliches Verhalten im Straßenverkehr. FAT-Schriftenreihe (181)
19. Fank J, Knies C, Diermeyer F, Prasch L, Reinhardt J, Bengler K (2017) Factors for User Acceptance of Cooperative Assistance Systems. A Two-Step Study Assessing Cooperative Driving, 8. Tagung der Fahrerassistenz
20. Schittenhelm H (2011) Driver Assistance Systems in Oncoming Traffic Situations. 22nd International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV), June 13–16
21. Van Der Laan, Jinke D., Heino A, Waard D de (1997) A simple procedure for the assessment of acceptance of advanced transport telematics. Transportation Research Part C: Emerging Technologies 5(1):1–10. doi:10.1016/S0968-090X(96)00025-3
22. Zöller I, Diederich C, Abendroth B, Bruder R (2013) Fahrimulatorvalidität — Systematisierung und quantitative Analyse bisheriger Forschungen. Zeitschrift für Arbeitswissenschaft 67(4):197–206. doi:10.1007/BF03374409

Informationsbedarf von Nutzern konventioneller, vernetzter und automatisierter, vernetzter Fahrzeuge im urbanen Mischverkehr

M.Sc. S. Springer, M.Sc. C. Schmidt, Dr. F. Schmalfuß,
TU Chemnitz, Chemnitz

Kurzfassung

Stauvermeidung, Sicherheitsgewinn, Umweltentlastung – diese Ziele sollen im Zuge der Vernetzung des Straßenverkehrs und der zunehmenden Automatisierung der Fahrzeuge erreicht werden. Dies hat zur Folge, dass sich Fahrer zukünftig im städtischen Mischverkehr von konventionellen, (nicht) vernetzten und automatisierten, vernetzten Fahrzeugen bewegen werden. Neue Vernetzungstechnologien werden kooperatives Verhalten ermöglichen, das über herkömmliche Interaktionsformen hinausgeht und durch die Integration automatisierter Fahrzeuge in den Straßenverkehr, die Menschen vor neue Herausforderungen, wie z.B. untypisches, verzögertes Heranfahren an Kreuzungen mit Lichtsignalanlage, stellt. Mensch-Maschine-Schnittstellen (HMs) können die Interaktionen zwischen unterschiedlich ausgestatteten Verkehrsteilnehmern optimieren, sofern sie die Fahrer durch aktuelle Verkehrsinformationen unterstützen und sie zugleich nicht ablenken. Welche Informationsbedarfe Menschen im urbanen Mischverkehr in konventionellen, vernetzten sowie automatisierten, vernetzten Fahrzeugen haben, wurde bis dato kaum untersucht und soll in dem vorliegenden Beitrag beleuchtet werden. Im Rahmen zweier Forschungsverbünde („HarmonizeDD“ und „SYNCAR“) wurden drei Fokusgruppen mit jeweils fünf und sechs Teilnehmern durchgeführt. Den Gruppen, welche in ihrer Erfahrung mit automatisierten Fahrzeugfunktionen (gering vs. Testfahrer) variierten, wurden verschiedene urbane Szenarien mithilfe von Videoanimationen präsentiert und deren Informationsbedarfe sowohl gesammelt als auch nach Relevanz gewichtet. Die Ergebnisse zeigen, dass besonders zu Beginn der Systemnutzung als auch in Situationen, in denen seltene und unnatürliche, spezifische Verhaltensweisen (z.B. Bildung von Rettungsgassen, frühes Abbremsen) gezeigt oder verlangt werden, umfangreichere Informationen wünschenswert (z.B. Auslöser für Verhalten anzeigen – Rettungswagen) sind. Zudem sollten HMs aufgrund der unterschiedlichen Erfahrungswerte von Insassen/Fahrem und der damit einhergehenden unterschiedlichen Mengen an benötigten Informationen adaptiv gestaltet sein.

Der Innovationsgehalt der vorliegenden Studie ist hoch, da die Informationsdarbietung in spezifischen Fahrszenarien auf Basis von Vernetzungstechnologien bisher hauptsächlich im Au-

Berortsbereich untersucht wurde. Der sich daraus ergebende Forschungsbedarf für den innerstädtischen Mischverkehr mit heterogen ausgestatteten Verkehrsteilnehmer wird hier explizit adressiert.

1. Einleitung

Auf Hochtouren wird aktuell an der Entwicklung des automatisierten Fahrens geforscht, mit dem klaren Ziel, den Straßenverkehr sicherer, effizienter und umweltschonender zu gestalten. Besonders in der Übergangsphase von ausschließlich manuell betriebenen Fahrzeugen hin zum reinen autonomen Verkehr (Level 5 [1]) werden einige Hürden, wie beispielsweise die Gestaltung des vernetzten urbanen Mischverkehrs, bestehend aus unterschiedlich ausgestatteten Fahrzeugen, zu nehmen sein. Im Vergleich zum Forschungs- und Entwicklungsstand des automatisierten Fahrens auf Autobahnen [2], besteht im städtischen Sektor, der sich durch seine Komplexität aufgrund des erhöhten Abstimmungsbedarfs diverser Verkehrsteilnehmer auszeichnet, diesbezüglich noch vermehrt Wissensbedarf.

Neben der Erfüllung technischer, ethischer und datenschutzrechtlicher Voraussetzungen kann eine innovative Technologie nämlich nur dann erfolgreich sein, wenn zudem potentielle Endnutzer in deren Entwicklungsprozess eingebunden werden, um etwaige Akzeptanzhindernisse oder Barrieren zu beseitigen [3]. Eine besondere Herausforderung stellt im Hinblick auf die Durchdringung des automatisierten Fahrens die Interaktion zwischen den unterschiedlichen Fahrzeugnutzergruppen im Mischverkehr dar. Wurden Konflikte im Straßenverkehr bislang beispielsweise mittels informeller Kommunikationsweisen, wie Blickkontakt, Gestik oder Mimik ausgehandelt [4, 5], werden zukünftig nicht nur zusätzlich maschinelle Interaktionspartner, sondern auch neue Möglichkeiten der Informationsbereitstellung aufgrund der Vernetzung existieren [6]. Daraus wächst der Bedarf der Explikation und Sichtbarmachung von Kommunikationsvorgängen, um mentale Modelle anzupassen und den Fahrer „in-the-Loop“ zu halten [7].

In den beiden Verbundprojekten „HarmonizeDD“ und „SYNCar“ wird dieses Forschungsinteresse verfolgt, indem das Ziel die nutzerzentrierte Entwicklung von Mensch-Maschine-Schnittstellen (HMs) ist. Das Hauptaugenmerk liegt hierbei auf der Kooperation zwischen nicht-automatisierten, vernetzten (NAVF) und hochautomatisierten, vernetzten Fahrzeugen (HAVF; Level 4 [1]) in verschiedenen städtischen Szenarien, welche durch den Aspekt der Vernetzung gewährleistet werden soll. Zudem wird die Kommunikation von Seiten des hochautomatisierten Fahrzeugs zum Nutzer/Insasse in Bezug auf das kooperative Verhalten im Mischverkehr betrachtet. Dieses kooperative Vorgehen sieht den Austausch von situationsspezifischen Verkehrsinformationen als Resultat der Vernetzung der beiden Fahrzeugtypen untereinander

(V2V) als auch mit der Infrastruktur und mit Verkehrsleitzentralen (V2X) vor. Koo et al. [8] zufolge gehen mit der Vernetzung im Straßenverkehr wesentliche Veränderungen in der User Experience (UX) beim Autofahren einher, was UX-Designer im Hinblick auf die Interaktion zwischen Mensch und Maschine vor neue Herausforderungen stellt. Zudem ist es notwendig, das Design neuer Technologien an das Verhalten derjenigen Menschen anzupassen, die damit interagieren [9].

Aber wie verhalten sich Menschen künftig im urbanen Mischverkehr und welche Faktoren spielen dabei eine Rolle? Aktuelle Literatur zu dieser Thematik ist bis dato rar. Daraus ergibt sich die Notwendigkeit eines hohen Forschungsbestrebens für die Beantwortung dieser Fragen. Von verschiedenen Autoren wird postuliert, dass grundsätzlich bereits bestehende Gesetzmäßigkeiten der Mensch-Computer-Interaktion (HCI) auf die Gestaltung von HMI übertragen werden können [10, 11]. Betont wird dabei das Erfordernis der Informationsbereitstellung, welche sich in Form von kontinuierlichem und angepasstem Feedback manifestieren sollte, damit Fahrer die Fahrszene überschauen und antizipieren können. Koo et al. [8] empfehlen jedoch, zunächst herkömmliche Interaktionsprozesse und HMIs zu überdenken und auf Anwendungseignung in Bezug auf das kooperative Fahren im Mischverkehr zu prüfen. Dies röhrt daher, dass Mängel an HMIs häufig mit folgenden Problemen einhergehen, welche sich in der Art und Weise sowie der Menge an präsentierten Informationen begründen: Ablenkung, Out-of-the-Loop, übersteigertes Vertrauen, Misstrauen, mangelndes Situationsbewusstsein, varierender Workload etc. [12, 13]. Lee und See [14] berichten, dass besonders das Systemvertrauen ein wichtiger Faktor ist, der zwischen Mensch und Maschine vermittelt. Darüber hinaus wurden in deren Abhandlung Systeme als vertrauenswürdiger beurteilt, die auf den Nutzer abgestimmte Informationen darstellten. Speziell bei der HMI-Gestaltung sei die Organisation der Informationen, welche Aufschluss über Leistungen, Prozesse und Zwecke des Systems sowie dessen ausgeführte Handlungen geben, ausschlaggebend.

Der gewählte Forschungsansatz, der dieses Bestreben abdeckt, orientiert sich dabei am Nutzerzentrierten Entwicklungsprozess [15], welcher die Schritte *Nutzungskontextanalyse*, *Festlegen von Benutzeranforderungen*, *Gestaltung* und *Evaluation* iterativ verfolgt. Es ist anzunehmen, dass eine derartige Herangehensweise, welche den potentiellen Endnutzer in allen Phasen einbezieht, zu einer erhöhten Akzeptanz des Endproduktes führt [15]. Die Akzeptanz durch potentielle Endnutzer wiederum entscheidet darüber, ob Innovationen erfolgreich implementiert werden können [16], also ob das Ziel, dass NAVF- und HAVF-Nutzer maximal effizient, komfortabel und sicher durch die Stadt fahren, erreicht wird. Eine optimale Gestaltung der Schnittstelle zwischen Mensch und Maschine, also der Fahrerassistenz- bzw. Fahrerinformationssysteme, muss daher im Zentrum stehen [17].

