



17. VDI-Fachtagung

Reifen – Fahrwerk – Fahrbahn

im Spannungsfeld von Sicherheit und Umwelt

Hannover, 16. und 17. Oktober 2019

Bildquelle: VDI Wissensforum

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 2019

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 Manuskriptdruck.

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 978-3-18-092356-7

► **Anforderungen der „Neuen Mobilität“**

Reifen für Elektrofahrzeuge: Wie neue Anforderungen die Reifenentwicklung beeinflussen 1
D. Bäuning, J. Buschmeier, C. Strübel, A. Tsotras, B. Wies, Continental Reifen
Deutschland GmbH

**Development of lane-precise “Ground Truth” maps for the objective Quality Assessment
of automated driving functions** 15
S. Keidler, J. Haselberger, K. Mayannavar, B. Schick, University of Applied Science Kempten,
Kempten;
D. Schneider, University of Applied Science Kempten, Kempten, AVL Deutschland GmbH,
Karlsruhe

► **Fahrwerksauslegung**

**Automatisierte Gewichtkontrolle von Schwerverkehr basierend auf dynamischer
Achslastverwiegung** 35
M. Moharekpour, M. Heetkamp, A. Ueckermann, D. Wegener, D. Kemper, L. Eckstein,
M. Oeser, Institut für Straßenbauwesen (isac), RWTH Aachen University

Auslegungs- und Optimierungsmethode von Verbundlenkerachsen. 59
X. Fang, J. Olschewski, K. Tan, Lehrstuhl für Fahrzeugbau, Universität Siegen

► **Sicherheit**

**Der Einfluss von Aquaplaning auf die Verkehrssicherheit bei Nässe – Analyse von Unfällen
bei Nässe aus Polizei- und GIDAS-Daten.** 83
T. Unger, F. Spitzhüttl, VUFO, Verkehrsunfallforschung an der TU Dresden;
F. Biesse, F. Goizet, Michelin, Clermont Ferrand, Frankreich

► Emissionen

Quantifizierung von Einflussfaktoren auf Menge des Reifenabrieb – Quantification of influencing factors on tire wear volume	89
B. Oelze, U. Steinhagen, S. Dachner, B. Wies, Continental Reifen Deutschland GmbH, Hannover	

Untersuchung des Partikelemissionsverhaltens von Scheibenbremsen unter transienten Lasten.	111
H. Niemann, H. Winner, Fachgebiet Fahrzeugtechnik, Technische Universität Darmstadt; C. Asbach, H. Kaminski, Institut für Energie- und Umwelttechnik IUTA e.V., Duisburg; M. Zessinger, Link Europe GmbH, Limburg	

► Fahrbahn

Performanceorientierte Fahrbahnoberflächen – „Top-down-Modell mit implementierter KPI – Schnittstellenkommunikation“	133
M. Wieland, Bundesanstalt für Straßenwesen, Bergisch Gladbach	

Investigation of the Effects of Road Texture on Friction Behavior for Passenger Car Tyre Rubber Compounds to Enhance Friction Characteristics on Tyre Model Simulations	151
C. Carrillo Vasquez, M.Sc., fka GmbH, Aachen	

Fusionskonzept zur Reibwertschätzung auf Basis von Wetter- und Fahrbahnzustandsinformationen.	169
W. Jarisa, R. Henze, F. Küçükay, Technische Universität Braunschweig; F. Schneider, J. Denzler, Friedrich-Schiller-Universität Jena; B. Hartmann, Continental AG, Frankfurt a. M.	