Dazu legt der vorliegende Bericht die Arbeiten der Projekte „HarmonizeDD“ und „SYNCAR“ aus der Entwicklungsphase *Festlegen von Benutzeranforderungen* dar, in der mithilfe von Fokusgruppendiskussionen zunächst die Frage geklärt werden sollte, welchen potentiellen Informationsbedarf NAVF- und HAVF- Nutzer in ausgewählten urbanen Szenarien (s. Kapitel 2) haben. Ein Teilziel der beiden Projekte ist die Gestaltung visueller HMIs. Dies röhrt daher, dass die visuelle Komponente den größten Anteil bei der Bewältigung der Fahraufgabe einnimmt [18, 19]. Zudem erlaubt die Darstellung visueller Informationen einen zeitunabhängigen Abruf seitens des Fahrers sowie eine höhere Detailliertheit der Informationen z.B. im Vergleich zu akustischen HMI [20]. Diese Arbeit gibt zusätzlich Aufschluss darüber, welche Anzeigearte für die gesammelten Informationen präferiert werden.

2. Betrachtete Use Cases in den Projekten

2.1. Use Cases – „HarmonizeDD“

Kooperativer Fahrstreifenwechsel (s. Bild 1, a): Auf einer stark befahrenen zweispurigen Straße ohne Gegenverkehr soll durch ein HAVF bzw. NAVF ein Fahrstreifenwechsel durchgeführt werden. Der Kooperationspartner, also das Fahrzeug, das die Lücke zum Einscheren bildet, ist dabei ein HAVF. Gründe für dieses Manöver könnten beispielsweise ein Fahrstreifenende oder ein herannahender Einsatzwagen sein. Betrachtet wird dieses Szenario aus den Perspektiven der mit unterschiedlichen Automatisierungsgraden ausgestatteten (NAVF vs. HAVF), einscherenden und kooperierenden Fahrzeuge.

Kooperatives Abbiegen (s. Bild 1, b): Ein auf einer Linksabbiegerfspur einer Hauptstraße befindliches Fahrzeug (HAVF bzw. NAVF) soll vor dem entgegenkommenden Verkehr (HAVF bzw. NAVF) an einer Kreuzung abbiegen, um beispielsweise den Weg für einen Rettungswagen freizugeben. Die Perspektiven beider Kooperationspartner werden dabei betrachtet.

Vorausschauende Längsführung (s. Bild 1, c): Das Passieren an einer LSA (Lichtsignalanlage)-geregelten Kreuzung wird trotz des grünen Lichts nicht empfohlen, da sich im weiteren Fahrtverlauf bereits ein Rückstau gebildet hat und die Weiterfahrt die Kreuzung verstopfen würde. Sowohl HAVFs als auch NAVFs stehen in dieser Situation im Fokus.



Bild 1: Visualisierung der HarmonizeDD - Use Cases (a: Kooperativer Fahrstreifenwechsel, b: Kooperatives Abbiegen, c: Vorausschauende Längsführung; orange: NAVF, blau: HAVF, grün: Einsatzfahrzeug)

2.2. Use Cases – „SYNCAR“

Kooperatives Kreuzen/ Einfahren (s. Bild 2, a): Auf Basis der Kommunikation zweier HAVF, die sich kurz vor dem Passieren eines Kreuzungsknotenpunkts befinden, passt das von einer Nebenstraße kommende HAVF seine Geschwindigkeit frühzeitig an, um den auf der Hauptstraße kreuzenden Verkehr (HAVF und NAF) passieren zu lassen und ohne anzuhalten einbiegen zu können. In diesem Fall steht dieses HAVF im Fokus.

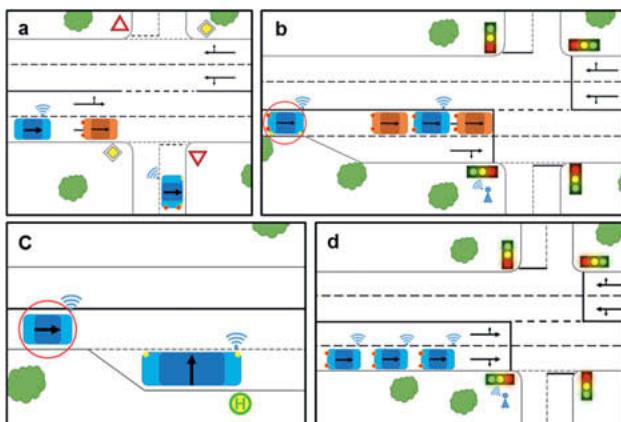


Bild 2: Visualisierung der SYNCAR - Use Cases (a: Kooperatives Kreuzen/ Einfahren, b: LSA-Annäherung mit Fahrempfehlung, c: Kooperatives Einfahren Bus aus Haltestelle, d: Fahren im Pulk; orange: NAF, blau: HAVF)

LSA-Annäherung mit Fahrempfehlung (s. Bild 2, b): Vor einer LSA-geregelten Kreuzung teilt sich eine zunächst einspurige Fahrbahn in zwei Spuren auf. Das im Fokus stehende HAVF-

Fahrzeug wählt, auf Grundlage der V2V- und V2X-Kommunikation, die Annäherungsgeschwindigkeit und Fahrspur derart, dass es ohne anzuhalten die LSA passieren kann.

Kooperatives Einfahren Bus aus Haltestelle (s. Bild 2, c): Das Ego-Fahrzeug (HAVF) gleicht seine Geschwindigkeit aufgrund der durch die Vernetzung erhaltenen Informationen rechtzeitig an. Durch die Verhaltensänderung kann der Bus in die Fahrbahn einscheren, ohne dass das Ego-Fahrzeug zum Stehen kommt oder ein unkomfortables Manöver ausgeführt werden muss.

Fahren im Pulk (s. Bild 2, d): Alle Fahrzeuge (HAVF) in einem Pulk sollen aufeinander abgestimmt, simultan und maximal effizient an eine LSA-geregelte Kreuzung bei rotem Licht heran- und bei grünem Licht weiterfahren. Die unterschiedlichen Positionen der HAVF im Pulk werden beleuchtet.

3. Methodisches Vorgehen

3.1. Datenerhebung

Der Informationsbedarf von Nutzern nicht-automatisierter, vernetzter und hochautomatisierter, vernetzter Fahrzeuge wurde innerhalb von drei Fokusgruppendiskussionen erfasst, welche jeweils etwa 3 Stunden in Anspruch nahmen. Im Rahmen der ersten Diskussionsrunde (I) wurden ausschließlich Automationsexperten (i. D. $N = 6$ Testfahrer der IAV GmbH Chemnitz, 4 Männer, $M_{Alter} = 32,2$ Jahre) akquiriert, die aufgrund ihres hohen wissenschaftlichen Wertes (i. D. theoretisches und praktisches Wissen bzgl. Fahrzeugautomation, z.B. Erfahrungen als Testfahrer) ausgewählte Use Cases beider Projekte aus der Perspektive von HAVF-Nutzern besprachen. Innerhalb der beiden weiteren Fokusgruppen partizipierten jeweils 5 Personen (Fokusgruppe II: 4 Männer, $M_{Alter} = 33,8$ Jahre; Fokusgruppe III: 3 Männer, $M_{Alter} = 38,4$ Jahre), die noch keine bzw. geringe Erfahrungen auf dem Gebiet des automatisierten Fahrens gesammelt hatten und aus der Probandendatenbank der TU Chemnitz stammten. Die Probanden unterschieden sich hinsichtlich ihrer Zuteilung zu der betrachteten Perspektive (NAVF vs. HAVF) und der Diskussion der Use Cases (HarmonizeDD vs. SYNCAR).

Nach der Begrüßung füllten die Probanden einen Fragebogen aus, in dem soziodemografische Angaben (Alter, Geschlecht, Beruf) sowie Angaben zur Erfahrung mit und der Kenntnis von Fahrerassistenzsystemen (FAS) zu machen waren. Im Anschluss folgte der wesentliche Teil der Diskussionsrunde, welche sich an einem zuvor konzipierten Leitfaden orientierte. Dieser sah folgenden Ablauf vor: Nach einer generellen Einführung in die Thematik des vernetzten Mischverkehrs, welche auch eine Aufklärung über die Systemeigenschaften der im Fokus stehenden Fahrzeuge enthielt, wurde der erste Use Case mittels einer in Microsoft Power Point

2016 erzeugten Videoanimation vorgestellt (vgl. Bild 1 und Bild 2). Danach wurden die Teilnehmer dazu angehalten, sich in zwei Gruppen aufzuteilen und die von ihnen gewünschten Informationen, die sie in dieser Situation erhalten möchten, auf leeren Pappkarten festzuhalten. Im Anschluss wurden die gesammelten Informationsbedarfe der beiden Gruppen diskutiert und tabellarisch auf Flipchartpapier aufgeklebt. Zusätzlich sollte jeder Teilnehmer jede der zusammengetragenen Informationen nach ihrer Wichtigkeit für diese Situation bewerten. Dazu wurden Klebepunkte in den Farben rot (= sehr wichtig), gelb (= eher wichtig) und grün (= eher unwichtig) an die entsprechenden Stellen angebracht. Nach demselben Schema wurden die übrigen Use Cases besprochen. Lediglich die initiale Zweigruppenbesprechung fiel weg. Nach der Besprechung des letzten Anwendungsfalles sollten die Teilnehmer die als am wichtigsten bewerteten Informationen in einer Skizze eines Pkw-Blanko-Cockpits denjenigen Anzeigegeräten zuordnen, die sie entsprechend präferierten.

Alle Teilnehmer, die aus der Probandendatenbank akquiriert wurden, erhielten eine Aufwandsentschädigung von 30€. Die Mitarbeiter der IAV Chemnitz erhielten keine Vergütung, da sich ihre Teilnahme als Teil ihrer Arbeitszeit gestaltete. Während der gesamten Diskussion liefen Video- und Audioaufzeichnungsgeräte, um die spätere Auswertung zu erleichtern.

3.2. Datenaufbereitung

Nach der Transkription der gesamten Fokusgruppendifiskussionen, folgte die Auswertung der Gesprächshaltungen aller Fokusgruppenteilnehmer. Die Vorgehensweise der Auswertung orientierte sich dabei an der inhaltlich strukturierenden qualitativen Inhaltsanalyse von Kuckartz [21], welche von einem qualifizierten Codierer mit der Auswertungssoftware MAXQDA 10 vorgenommen wurde. Trotz der Ähnlichkeit der Untersuchungssituationen unterscheiden sich die Perspektiven und Fokusse in den jeweiligen Projekten derart, dass keine quantitativen Aussagen über die Gewichtung der Informationsbedarfe zu treffen sind. Zudem wurden die Fokusgruppen zu unterschiedlichen Zeitpunkten mit verschiedenen Teilnehmern durchgeführt, so dass den Gruppen bei der Bewertung der Informationen nach Wichtigkeit nicht dieselben Informationsbedarfe als Ausgangspunkte vorlagen. Aus diesem Grund wird bei der Ergebnisdarstellung eine gesamtheitliche, kategorienbasierte, qualitative Betrachtung vorgenommen. Das aus der qualitativen Inhaltsanalyse gewonnene Kategoriensystem wurde dazu auf vier Ebenen abstrahierend zusammengefasst. Die Abstraktionen orientieren sich dabei u.a. an den Inhalten des im Projekt „SYNCAR“ entwickelten Schichtenmodells. Dieses definiert das Vorgehen zur Umsetzung der Use Cases auf den Ebenen „Navigation“, „Umwelt“ und „Fahrzeug“, welche die Ausgangsbasis für die Entwicklung des Kategoriensystems bilden. Eine bildhafte

Darstellung wurde erarbeitet, um den allgemeinen Informationsbedarf im urbanen Verkehr holistisch sowie kategorisch zu visualisieren (s. Bild 3). Diese gibt zusätzlich Aufschluss über spezifische Informationswünsche von Novizen und Experten hinsichtlich des NAVF und HAVF. Die Darstellung und deren Inhalte werden im nächsten Abschnitt adressiert.

4. Ergebnisse

4.1. Informationsbedarf von Novizen und Experten bzgl. NAVF bzw. HAVF im urbanen Mischverkehr

Die grundlegenden situationsunspezifischen HMI-Informationsbedarfe im urbanen Verkehr können Bild 3 entnommen werden.



Bild 3: Abstraktionsebenen der HMI-Informationsbedarfe im urbanen Verkehr für Novizen und Experten von NAVF bzw. HAVF

Dargestellt ist einerseits der von allen Teilnehmern geäußerte Informationsbedarf über alle Use Cases und Projektinhalte hinweg (ohne nebenstehende Symbole). Andererseits wird mit der verwendeten Symbolik aufgezeigt, welche Informationen spezifisch von Novizen bzgl. des NAVF bzw. des HAVF als auch von Experten bzgl. des HAVF gewünscht wurden.

Dabei stellt der äußerste Ring des Kreises die höchste Abstraktionsebene der Teilnehmermeinungen dar. Elementar für das comfortable, sichere und energieeffiziente Fahren und Gefahren-Werden ist demnach das Wissen über Systemfähigkeiten und -fertigkeiten, sowie die Einschätzung über die Höhe des ausgesetzten Risikos. Laut Probandenansichten setzt sich das Risiko u.a. aus der Anzahl und Art (NA(V)F, HAVF) der umgebenden Fahrzeuge zusammen. Ein höheres Risiko würde beispielsweise vorliegen, wenn der Verkehr hauptsächlich aus konventionellen Fahrzeugen besteht, sodass sich die Wahrscheinlichkeit, als Fahrer bzw. Fahrzeugnutzer selbst in das Fahrgeschehen eingreifen zu müssen, erhöht.

Diese beiden Informationseinheiten setzen sich wiederum zusammen aus und werden modelliert von der Verfügbarkeit von Informationen bezüglich dynamischer und statischer Elemente, Kooperationsaspekten sowie des Fahrmanövers.

Dynamische Elemente. Zu dieser Kategorie können die Informationsbedarfe der Teilnehmer zusammengefasst werden, die *Zustandsänderungen von Umgebungs- und Infrastrukturelementen* beschreiben. Der Wunsch zur Information über derartige Änderungen betraf LSA-Aspekte (z.B. *Phasendauer*, *Durchsatz*) sowie Eigenschaften des umgebenden Verkehrs (z.B. *Verkehrsdichte*, *Routenwahl*, Fahrzeugerkennung (*NAVF*, *HAVF*)).

Statische Elemente. Rückmeldungen zur Erkennung des Straßentyps (z.B. *Kreuzung*) oder Straßeneigenschaften (z.B. *Verkehrsregelung*, *Anzahl der vorhandenen Spuren* und *LSA*) zu erhalten, schien für die Probanden besonders bei der Fahrt mit einem HAVF von Bedeutung zu sein. Dieses Bedürfnis wurde im erstellten Kategoriensystem in den Kategorien *bauliche Gegebenheiten* und *stationäre Elemente* festgehalten (siehe Bild 3).

Fahrmanöver. Diese Kategorie beschreibt einerseits den Wunsch nach Transparenz hinsichtlich der *Empfehlung* (speziell für NAVF) und *Ausführung* (speziell für HAVF) von *Manövern*. Andererseits sollen auch die *Ursachen* für bestimmte Verhaltensweisen des hochautomatisierten Ego-Fahrzeugs sichtbar gemacht werden. Für den Fall, dass sich ein Ego-Fahrer beispielsweise einer roten LSA nähert, würden sich die Probanden wünschen, dass er z.B. frühzeitig über deren Zustand informiert wird und eine Empfehlung zur Reduktion der Fahrgeschwindigkeit erhält.

Kooperation. An kooperativen Elementen wünschten sich die Fokusgruppenteilnehmer Informationen zum Status des Informationsaustauschs zwischen Kooperationspartnern, zur Manöverabsprache und zu deren Bestätigung, damit ihrer Meinung nach eine reibungslose und klare Kooperation stattfinden kann bzw. das Verhalten des HAVF nachvollziehbar wird.

Insgesamt ist Bild 3 zu entnehmen, dass der grundsätzliche Informationsbedarf für alle Probandengruppen im Prinzip auf den gleichen Säulen fußt, wobei die Novizen-Gruppe Informationen zu statischen Verkehrselementen nicht explizit als relevant für die Fahrt mit einem NAVF äußerte. Aus der Differenzierung, welche Fokusgruppe welche Informationsbedarfe hat (siehe Symbole in Bild 3) ist ersichtlich, dass sich die verschiedenen Gruppen maßgeblich auf der Ebene der konkreten Informationsbedarfe (zweiter Kreis von innen) hinsichtlich der Menge und des Detailgrads der Informationen unterscheiden. Ungeachtet der Fahrzeugart (NAVF, HAVF) scheinen Novizen den höchsten und detailliertesten Bedarf nach Informationen zu haben, wobei dieser Bedarf für die Fahrt mit NAVFs stärker ausgeprägt ist. Die Novizen waren darüber hinaus der Annahme, dass ihr Informationsbedarf mit steigender Erfahrung sinken würde, was sich in der geringen Ausführlichkeit und Menge der notwendigen Informationen manifestiert. Dagegen wünschten sich die Experten bereits für die initiale Fahrt mit einem HAVF weitaus elementarere und weniger differenzierte Informationen zum Fahrgeschehen. Das Absinken bzw. den Wegfall des Informationsbedarfs begründeten die Experten damit, dass das Vertrauen in die Automation einerseits mit steigender Erfahrung wachse, aber bestimmte Situationen andererseits auch ohne zusätzliche Informationsdarbietungen ersichtlich seien. Um den Bedürfnissen auf allen Erfahrungsstufen gerecht zu werden, wurde als Lösung die Integration von adaptiven und selbst konfigurierbaren Displays ins Fahrzeug angebracht.

4.2. Anzeigeorte Informationen für NAVF und HAVF

Zusätzlich zur Art der Informationen, die dem Fahrer bzw. Nutzer während der Fahrt im urbanen Mischverkehr zur Verfügung stehen sollen, wurde der präferierte Anzeigeort derselben abgefragt (s. Bild 4). Wie Bild 4 zu entnehmen ist, sind sich alle Fokusgruppenteilnehmer darüber einig, dass besonders akute Informationen bzw. Warnungen, wie Rettungswagenaspekte im Head-up-Display zu sehen sein sollten. Die NAVF-Novizen wünschen sich dort zudem die Verortung der Informationen zur Kooperation mit anderen Verkehrsteilnehmern, wohingegen sich die HAVF-Novizen Informationen zu ausgeführten und anstehenden Fahrmanövern als auch zu aktuell verfügbaren statischen Elementen erhoffen. Letztere Informationen könnten ihrer Meinung nach beispielsweise in Form eines Kartenpiktogramms visualisiert werden.

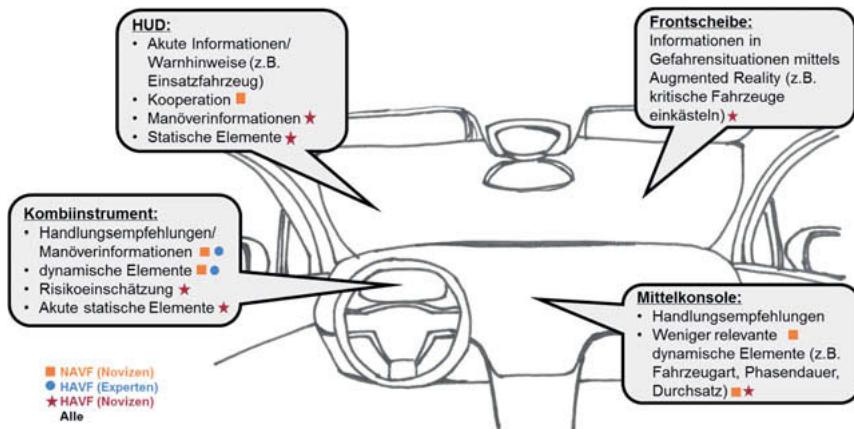


Bild 4. Anzeigeorte der Informationen in NAVF und HAVF

Als weitere Anzeigeorte, um über Fahrmanöver zu informieren bzw. um Handlungsempfehlungen zu geben, wurden sowohl das Kombiinstrument (HAVF-Experten, NAVF-Novizen) und die Mittelkonsole (NAVF-Novizen) genannt. Besonders situationsrelevante Informationen zu dynamischen (z.B. Phasendauer, Routenwahl) und statischen Verkehrselementen (z.B. Kreuzung, Verkehrsregelung) sowie die Risikoeinschätzung sollten in den Augen der Probanden im Kombiinstrument zu sehen sein. Für Informationen, die für die Ausführung der Fahraufgabe nicht essentiell sind, ist nach Probandenmeinung eine Anzeige in der Mittekonsole geeignet (i.D. Handlungsempfehlungen, dynamische Elemente). Die Novizen-Gruppe, welche das HAVF betrachtete, konnte sich zudem vorstellen, die Frontscheibe als erweiterte Anzeigemöglichkeit für Gefahren zu nutzen.

5. Diskussion und Ausblick

Das Hauptziel dieser Forschungsarbeit war, zu eruieren, welchen Informationsbedarf unterschiedlich erfahrene Fahrer im Bereich der Fahrzeugautomation bei der Fahrt mit nicht-automatisierten, vernetzten (NAVF) bzw. hochautomatisierten, vernetzten Fahrzeugen (HAVF) im urbanen Stadtverkehr haben. Die Ergebnisse aus den Fokusgruppendiskussionen zeigten, dass HMIs für den urbanen Straßenverkehr unabhängig von den untersuchten Gruppen grundsätzlich Transparenz und Feedback hinsichtlich der Durchführung von Manövern und Handlungsempfehlungen vermitteln sollten. Dazu gehört beispielsweise auch, über den Status von

Systemfähigkeiten und -fertigkeiten informiert zu werden, worunter die aktuelle wie auch prospektive Erfassung und Visualisierung des eigenen Manövers als auch des Manövers anderer Verkehrsteilnehmer zählt. Die Grundlage dafür bildet die Berücksichtigung und Sichtbarmachung dynamischer (z.B. LSA-Informationen, andere Verkehrsteilnehmer) als auch statischer (z.B. Straßeneigenschaften) Verkehrselemente. Diese Befunde schließen sich früheren Studien an, die sich mit dem Informationsbedarf in Fahrzeugen mit unterschiedlichen Automatisierungsgraden beschäftigen [2, 8, 22]. In diesen Studien war jedoch nicht der städtische Verkehr, sondern die Fahrt auf Autobahnen der Forschungsgegenstand.