► Simulations- und Testmethoden

Objektive Bewertung querdynamischer Reifeneigenschaften bei Limithandlingfahrten – Anwendung eines Objektivierungsansatzes bei Fahrversuchen auf Fahrbahnoberflächen mit verschiedenen Kraftschlussbeiwerten	191
C. Cramer, B. Wies, Continental Reifen Deutschland GmbH, Hannover	
Virtual tire pre-development using the CDTire model suite – A feasibility study using the CDTire model suite paving the road towards virtual tire development	217
R. Uil, F. Petry, Goodyear SA, Colmar-Berg; M. Bäcker, A. Gallrein, F. Calabrese, ITWM Fraunhofer Gesellschaft, Kaiserslautern	
Application of Machine Learning & Deep Learning Techniques in the Context of Use Cases Relevant for the Tire Industry.	241
K. Singh, F. Petry, Goodyear Innovation Center, Luxembourg; P. Alipour, D. Khadraoui, Luxembourg Institute of Science and Technology	
Development of a multiaxial elastomer bushing test bench with Hardware in the Loop (HiL) capability – Quasi-static and dynamic measurements to analyze multiaxial loading effects	269
K. Thaler, P. E. Pfeffer, Munich University of Applied Sciences, Munich	
Längsdynamikprüfstand zur Untersuchung des Zusammenspiels von Fahrbahn-Reifen-Fahrwerk-Antriebsstrang	281
D. Engel, Hochschule für angewandte Wissenschaften Hamburg; T. Hellberg, Univ.-Prof. Dr.-Ing. Martin Meywerk, Helmut Schmidt Universität Hamburg	
Messelektronik in Faser-Elastomerverbünden zur drahtlosen und echtzeitfähigen Messwerterfassung in Motorradreifen	299
R. Zimmermann, A. Batzdorf, G. Prokop, B. Bäker, Technische Universität Dresden, Fakultät Verkehrswissenschaften „Friedrich List“, Institut für Automobiltechnik Dresden – IAD, Professur für Fahrzeugmechatronik, Dresden	

Wir bedanken uns bei den Sponsoren

Goldsponsor



www.iav.com



www.continental.com

Reifen für Elektrofahrzeuge: Wie neue Anforderungen die Reifenentwicklung beeinflussen

D. Bäuning, M.Eng., MBA, Dipl.-Ing. **J. Buschmeier**, Dr. **C. Strübel**,
Dr. **A. Tsotras**, Prof. Dr. **B. Wies**,
Continental Reifen Deutschland GmbH

Kurzfassung

Die Entwicklung der Automobilindustrie von Fahrzeugen mit einem Verbrennungsmotor (ICEV) zu Fahrzeugen mit Elektromotor (BEV) stellt die Reifenindustrie vor große Herausforderungen. Dabei reicht die Vielfalt der Elektroautos von kleinen Fahrzeugen der Kompaktklasse bis zu Sportwagen oder Transportfahrzeugen. Die verwendeten Technologien bei Elektroautos, insbesondere der Elektromotor sowie die Batterietechnik, führen zu einem veränderten Anforderungsprofil an die Reifen dieser Fahrzeugkategorie. Aus diesem Grund ist das Verständnis der neuen Fahrzeugkonzepte und der sich daraus ergebenden geänderten Einsatzbedingungen sehr wichtig, um erfolgreich Reifen in diesem Bereich für Erstausrüstungs- und Endkunden zu entwickeln.

Wir bei Continental haben Reifen hinsichtlich ihrer Sensitivität auf die sich ändernden Randbedingungen in den wesentlichen Reifeneigenschaften untersucht. Dabei zeigt sich das Reifen für Elektroautos eigenständige Lösungskonzepte in den Bereichen Reifenabrieb, Rollwiderstand und Geräuscentwicklung benötigen. Im Bereich Reifenabrieb wird im Folgenden eine Vorhersagemethode vorgestellt, mit der das unterschiedliche Abriebverhalten von verschiedenen Fahrzeugen prognostiziert werden kann. Dabei sind insbesondere das Fahrzeuggewicht, der Reifenluftdruck und die -steifigkeit in Längs- und Querrichtung sowie die Fahrweise des Autofahrers die wichtigsten Parameter. Für die Bedeutung der Rollwiderstandsanforderungen auf die elektrische Reichweite der Fahrzeuge, werden Simulationsergebnisse von drei virtuellen Reifenmodellen mit jeweils verschiedenen Rollwiderstandsbeiwerten vorgestellt. Dabei wurde jeweils der Einfluss des Rollwiderstands der Reifen auf die elektrische Reichweite in der WLTP-Testprozedur untersucht. Für die Bewertung der Geräuschemissionen in den Innenraumbereich der Elektrofahrzeuge sowie in die Umwelt haben wir bei Continental den Einsatz von Geräuschabsorbern neu bewertet sowie Simulations- und Vorhersagemethoden weiterentwickelt.