Die vorliegenden Fokusgruppen-Ergebnisse zeigten, dass im urbanen Sektor diejenigen Informationen präferiert werden, die während der manuellen Fahrt (NAVF) einer verbesserten Navigation und der Realisierung eines vorausschauenden Fahrverhaltens dienen (inkl. Erfassung von verkehrsregelnden Elementen und anderen relevanten Verkehrsteilnehmern). Dagegen wurden für die automatisierte Fahrt (HAVF) hauptsächlich Informationen gewünscht, welche zur Stärkung des Systemvertrauens beitragen. Im Detail betraf dies etwa die Bestätigung der Erkennung statischer und dynamischer Elemente, welche potentiell die Kontrollübernahme eines Nutzers eines hochautomatisierten, vernetzten Fahrzeugs unterstützen, die Aktualisierung des Situationsbewusstseins sowie das Systemverständnis und -vertrauen fördern könnten [14, 22].

Die untersuchten Gruppen unterschieden sich besonders im Detailgrad und der Menge an benötigten Informationen. Dieser Unterschied zeigte sich am deutlichsten zwischen Automations-Erfahrenen und -Unerfahrenen Personen, da letztere deutlich mehr und tiefergreifende Informationen benötigten. Die Notwendigkeit der differenzierten Betrachtung unterschiedlich erfahrener Personen betonten bereits Muir [23] und Nielsen [24], da Erfahrung mit einem System und das von ihm ausgehende Feedback das Nutzervertrauen als auch die adäquate Ausbildung mentaler Modelle [30] maßgeblich beeinflussen. Offensichtlich spiegeln die Ergebnisse das noch nicht ausgebildete Systemvertrauen sowie das Fehlen geeigneter mentaler Modelle bzgl. HAVFs seitens der Novizen wieder, da diese Gruppe quantitativ und qualitativ betrachtet mehr Informationen benötigt als Experten. Dadurch lässt sich erklären, warum sich die Gruppe der Automations-Unerfahrenen bzgl. des Fahrens mit einem HAVF eine Risikoeinschätzung (s. Kapitel 4.1.) zu jeder Zeit wünscht. Solch eine Risikoeinschätzung wurde bereits von verschiedenen Autoren [2, 25] als vielversprechendes Instrument zur Vertrauenskalibrierung und zur Vermeidung von übermäßigem Systemvertrauen diskutiert, da der Nutzer mithilfe des Feedbacks des HAVFs auch die Grenzen des Systems besser kennenlernen. Darüber hinaus wurde, wie auch in Einklang mit den Erkenntnissen anderer Autoren [2, 15, 27], von allen Gruppen vermutet, dass es einen negativen Zusammenhang zwischen der

Menge und Detailliertheit des Informationsbedarfes und der Erfahrung mit den diskutierten Systemen gibt. Aus diesem Grund konnten die vorliegenden Untersuchungen ebenso den Wunsch nach personalisierbaren bzw. adaptiven HMIs aufzeigen, welche als besonders effiziente und nutzerorientierte Lösung betrachtet werden [2, 29].

Neben der Ermittlung des Informationsbedarfs vernetzter Fahrer im Stadtverkehr, stand die Herausarbeitung des optimalen Anzeigeortes dieser Informationen für die beiden Fahrzeugtypen (NAVF, HAVF) im Fokus. Wie auch in anderen Befunden [26, 29] zeigten die Fokusgruppenergebnisse, dass potentielle Nutzer akute und unerwartete Informationen und Warnhinweise (z.B. Einsatzfahrzeug, Manöver, Kooperation) hauptsächlich im HUD verortet haben wollen. Des Weiteren weisen die aktuell präsentierten wie auch die früheren Studienergebnisse [26, 30] darauf hin, dass im Kombiinstrument teilweise zusätzlich redundante bzw. ergänzende Informationen visualisiert sein sollten und in der Mittelkonsole weniger wichtige Informationen, welche zur Bewerkstelligung der Fahraufgabe nicht primär notwendig sind (z.B. Fahrzeugart, Verkehrsichte, Straßeneigenschaften) angezeigt werden sollten.

Die vorliegende Forschungsarbeit stellt einen ersten Schritt zur Entwicklung von HMIs für den urbanen vernetzten Mischverkehr dar. Dem iterativen Nutzerzentrierten Entwicklungsprozess [28] folgend, beschreibt dieser Schritt die Phase des *Festlegens von Benutzeranforderungen*, wozu die qualitative Methode der Fokusgruppendiskussionen angewendet wurde. Grundsätzlich ist in Nutzertests mit größeren Stichproben zu klären, ob sich die in den Fokusgruppen gefundenen Ergebnisse auch auf die Grundgesamtheit übertragen lassen. Dazu sollten die identifizierten Informationsbedarfe nun in die *Gestaltung* [28] der HMIs für einen kooperativen Mischverkehr einfließen, um beispielsweise mithilfe von Expertenevaluationen, Fahrstudien oder Feldtests zu evaluieren, ob das entwickelte HMI den Anforderungen potentieller Kunden entspricht oder ob ggf. Anpassungen vorgenommen werden müssen, um weitere Informationsbedarfe zu befriedigen. Zudem müssen diese Studien sicherstellen, dass die entwickelten HMIs nicht den Fahrzeugnutzer überfordern bzw. die zusätzlichen Informationen zu sehr von der eigentlichen Fahraufgabe beim NAVF ablenken.

Literatur

- [1] NHTSA [National Highway Traffic Safety Administration]: Federal automated vehicles policy 2016
- [2] Begiato, M., Hartwich, F., Schleinitz, K., Krems, J., Othersen, I., & Petermann-Stock, I.: What would drivers like to know during automated driving? Information needs at different levels of automation., 7. Tagung Fahrerassistenzsysteme 2015

- [3] Ajzen, I.: The theory of planned behaviour., *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2) (1991) S. 179-211
- [4] Färber, B. (2015). Kommunikationsprobleme zwischen autonomen Fahrzeugen und menschlichen Fahrern. In M. Maurer, J. C. Gerdes, B. Lenz, & H. Winner, *Autonomes Fahren* (S. 126-146). Berlin, Heidelberg: Springer, Vieweg
- [5] Hözel, A.: Unterscheidung von formeller und informeller Kommunikation im Straßenverkehr., Universität Wien Diplomarbeit 2008
- [6] Leschke, A., & Weinert, F.: Car2X-Kommunikation als Grundlage für Effizienz-und Assistenzfunktionen für den Verkehr der Zukunft., *Automobil Symposium Wildau* 2016
- [7] Sarter, N., & Woods, D.: How in the World Did We Ever Get into That Mode? Mode Error and Awareness in Supervisory Control., *Human Factors*, 37(1) (1995) S. 5-19.
- [8] Koo, J., Kwac, J., Ju, W., Steinert, M., Leifer, L., & Nass, C.: Why did my car just do that? Explaining semi-autonomous driving actions to improve driver understanding, trust, and performance., *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 9 (2015) S. 269-275.
- [9] Norman, D.: *The Design of Future Things.*, New York: Basic Books 2007
- [10] Norman, D. A.: *The design of everyday things* (Reprint ed.), USA: Basik Books 2002
- [11] Schneiderman, B.: *Designing the user interface: Strategies for effective human-computer interaction.*, Pearson Education India 2010
- [12] Bainbridge, L.: Ironies of automation., *Automatica*, 19(6) (1983) S. 192-135
- [13] Saffarian, M., de Winter, J. C., & Happee, R.: Automated driving: human-factors issues and design solutions., *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 56(1) (2012) S. 2296-2300.
- [14] Lee, J. D., & See, K. A.: Trust in Automation: Designing for Appropriate Reliance. *Human Factors and Ergonomics Society*, 46(1) (2004) S. 50-80
- [15] DIN EN ISO 9241-210: *Ergonomie der Mensch-System-Interaktion.*, Teil 210: Prozess zur Gestaltung gebrauchstauglicher interaktiver Systeme, Berlin: Beuth 2011-01
- [16] Van der Laan, J. D., Heino, A., & De Waard, D.: A simple procedure for the assessment of acceptance of advanced transport telematics., *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 5(1) (1997) S. 1-10.
- [17] Seiffert, U.: Fahrerassistenzsysteme versus Kundenakzeptanz., 26. VDI/VW-Gemeinschaftstagung: Fahrerassistenz und Integrierte Sicherheit 2010

- [18] Rockwell, T. H. (1971). Visual Acquisition of Information in Driving through Eye-Movement Techniques: An Overview. In P. F. Waller, *Mushrooming Technology: New Directions in Highway Safety* (S. 67-86). Highway Safety Research Center. University of North Carolina
- [19] Gelau, C., & Krems, J. F.: The occlusion technique: A procedure to assess the HMI of in-vehicle information and communication systems., *Applied Ergonomics*, 35 (2004) S. 185-187
- [20] Rittger, L., & Stemmler, T.: LED-Displays für Fahrerassistenzsysteme., Deutsche Gesellschaft für Luft-und Raumfahrt-Lilienthal-Oberth eV 2017
- [21] Kuckartz, U.: Qualitative Inhaltsanalyse, Methoden, Praxis, Computerunterstützung., Weinheim und Basel: Beltz Juventa 2012
- [22] Stanton, N. A., & Young, M. S.: Vehicle automation and driving performance., *Ergonomics*, 41(7) (1998) S. 1014-1028.
- [23] Muir, M.: Trust in automation: Part I. Theoretical issues in the study of trust and human intervention in automated systems., *Ergonomics*, 37, (1994), S. 1905-1922.
- [24] Nielsen, J.: Usability engineering., Boston: Academic Press.1993
- [25] Beller, J.; Heesen, M., & Vollrath, M.: Improving the driver-automation interaction: An approach using automation uncertainty., *Human factors*, 55(6) (2013) S. 1130-1141
- [26] Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F., & Singer, C.: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort* (3. überarbeitete und ergänzte Auflage Ausg.), Wiesbaden: Springer Vieweg 2015
- [27] Wickens, C. D., Hollands, J. G., Banbury, S., & Parasuraman, R.: *Engineering psychology and human performance.*, Boston: Pearson Education 2013
- [28] DIN EN ISO 9241-10: Ergonomische Anforderungen für Bürotätigkeiten mit Bildschirmgeräten. Teil 10: Grundsätze der Dialoggestaltung., Berlin: Beuth 1996
- [29] Bauerfeind, K., Stephan, A., Hartwich, F., Othersen, I., Hinzmann, S., & Bendewald, L. (2018). Analysis of potentials of an HMI-concept concerning conditional automated driving for system-inexperienced vs. system-experienced users. In D. de Waard, F. Di Nocera, D. Coelho, J. Edworthy, K. Brookhuis, F. Ferlazzo, . . . A. Toffetti, *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Europe Chapter 2017* (S. 67-77)
- [30] Ran, L., Luo, H., Yan, Y., Yu, M., & Zhang, X. (2018). Intelligent Driving Interface Layout and Design Research. In N. A. Stanton, *Advances in Human Aspects of Transportation (Advances in Intelligent Systems and Computing Ausg. Bd. 597, S. 407-414)*. Springer, Cham

Kommunikation zwischen Fußgängern und Fahrzeugen

Querungsintentionen und Interaktionsverhalten im Niedriggeschwindigkeitsbereich

M.Sc. **A. Hensch**, M.Sc. **J. Halama**, M.Sc. **C. Ackermann**,
Dr. **M. Beggiato**, Dr. **I. Neumann**, Prof. Dr. **J. F. Krems**,
Technische Universität Chemnitz, Chemnitz

Kurzfassung

Beim hochautomatisierten Fahren wird der Fahrer weitgehend von der Fahraufgabe befreit, folglich wird dieser mit anderen Dingen beschäftigt sein. Damit wird sich die Kommunikation zwischen Fahrern und Fußgängern (als *vulnerable road users*, VRU) verändern. Zur Aufrechterhaltung der Verkehrssicherheit und des Verkehrsflusses müssen automatisierte Fahrzeuge jedoch in der Lage sein mit VRU zu kommunizieren. Bisher stehen für eine Kommunikation formelle (z.B. Blinken) und informelle Signale (z.B. Trajektorie) zur Verfügung. Letztere sind v.a. zur Kommunikation im Niedriggeschwindigkeitsbereich, in dem häufig Interaktionen zwischen VRU und Fahrern stattfinden, bedeutsam. Beim hochautomatisierten Fahren verändert sich die Anwendbarkeit informeller Kommunikationssignale, jedoch müssen auch automatisierte Fahrzeuge in der Lage sein, informelles Interaktionenverhalten bzw. Querungsintentionen eines VRU zu erkennen, zu interpretieren und darauf zu reagieren. Zur Identifikation informeller VRU-Verhaltensparameter können bisherige Interaktionsformen zwischen VRU und manuellen Fahrzeugen dienen. Im Rahmen der vorliegenden Studie wurden deshalb reale Interaktionssequenzen im Niedriggeschwindigkeitsbereich analysiert. Die Datengrundlage bilden sechs Stunden Videomaterial mit $N = 1795$ VRU, wovon $n = 120$ Sequenzen systematisch selektiert und detailliert durch Videoannotation analysiert wurden. Sowohl während der Interaktion mit einem Fahrzeug, als auch in Bezug auf die Querungsintentionen der VRU finden sich bei den Parametern der Geh- und Kopfposition, sowie der Kopfnieigung des VRU statistisch relevante Effekte. VRU äußern ihre Intentionen durch multiple Verhaltensparameter, die über die reine Trajektorie hinausgehen. Die gefundenen Verhaltensparameter geben wertvolle Hinweise zu Erkennung von informellen Interaktionsverhalten und Querungsintentionen, welche im Kontext automatisierter Fahrzeuge eingesetzt werden könnten.

Abstract

During highly automated driving the driver's role changes to that of a passive passenger. Hence, the driver will be increasingly involved in other tasks than the driving task. Therefore,

the prospects of vehicle to pedestrian (as *vulnerable road users*, VRU) communication are also required to be transformed. To ensure road safety and traffic flow automated vehicles (AV) need to be able to communicate with VRU. Currently the communication between drivers and VRU occurs formal (e.g. flashing) and informal (e.g. trajectory). In parking areas, as shared spaces, with a high appearance of VRU and traffic, implicit communication obtains importance. Therefore, AV need to detect and react to VRUs informal interaction behavior and their road crossing intentions. Interactions between VRU and manually driven cars could serve as a basis to identify meaningful parameters of informal communication. The current study analysis real term interactions between VRU and manually driven cars in a parking area scenario. The study contains six hours of video data with $N = 1795$ VRU, thereof $n = 120$ events were analyzed in further detail. Results indicate statistical effects for the VRU-parameters of walking and head position as well as head down pitches during interactions with manually driven cars. VRU express their intentions by multiple behavioral patterns, exceeding the parameter of trajectory. The identified parameters could be used in the context of informal communication and automated driving, since providing meaningful cues of VRUs informal interaction behavior and crossing intentions.

1. Theoretischer Hintergrund

In den letzten Jahren ist ein stetiger Anstieg von Assistenz im Fahrkontext zu verzeichnen [1]. In den daraus resultierenden Leveln 4 und 5 der Society of Automation Engineers (SAE Level) verändert sich die Fahraufgabe, welche durch ein technisches System übernommen wird [2]. Zur Gewährleistung der Verkehrssicherheit muss dieses System in der Lage sein, mit anderen Verkehrsteilnehmern zu kommunizieren und zu interagieren [3]. Im Straßenverkehr gibt es zum einen die Möglichkeit der formellen Kommunikation (z.B. Blinken, Bremslicht), welche eindeutig durch die Straßenverkehrsordnung geregelt ist [4]. Andererseits kann auch informell (z.B. durch Blickkontakt) kommuniziert werden [5]. Begründet durch geringe gesetzliche Regelungen ist im Niedriggeschwindigkeitsbereich, mit viel Mischverkehr, ein höheres Aufkommen an informeller Kommunikation zwischen VRU und Fahrzeugen zu erwarten [6]. Mischverkehr meint in diesem Beitrag die Anwesenheit von motorisiertem Verkehr und *Vulnerable Road Users* (VRU; Vgl. [6]). Im Niedriggeschwindigkeitsbereich wird häufig informell und nonverbal zwischen Fahrern und Fußgängern (als Teilkomponente der VRU), z.B. durch Blickkontakt oder Körperbewegungen, kommuniziert [5], [7]. Auch automatisierte Fahrzeuge müssen auf lange Sicht in der Lage sein, informelle Kommunikationsmuster eines VRU zu erkennen und darauf reagieren zu können, um die Kooperation und die Verkehrssicherheit zu gewährleisten

[8]. Als Informationsgrundlage können bisherige Interaktionsformen zwischen VRU und manuellen Fahrzeugen dienen.

In diesem Beitrag soll deshalb die Kommunikation in Form von a) Interaktionsverhalten und b) Querungen (und daraus abgeleiteten Querungsintentionen) zwischen VRU und motorisierten Verkehrsteilnehmern, in Form von manuellen Fahrzeugen, betrachtet werden. Als Interaktionsverhalten wird in diesem Beitrag das potentiell veränderte Verhalten der VRU aufgrund der Anwesenheit eines manuellen Fahrzeugs, im Vergleich zur Abwesenheit, verstanden [5]. Zur Untersuchung von Querungsintentionen wurde in diesem Beitrag von gezeigten Querungsverhalten der VRU auf eine Intention zur Querung geschlossen. Für die Analyse wurde die Planungsphase zeitlich vor der Straßenüberquerung herangezogen. Dieser Zeitabschnitt umfasst das Planungs- und Sicherungsverhalten für eine anschließende Querung und soll zur Identifikation von Kennzeichen der Querungsintention dienen [9].

Im vorliegenden Beitrag werden vier verschiedene Szenarien differenziert (Bild 1). Es wurde zum einen nach der Anwesenheit eines Fahrzeugs als Interaktionspartner des VRU (anwesend/ nicht anwesend) und zum anderen nach der Querung des VRU (Querung/ keine Querung) unterschieden.

In bisherigen Studien konnte gezeigt werden, dass verschiedene Parameter der Körpersprache, wie die Veränderung der Gehgeschwindigkeit oder das Gehverhalten, als Informationsgrundlage zur Intentionserkennung von VRU dienen können [z.B. [10], [11]]. Figliozzi und Tipagornwong konnten beispielsweise einen signifikanten Anstieg der Gehgeschwindigkeit des VRU finden, wenn diese ein herannahendes Fahrzeug sahen [12]. Dey und Terken konnten zeigen, dass VRU ihre Trajektorie bei der Anwesenheit eines Fahrzeugs veränderten, indem die Laufrichtung während einer Querung angepasst wird. VRU umliefen entweder ein Fahrzeug, um ausreichend Abstand zum Fahrzeug einzuhalten oder hielten an, um das Fahrzeug passieren zu lassen [13]. Eine Bewegung zur Straße kann eine Querungsintention anzeigen [14]. Der Abstand zwischen VRU und Bordstein beeinflusst außerdem das Bremsverhalten von Autofahrern, indem bei kürzerer Distanz eher angehalten wird, um den VRU queren zu lassen [15]. In früheren Studien konnte nur selten explizite Kommunikation in Form von Gesten des VRU gefunden werden [13]. Jedoch könnte das Phänomen des *Fear of Fallings* (FOF), welches die Angst zu fallen beschreibt, eine Rolle spielen [16]. Beim Halten der Hände in den Taschen beispielsweise, kann das Gleichgewicht weniger gut gehalten werden (z.B. beim Überwinden von Höhenunterschieden), was die Angst zu fallen fördern kann [Vgl. 17]. Außerdem zeigten verschiedene Studien [z.B. [14], [18]], dass

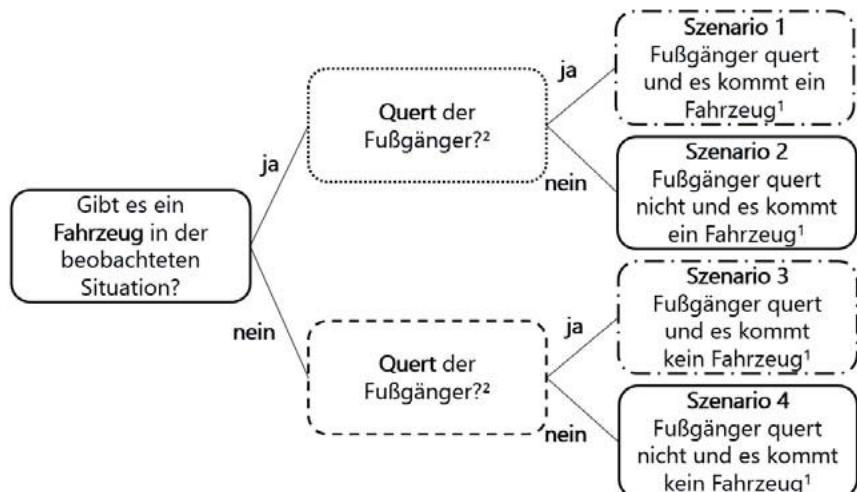


Bild 1: Kategorisierung der untersuchten Szenarien des Interaktionsverhaltens und der Querungsintentionen; ¹ Szenarien mit gleichen Texturen werden bezüglich des Interaktionsverhaltens verglichen; ² Szenarien mit gleichen Texturen werden bezüglich des Querungsverhaltens verglichen.

implizite Kommunikation in Form von Blickkontakt zwischen einem VRU und einem Autofahrer eine wesentliche Komponente zum Anzeigen einer Querungsintention darstellt. So konnte Šucha zeigen, dass 84% der VRU eine Querungsintention durch Blickkontakt signalisieren [14]. Weiterhin konnte gezeigt werden, dass die Kopfausrichtung einen fundamentalen Marker zur Erkennung einer Querungsintention eines VRU darstellt [11]. Damit kann die Kopfausrichtung auch eine Änderung des Bewegungszustandes anzeigen [18]. Die Kopfniegung nach unten spielt als möglicher Indikator mangelnder Aufmerksamkeit gegenüber dem Straßenverkehr in Interaktions- und Querungssituationen ebenfalls eine Rolle [Vgl. 19]. Auch konnte gezeigt werden, dass VRU bei der Bearbeitung von Nebenaufgabe vermehrt unsichere Querungsent-scheidungen treffen [20].

Die vorgestellten Studien beschränken sich maßgeblich auf Straßenquerungen in höheren Geschwindigkeitsbereichen (z.B. [14]). Die vorliegende Studie ergänzt die Befundlage, indem sowohl Interaktions- als auch Querungsverhalten in einem Parkplatzkontext untersucht wird. Der Parkplatzkontext stellt einen Niedriggeschwindigkeitsbereich mit einem großen Anteil an Mischverkehr dar. Ziel der aktuellen Studie ist es, Interaktionsmuster zwischen VRU und Fahr-

zeugen im Niedriggeschwindigkeitsbereich zu identifizieren bzw. zu prüfen, ob bereits bei höheren Geschwindigkeiten gefundene Variablen auf diesen Bereich übertragbar sind. Außerdem sollen Parameter untersucht werden, aufgrund derer eine Querungsintention des VRU im Niedriggeschwindigkeitsbereich erkennbar ist. Die gefundenen Parameter könnten als Grundlage für die Kommunikation zwischen VRU und automatisierten Fahrzeugen im Niedriggeschwindigkeitsbereich dienen.

2. Methode

2.1 Datenerhebung

Zur Erhebung von unbeeinflussten Interaktions- und Querungsverhalten zwischen VRU und manuellen Fahrzeugen wurden Videodaten im Realverkehr in einem Parkplatzkontext der Technischen Universität Chemnitz erhoben (für detaillierte Beschreibung siehe [6]). Der Kontext zeichnet sich durch einen hohen Anteil an Mischverkehr im Niedriggeschwindigkeitsbereich aus. In diesem Kontext müssen im Falle einer Querung Höhenunterschiede (i.S.v. Bordstein zwischen Fußweg und Straße) überwunden werden. Das Videomaterial wurde an 12 Tagen im Zeitraum von jeweils 12:30 Uhr bis 13:30 Uhr mit einer GoPro Hero 4 (HD 1920x1080, 25 FPS; [21]) aufgezeichnet (weitere Erläuterungen siehe [6]).

2.2 Datenanalyse

Die erhobenen Videodaten wurden zunächst gefiltert. Dabei wurden Videos mit nasser Fahrbahn ausgeschlossen, um den Einfluss der Wetterbedingungen (z.B. konservativere Entscheidungen bei nasser Fahrbahn) konstant zu halten [22]. Insgesamt wurden $N = 1795$ Personen (1345 Männer und 440 Frauen) mit einem geschätzten Alter von $M \approx 31.0$ Jahren ($SD \approx 10.0$) in den Videodaten erfasst. In die nachfolgende Analyse der Videodaten wurden nur Sequenzen mit Einzelpersonen ohne offensichtliche Mobilitäts einschränkungen aufgenommen. Sequenzen mit mehr als einem PKW wurden zur Vermeidung des unterschiedlichen Einflusses der Fahrzeuganzahl und -größe ausgeschlossen [22]. Aus der Gesamtheit der vorhandenen Sequenzen wurden für jedes Szenario zufällig $n = 30$ Sequenzen gezogen (insgesamt $n = 120$ Sequenzen; siehe Bild 1).

Für die standardisierte Analyse des VRU-Verhaltens in den Videosequenzen wurde ein Annotationsschema erarbeitet, welches folgende Variablen erfasst: *Veränderung der Gehgeschwindigkeit*, *Gehposition*, *Aktivitäten der Arme und Hände*, *Kopfposition*, sowie *Kopfnieigung* (Tabelle 1; Vgl. [11], [19]). Die Sequenzen wurden von zwei unabhängigen Personen mit dem Videoannotationsprogramm ELAN [23] mit Hilfe des erarbeiteten Annotationsschemas annotiert.

Tabelle 1: Annotationskategorien des VRU-Verhaltens

Hauptkategorien	Unterkategorien
Veränderung der Gehgeschwindigkeit	<ul style="list-style-type: none"> - VRU beschleunigt - VRU verlangsamt - VRU hält vollständig an
Gehposition	<ul style="list-style-type: none"> - Fahrbahn Parkplatzseite - Fahrbahn zwischen Parkplatzseite und Fahrbahnmitte - Fahrbahnmitte - Fahrbahn zwischen Fußwegseite und Fahrbahnmitte - Fahrbahn Fußwegseite - Fußweg Fahrbahn zugewandt - Fußweg Fahrbahn abgewandt - Sonstige
Aktivitäten der Arme und Hände	<ul style="list-style-type: none"> - Normale Armbewegung - Beide Hände in den Taschen - Eine Hand in der Tasche - Geste zum Autofahrer - Gesten unabhängig vom Autofahrer - Sonstige Armbewegungen (u.a. Nebenaufgabenbearbeitung)
Kopfposition	<ul style="list-style-type: none"> - In Richtung Parkplätze - In Richtung Mensa (Blickabwendung) - In Richtung Hauptstraße - In Richtung Parktaschen
Kopfniegung	<ul style="list-style-type: none"> - Nach unten

Für den statistischen Vergleich wurden die zufällig ausgewählten Sequenzen jeweils separat zur Analyse des Interaktionsverhaltens und der Querungsintentionen gepaart. Dazu wurden die Kriterien der Zeitdauer der Sequenz, Richtung des VRU (beim Interaktionsverhalten zusätzlich: Zeitraum zwischen Interaktionsstart und Querungsbeginn) genutzt. Deshalb ergeben sich für die nachfolgende statistische Analyse kleinere Stichprobengrößen als die $n = 30$ zufällig gezogenen Fälle. Durch die Paarung gehen potentiell verschiedene Sequenzen in die Analysen ein. Es wurde die *relative* Dauer, d.h. der Zeitanteil der jeweiligen Annotation an der Gesamtzeit der Sequenz (Maximum = 1), verglichen.

Für die statistische Analyse des Interaktionsverhaltens wurde das Szenario der *Fußgänger quert und es kommt ein Fahrzeug* (Szenario 1) mit der *Fußgänger quert und es kommt kein Fahrzeug* (Szenario 3) verglichen. Außerdem wurden der *Fußgänger quert nicht und es kommt*

ein Fahrzeug (Szenario 2) mit der *Fußgänger quert nicht und es kommt kein Fahrzeug* (Szenario 4) verglichen (siehe Bild 1). Der VRU zeigt innerhalb der Vergleich das gleiche Verhalten (queren bzw. nicht queren). Jedoch verändert sich die Anwesenheit des Fahrzeuges als Interaktionspartner. Als Interaktion wurde hier die gleichzeitige Anwesenheit von VRU und Fahrzeug im Kamerabild definiert (siehe auch 1.Theoretischer Hintergrund).

Zur Analyse des beobachtbaren Verhaltens zeitlich vor einer Querung wurden Szenarien mit einem Fahrzeug, d.h. Vergleich von der *Fußgänger quert und es kommt ein Fahrzeug* (Szenario 1) und *Fußgänger quert nicht und es kommt ein Fahrzeug* (Szenario 2) verglichen. Sowie ohne ein Fahrzeug, d.h. der *Fußgänger quert und es kommt kein Fahrzeug* (Szenario 3) und *Fußgänger quert nicht und es kommt kein Fahrzeug* (Szenario 4) verglichen (siehe Bild 1). Innerhalb der Vergleiche verändert sich die Anwesenheit des Fahrzeuges nicht (anwesend bzw. nicht anwesend). Jedoch verändert sich das Verhalten des VRU (quert/ quert nicht), was sich in beobachtbaren Vorbereitungshandlungen, also Querungintentionen widerspiegeln sollte (siehe auch 1.Theoretischer Hintergrund).

3. Ergebnisse

Zur statistischen Analyse wurden t-Tests für unabhängige Stichproben berechnet. Das Verfahren ist robust gegen die Voraussetzungsverletzung der Varianzhomogenität und wurde deshalb auch in diesen Fällen angewendet [24]. Das Signifikanzniveau wurde nach Bonferroni korrigiert und liegt deshalb bei .01. Neben Signifikanzen soll vor allem die Effektgröße d beachtet werden (interpretiert nach Cohen [25]).

In der untersuchten Stichprobe querten 89% der VRU ($n = 17$) hinter dem Fahrzeug und 11% der VRU ($n = 2$) vor dem Fahrzeug. Es konnten keine Unterschiede bezüglich der Häufigkeiten der Nebenaufgabenbearbeitung gefunden werden (abhängig vom jeweiligen Sequenzvergleich: $\chi^2(1) = 0.00 - 0.49, p = 0.71 - 1.00$). Weiterhin waren generell keine Veränderungen der Gehgeschwindigkeit zu finden. Eine Übersicht aller Ergebnisse befindet sich im Anhang 1.

3.1 Interaktionsverhalten

VRU die querten liefen bei Abwesenheit eines Fahrzeuges in der Sequenz (Szenario 3) länger auf dem straßenabgewandten Teil des Fußweges als bei Anwesenheit eines Fahrzeuges (Szenario 1; $t(36) = -2.01, p = .05, d = 0.61$). VRU die nicht querten hingegen, liefen länger auf dem straßenabgewandten Teil des Fußweges, wenn ein Fahrzeug als Interaktionspartner beteiligt war (Szenario 2) als wenn kein Fahrzeug in der Sequenz vorkam (Szenario 4; $t(42) = 1.73, p = .09, d = -0.51$).

VRU querten bei Anwesenheit eines Fahrzeuges (Szenario 1) langsamer als bei Abwesenheit eines Fahrzeuges (Szenario 3; $t(36) = 0.80, p = .43, d = -0.26$). Weiterhin wurde die Querungsdauer für die Bereiche der Fahrbahnmitte und der Fahrbahnrandbereiche verglichen. Dabei setzt sich die Fahrbahnmitte aus den Annotationskategorien *Fahrbahn zwischen Parkplatzseite und Fahrbahnmitte*, *Fahrbahnmitte* und *Fahrbahn zwischen Fußwegseite und Fahrbahnmitte* zusammen. Den Randbereich stellen die Kategorien *Fahrbahn Parkplatzseite* und *Fahrbahn Fußwegseite* dar. Für die Fahrbahnmitte konnte kein Unterschied bezüglich der Querungsdauer zwischen Szenario 1 und 3 gefunden werden ($t(36) = 0.49, p = .63, d = -0.19$). In den Randbereichen querten VRU während der Interaktion mit einem Fahrzeug langsamer (Szenario 1) als bei Abwesenheit eines Fahrzeuges (Szenario 3; $t(36) = 0.75, p = .46, d = -0.27$).

Für die Aktivitäten der Arme und Hände konnten keine Unterschiede, mit Ausnahme der Hände in den Taschen, gefunden werden. Hier wurden die Kategorien *beide Hände in den Taschen* und *eine Hand in der Tasche* zusammengefasst. VRU, die während der Interaktion mit einem Fahrzeug querten (Szenario 1), hielten ihre Hände weniger lange in den Taschen als VRU, die ohne ein Fahrzeug querten (Szenario 3; $t(36) = -0.58, p = .57, d = 0.20$). VRU die nicht querten wendeten den Kopf länger von der Straße ab, wenn ein Fahrzeug als Interaktionspartner anwesend war (Szenario 2), als wenn kein Fahrzeug anwesend war (Szenario 4; $t(27.27) = 2.09, p = .05, d = -0.67$). Außerdem wendeten nicht querende VRU den Kopf länger zur gegenüberliegenden Straßenseite (in Richtung Parktaschen), wenn kein Fahrzeug in der Sequenz anwesend war (Szenario 4) im Vergleich zu VRU in Szenario 2 ($t(35.90) = -1.41, p = .17, d = 0.42$). VRU neigten den Kopf jeweils länger nach unten, wenn kein Fahrzeug als Interaktionspartner anwesend war ($t_{\text{Szenario 1 vs. 3}}(23) = -2.34, p = .03, d = 0.76$; $t_{\text{Szenario 2 vs. 4}}(42) = -1.23, p = .23, d = 0.37$).

3.2 Querungsintentionen

Bei der Anwesenheit eines Fahrzeuges in der Sequenz zeigte sich eine längere Laufdauer auf dem straßenzugewandtes Teil des Fußweges für querende VRU (Szenario 1) verglichen mit nicht querenden VRU (Szenario 2; $t(35.46) = 2.96, p = .01, d = -0.95$). Auch wenn kein Fahrzeug in der Sequenz vorkam liefen querende VRU (Szenario 3) ebenfalls länger straßenseitig auf dem Fußweg als nicht querende VRU (Szenario 4; $t(36) = 1.60, p = .12, d = -0.52$).

Es zeigten sich ebenfalls Unterschiede für die Laufdauer auf dem straßenabgewandten Teil des Fußweges bei Anwesenheit eines Fahrzeuges zwischen nicht querenden VRU verglichen mit querenden VRU. Nicht querende VRU (Szenario 2) liefen länger straßenabgewandt auf

dem Fußweg als vor einer Querung (Szenario 1; $t(21.70) = -6.28, p = .00, d = 2.00$). Darüber hinaus liefen auch bei Abwesenheit eines Fahrzeuges nicht querende VRU (Szenario 4) länger auf diesem Teil des Fußweges als querende VRU (Szenario 3; $t(28.41) = -0.94, p = .36, d = 0.28$).

Bei Anwesenheit eines Fahrzeugs in der Sequenz behielten nicht querende VRU (Szenario 2) ihre Hände länger in den Taschen als querende VRU (Szenario 1; Kategorien auch hier zusammengefasst, siehe 3.1; $t(38) = -1.45, p = .16, d = 0.45$). Ohne ein Fahrzeug in der Sequenz hingegen hielten querende VRU (Szenario 3) ihre Hände länger in den Taschen als nicht querende VRU (Szenario 4; $t(36) = 0.97, p = .34, d = -0.32$). Beim Vergleich der Querungen konnte ebenfalls keine Gesten der VRU gefunden werden.

Wenn ein Fahrzeug in der Sequenz vorkam wendeten nicht querende VRU (Szenario 2) den Kopf länger von der Straße weg als querende VRU (Szenario 1; $t(38) = -0.87, p = .39, d = 0.27$). Außerdem konnten, unabhängig von der Anwesenheit eines Fahrzeugs, längere Kopfzuwendungen zu den Parktaschen (welche durch das Queren der Straße zu erreichen waren) von querenden VRU, im Vergleich zu nicht querenden VRU, gefunden werden ($t_{\text{Szenario 1 vs. 2}}(32.53) = 1.99, p = .06, d = -0.57$; $t_{\text{Szenario 3 vs. 4}}(28.45) = 1.63, p = .12, d = -0.52$).

Außerdem neigten nicht querende VRU den Kopf länger nach unten als querende VRU, unabhängig von der Anwesenheit eines Fahrzeugs ($t_{\text{Szenario 1 vs. 2}}(38) = -0.97, p = .34, d = 0.32$; $t_{\text{Szenario 3 vs. 4 Fahrzeug}}(36) = -1.11, p = .27, d = 0.38$).

4. Diskussion

Es wurden Parameter des Interaktions- und Querungsverhaltens im Niedriggeschwindigkeitsbereich in einem realen Parkplatzkontext untersucht.

Dabei konnten keine Unterschiede bezüglich der Häufigkeit der Nebenaufgabenbearbeitung, welche in vermehrt unsicheren Querungssentscheidungen resultieren können [20], in Abhängigkeit der Anwesenheit eines Fahrzeugs bzw. der Querung gefunden werden. Außerdem konnten übergreifend keine Veränderungen der Gehgeschwindigkeit gefunden werden. Eine ausbleibende Veränderung der Gehgeschwindigkeit ist inkonsistent mit den Ergebnissen von Figliozi und Tipagornwong [12]. Die unterschiedlichen Ergebnisse könnten sich durch die verschiedenen Kontexte der Studien begründen lassen, d.h. höherer Geschwindigkeitsbereich bei Figliozi und Tipagornwong [12] vs. Niedriggeschwindigkeitsbereich in der aktuellen Studie. Im Niedriggeschwindigkeitsbereich ist die Gehgeschwindigkeit möglicherweise bereits so gering, dass diese nicht reduziert werden muss. Weiterhin konnten in der aktuellen Studie keine Gesten des VRU gefunden werden [Vgl. 13]. Zukünftig sollte die Aktivität der *Hände in den Taschen*, welche das Gleichgewicht

beeinflusst [17], genauer untersucht werden. Möglicherweise könnte diese Variable ein Indikator für das Phänomen des FOF [16], während der Interaktion mit einem Fahrzeug bzw. einer Querung, darstellen.

4.1 Interaktionsverhalten

Bei der Analyse des Interaktionsverhaltens konnten kleine bis mittlere Effekt für die *Laufdauer auf dem Fußweg (straßenabgewandt)*, die *Querungsdauer*, die *Kopfabwendung von der Straße* und die *Kopfneigung* gefunden werden.

Die längere Laufdauer von nicht querenden VRU bei Anwesenheit eines Fahrzeugs auf der strassenabgewandten Seite des Fußweges deuten darauf hin, dass VRU einen Sicherheitsabstand zum Fahrzeug (vgl. *Personal Distance*, [26]) einhalten. In der aktuellen Studie querte die Mehrheit der VRU hinter dem Fahrzeug. Eine mögliche Erklärung für die längere Querungsdauer bei Anwesenheit eines Fahrzeugs kann durch die Anpassung der Laufrichtung und damit das Umlaufen des Fahrzeuges erklärt werden [13]. Evtl. halten sich VRU während der Querung mit einem Fahrzeug deshalb länger in den Randbereichen der Fahrbahn auf, als bei Abwesenheit eines Fahrzeugs. Möglicherweise beginnt das Umlaufen des Fahrzeuges in den Randbereichen, damit anschließend hinter dem Fahrzeug gequert werden kann [Vgl. 13]. In der Fahrbahnmitte unterschied sich die Laufdauer nicht.

Die längere Blickabwendung von nicht querenden VRU bei Anwesenheit eines Fahrzeugs, im Vergleich zur Abwesenheit, könnten ein implizites Zeichen der Nicht-Querung sein (Vgl. [13]). Die kürzeren Kopfneigungen der VRU während der Interaktion mit einem Fahrzeug könnte ein Indikator für eine erhöhte Aufmerksamkeit gegenüber dem Straßenverkehr, aufgrund der Anwesenheit eines Fahrzeugs, darstellen [19].

4.2 Querungsintentionen

Bei der Analyse der Querungsintentionen konnten kleine bis große Effekt für die *Laufdauer auf dem Fußweg (straßenabgewandt und straßenzugewandt)*, die *Kopfposition* und die *Kopfneigung* gefunden werden.

Querende VRU hielten sich länger auf dem straßenzugewandten Teil des Fußweges auf, d.h. mit geringerem Abstand zum Bordstein, als nicht querende VRU. Hirmanen und Kumala konnten in ihrem Modell zeigen, dass Autofahrer bei kurzen Distanzen zwischen VRU und Bordstein eher anhalten, um diese queren zu lassen. Es könnte sich also um eine Lernerfahrung der querenden VRU handeln, dass Autofahrer eher anhalten, wenn auf dem straßenzugewandten Teil des Fußweges gelaufen wird, bei dem die Distanz zwischen Bordstein und VRU kleiner ist [15]. Möglicherweise handelt es sich auch um eine Vorbereitung der

Querung, damit unmittelbar nach dem Fahrzeug gequert werden kann [13]. Auf dem straßenabgewandten Teil des Fußweges liegen nicht querende VRU hingegen länger, was auch hier auf einen Sicherheitsabstand zum Fahrzeug hindeuten könnte (vgl. *Personal Distance*, [26], siehe auch Punkt 4.1).

Vor einer Querung schauten VRU länger auf die gegenüberliegende Straßenseite (in Richtung Parktaschen), wodurch eine Querungsintention erkennbar sein könnte [11]. Die kürzeren Kopfnieungen von querenden VRU könnte auch hier ein Indikator für eine erhöhte Aufmerksamkeit gegenüber dem Straßenverkehr und damit eine Art des Absicherungsverhaltens während einer Querung darstellen [19].

Die Daten wurden durch Videoannotationen ihm Rahmen einer Verhaltensanalyse im Realverkehr erhoben. Da es sich ausschließlich um eine Verhaltensanalyse handelt, bleiben nicht beobachtbare Merkmale (z.B. Persönlichkeitseigenschaften) unbeachtet.

4.3 Zusammenfassung und Implikationen

Bei der Betrachtung des Interaktions- und Querungsverhaltens im Niedriggeschwindigkeitsbereich wurden die Parameter der *Veränderung der Gehgeschwindigkeit*, *Gehposition*, *Aktivitäten der Arme und Hände*, *Kopfposition* und *Kopfnieigung* untersucht. Hierbei konnten vor allem Unterschiede bezüglich der Geh- und Kopfposition, sowie der Kopfnieigung gefunden werden. Bei Betrachtung des Querungsverhaltens wurden ebenfalls Unterschiede bezüglich der Aktivitäten der *Hände in den Taschen* beobachtet.

Daraus lässt sich schlussfolgern, dass VRU ihre Intentionen durch vielfältige Verhaltensparameter äußern. Neben der reinen Trajektorienbestimmung des VRU durch ein automatisiertes Fahrzeug sollten demnach weitere Parameter, wie die Gehposition, die Kopfausrichtung, sowie die Kopfnieigung des VRU, zur Erkennung von Interaktionsverhalten und von Querungsintentionen im Niedriggeschwindigkeitsbereich genutzt werden [Vgl. 11]. Automatisierte Fahrzeuge müssen in der Lage sein, diese multiplen Informationsquellen während der Interaktion mit einem VRU zu erkennen, zu nutzen und auf diese reagieren zu können, um die Verkehrssicherheit und den Verkehrsfluss aufrecht zu erhalten [3].

Anmerkungen

Die Studie wurde im Rahmen des Projektes „InMotion - Entwicklung von lichtbasierten Kommunikationskonzepten zwischen automatisierten Fahrzeugen und anderen Verkehrsteilnehmern“ durchgeführt. Das Projekt wird vom Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur gefördert.

Literatur

- [1] Flemisch, F. O., Bengler, K., Bubb, H., Winner H., & Bruder, R.: Towards cooperative guidance and control of highly automated vehicles: H-Mode and Conduct-by-Wire. *Ergonomics* 57:3 (2014) S.343-360
- [2] SAE International: Taxonomy and definitions for terms related to on-road motor vehicle automated driving systems. (2014) Retrieved from https://www.sae.org/misc/pdfs/automated_driving.pdf
- [3] Rasouli, A., Kotseruba, I., & Tsotsos, J. K.: Understanding pedestrian behavior in complex traffic scenes. *IEEE Transactions on intelligent Vehicles* 3:1 (2018) S. 61-70
- [4] Straßenverkehrsordnung. (2013). Retrieved from <https://www.stvo.de/strassenverkehrsordnung>
- [5] Hözel, A.: Unterscheidung von formeller und informeller Kommunikation im Straßenverkehr. Universität Wien (Diplomarbeit). Wien, Österreich, 2008
- [6] Witzlack, C., Beggiato, M., & Krems, J. F.: Interaktionssequenzen zwischen Fahrzeugen und Fußgängern im Parkplatzszenario als Grundlage für kooperativ interagierende Automatisierung. Fahrerassistenz und automatisiertes Fahren, VDI-Berichte 2288 (2016) S. 323-336
- [7] Färber, B.: Kommunikationsprobleme zwischen autonomen Fahrzeugen und menschlichen Fahrern. *Autonomes Fahren*. Berlin, Heidelberg, Deutschland: Springer Vieweg (2015) S.127-146
- [8] Imbsweiler, J., Ruesch, M., Heine, T., Linstedt, K., Weinreuter, H., León, F. P., & Deml, B.: Die Rolle der expliziten Kommunikation im Straßenverkehr. GfA Frühjahrskongress (2018)
- [9] Hagen, K., Schulze, C., & Schlag, B.: Interaktionen zwischen Kraftfahrzeugen und Fußgängern. *Automobiltechnische Zeitschrift* 114:9 (2012) S. 722-727
- [10] Šucha, M.: Pedestrians and drivers: their encounters at zebra crossings. Fit to drive: 8th International Traffic Expert Congress (2014) Warschau, Polen
- [11] Schmidt, S. & Färber, B.: Pedestrians at the kerb – Recognising the action intentions of humans. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behavior* 12:4 (2009) S.300-310
- [12] Figliozzi, M. A. & Tipagornwong, C.: Pedestrian crosswalk law: A study of traffic and trajectory factors that affect non-compliance and stopping distance. *Accident Analysis and Prevention* 96 (2016) S.169–179

- [13] Dey, D. & Terken, J.: Pedestrian interaction with vehicles: Roles of explicit and implicit communication. Proceedings of the 9th ACM International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications (AutomotiveUI '17) (2016) Oldenburg, Deutschland S.109-113
- [14] Šucha, M.: Road users' strategies and communication: driver-pedestrian interaction. Transport Research Arena (2014) Paris, Frankreich.
- [15] Himanen, V. & Kulmala, R.: An application of logit models in analyzing the behaviour of pedestrians an car drivers. Accident Analysis and Prevention 20:3 (1988) S. 187-197
- [16] Cumming, R. G., Salkeld, G., Thomas, M., & Szonyi, G.: Prospective study of the impact of fear of falling on activities of daily living, SF-36 scores, and nursing home admission. Journal of Gerontology. A: Biological Sciences 55 (2000) S.299–305
- [17] Pfeiffer, K., Ruhleder, M., Brettmann, K., & Banzer, W.: Effekte eines koordinationsbe-tonten Bewegungsprogramms zur Aufrechterhaltung der Alltagsmotorik im Alter. Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin 52:4 (2001) S. 129-135
- [18] Kloeden, H., Brouwer, N., Ries, S., & Rasshofer, R.: Potenzial der Kopfposenerkennung zur Absichtsvorhersage von Fußgängern im urbanen Verkehr. FAS Workshop Fahreras-sistenzsysteme (2014) Walting, Deutschland
- [19] Avineri, E., Shinar, D., & Susilo, Y. O.: Pedestrians' behaviour in cross walks: The effects of fear of falling and age. Accident Analysis and Prevention 44 (2012) S.30– 34
- [20] Thompson, L. L., Rivara, F. P., Ayyagari, R. C., & Ebel, B. E.: Impact of social and tech-nological distraction on pedestrian crossing behaviour: an observational study. Injury Prevention 19:4 (2012) S. 1-6
- [21] GoPro Hero 4.0 [Apparatur und Software]. San Mateo, Kalifornien, USA: GoPro Inc.
- [22] Beggiato, M., Witzlack, C., & Krems, J. F.: Gap acceptance and time-to-arrival estimates as basis for informal communication between pedestrians and vehicles. Proceedings of the 9th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications (AutomotiveUI '17) (2017) New York, NY, USA: ACM S. 50-57
- [23] ELAN [Computersoftware]. Nijmegen, Niederlande: Max-Planck-Institut
- [24] Sedlmeier, P. & Renkewitz, F. Forschungsmethoden und Statistik in der Psychologie. München, Deutschland: Pearson 2008
- [25] Cohen, J. Statistical power analysis for the behavioral sciences (2nd ed.). Hillsdale, New Jersey, USA: Lawrence Erlbaum Associates 1988
- [26] Hall, E. T., Birdwhistell, R. L., Bock, B., Bohannan, P., Diebold, A. R., Jr., Durbin, M., ..., & Vayda, A. P.: Proxemics [and comments and replies]. Current Anthropology 9:2/3 S.83-108

Anhang 1

Tabelle 2: Vergleiche möglicher Prädiktoren des Interaktionsverhaltens und der Querungsinentionen von VRU

Kategorien	Variablen	Szenarien	N	M	SD	t	df	p	d
Gehposition	Fußweg (Straße zugewandt)	1 vs. 3 ¹	19	0.28	0.34	-0.04	36	.97	0.03
			19	0.29	0.30				
		2 vs. 4 ¹	22	0.26	0.32	-0.30	42	.77	0.09
			22	0.29	0.37				
		1 vs. 2 ²	20	0.51	0.38	2.96	35.46	.01	-0.95
			20	0.19	0.29				
	Fußweg (Straße abgewandt)	3 vs. 4 ²	19	0.39	0.34	1.60	36	.12	-0.52
			19	0.21	0.35				
		1 vs. 3 ¹	19	0.05	0.12	-2.01	36	.05	0.61
			19	0.13	0.14				
		2 vs. 4 ¹	22	0.64	0.35	1.73	42	.09	-0.51
			22	0.45	0.39				
Arme/Hände	Fahrbahn allgemein (Querung)	1 vs. 2 ²	20	0.09	0.09	-6.28	21.70	.00	2.00
			20	0.56	0.32				
		3 vs. 4 ²	19	0.17	0.15	-0.94	28.41	.36	0.28
			19	0.23	0.27				
	Fahrbahn Randbereiche	1 vs. 3 ¹	19	0.47	0.32	0.80	36	.43	-0.26
			19	0.39	0.30				
	Fahrbahnmitte	1 vs. 3 ¹	19	0.25	0.22	0.75	36	.46	-0.27
			19	0.19	0.23				
	Hände in den Taschen	1 vs. 2 ²	19	0.22	0.16	0.49	36	.63	-0.19
			19	0.19	0.16				
		1 vs. 3 ¹	19	0.31	0.44	-0.58	36	.57	0.20
			19	0.40	0.48				
		2 vs. 4 ¹	22	0.37	0.45	0.57	42	.58	-0.16
			22	0.30	0.45				
	3 vs. 4 ²	1 vs. 2 ²	20	0.29	0.41	-1.45	38	.16	0.45
			20	0.49	0.48				
		3 vs. 4 ²	19	0.36	0.47	0.97	36	.34	-0.32
			19	0.22	0.40				

Anmerkung. ¹ Vergleich des Interaktionsverhaltens; ² Vergleich der Querungsinention.

Kategorien	Variablen	Szenarien	N	M	SD	t	df	p	d
Arme/Hände	Sonstige Armbewegungen	1 vs. 3 ¹	19	0.35	0.38	0.58	36	.57	-0.18
			19	0.28	0.41				
		2 vs. 4 ¹	22	0.28	0.40	-0.51	42	.61	0.14
			22	0.34	0.44				
		1 vs. 2 ²	20	0.33	0.30	1.07	38	.29	-0.34
			20	0.22	0.35				
		3 vs. 4 ²	19	0.30	0.41	-0.57	36	.57	0.20
			19	0.39	0.48				
		1 vs. 3 ¹	19	0.10	0.20	-0.13	36	.90	0.05
			19	0.11	0.22				
Kopfposition	In Richtung Mensa	2 vs. 4 ¹	22	0.10	0.14	2.09	27.27	.05	-0.67
			22	0.03	0.05				
		1 vs. 2 ²	20	0.08	0.17	-0.87	38	.39	0.27
			20	0.14	0.26				
		3 vs. 4 ²	19	0.11	0.31	-0.47	36	.64	0.16
			19	0.16	0.31				
		1 vs. 3 ¹	19	0.19	0.20	-0.08	36	.94	0.00
			19	0.19	0.29				
		2 vs. 4 ¹	22	0.07	0.11	-1.41	35.90	.17	0.42
			22	0.13	0.17				
Kopfnieigung	In Richtung Parktaschen	1 vs. 2 ²	20	0.17	0.19	1.99	32.53	.06	-0.57
			20	0.08	0.12				
		3 vs. 4 ²	19	0.31	0.38	1.63	28.45	.12	-0.52
			19	0.15	0.21				
		1 vs. 3 ¹	19	0.09	0.10	-2.34	23	.03	0.76
			19	0.24	0.26				
		2 vs. 4 ¹	22	0.20	0.29	-1.23	42	.23	0.37
Kopfnieigung	nach unten		22	0.31	0.30				
		1 vs. 2 ²	20	0.12	0.12	-0.97	38	.34	0.32
			20	0.18	0.24				
		3 vs. 4 ²	19	0.19	0.21	-1.11	36	.27	0.38
			19	0.29	0.31				

Anmerkung. ¹ Vergleich des Interaktionsverhaltens; ² Vergleich der Querungsintention.