Abstract

The change from internal combustion engine vehicles (ICEVs) to battery electric vehicles (BEVs) will not only change the environment for vehicle manufacturers but also for the tire industry. The variety of vehicle concepts in this cluster is ranging from small compact cars to high performance sport cars and even towards light commercial vehicles. The battery and powertrain technologies used by the Original Equipment Manufacturers (OEMs) for those vehicles have a strong impact on the tire requirements. Therefore, the understanding of the targeted vehicle concepts and their applications as well as the impact of these items on the respective tire performances is key to successfully develop tires for OEM customers and end users.

We at Continental evaluated major tire performance criteria under the influence of vehicle parameters that will change with BEVs. As expected, today's tires for electric vehicles do require specific solutions for tire wear, rolling resistance and noise. For tire wear, a prediction method will be shown which can be used to determine the needed tire wear improvement for this kind of cars. Main influencing parameters are the vehicle load, tire inflation pressure, driving style and tire characteristics in longitudinal and lateral direction. For determining the influence of rolling resistance on the electric driving range, virtual tires with different RR coefficients in three different tire sizes were created and the energy consumption for the WLTP-cycle were simulated. The increase of the electric driving range by RR improvement for three different representative cars will be shown. For noise, we re-evaluated the application of noise absorption technologies especially for electric vehicles and broadened the usage towards advanced simulation and prediction methods for that kind of vehicles.

1. Merkmale von Elektrofahrzeugen mit Einfluss auf die Reifeneigenschaften

Die Elektrifizierung des Antriebsstranges von Fahrzeugen, insbesondere die Eigenschaften des Elektromotors selbst sowie die aktuellen Technologien in der Batterietechnik, führen zu signifikanten Änderungen in den Fahrzeugarchitekturen und damit auch in der Fahrzeugdynamik. Die verschiedensten Entwicklungsprojekte im Bereich Elektromobilität zeigen aber, dass viele Automobilhersteller durch die gegebenen Randbedingungen in diesem Segment häufig ähnliche Fahrzeugarchitekturen bei ihren jeweiligen Volumenmodellen realisieren. Gleichzeitig kommt es durch die neuen Fahrzeugparameter aber auch zu einem veränderten Fahrverhalten der Endkunden. Teilweise wirken sich diese Änderungen auf die Einsatzbedingungen der Reifen aus, welche natürlich in der Reifenentwicklung berücksichtigt werden müssen.

Die Anforderungen der Endkunden eines Elektroautos sind hoch, da bereits das derzeitige, konventionell betriebene, Fahrzeug den Mobilitätsanforderungen der Kunden entspricht. Dabei stellt das derzeit genutzte Auto gleichzeitig auch die Grenze für Kosten und Komfort zum Beispiel in Bezug auf die Reichweite mit einer Tankladung dar [1]. In Bezug auf den Komfort müssen zunächst die technischen Merkmale der Elektroautos herausgearbeitet und diese im Weiteren auf ihren Einfluss auf die Reifen untersucht werden. Der Kostenfaktor soll in dieser Untersuchung nicht weiter betrachtet werden.

Für einen Umstieg auf ein Elektrofahrzeug erwartet der Endkunde unter anderem, und nahezu unabhängig vom Nutzungsverhalten des Fahrzeuges, eine elektrische Reichweite von 300 bis 500 Kilometern oder sogar mehr. Bei der aktuellen Lithium-Ionen-Technik der Batterien ist es daher nötig, relativ große und schwere Batterieeinheiten im Auto zu verbauen. Meistens wird dieses Element zentral im Fahrzeugboden zwischen den beiden Achsen platziert um eine gleichmäßigere Gewichts- und Volumenverteilung zu erreichen und einen niedrigen Schwerpunkt des Gesamtfahrzeuges zu realisieren. Durch diese Auslegung der Fahrzeuge kommt es häufig zu einer Verschiebung der Achslastverteilung. Augenscheinlich haben daher Elektroautos ein ausgeglicheneres Achslastverhältnis als konventionell betriebene Fahrzeuge. Durch die große Batterieeinheit steigt zudem häufig das Gesamtgewicht der Elektrofahrzeuge im Vergleich zu Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren. Aus diesem Grund werden die Reifen meist mit einem höheren Luftdruck beaufschlagt, um das höhere Fahrzeuggewicht tragen zu können. Falls diese Maßnahme nicht ausreicht um das höhere Fahrzeuggewicht zu kompensieren, wechseln die Automobilhersteller zu größeren und häufig auch breiteren Reifen für ihre elektrischen Fahrzeugmodelle. Diese geänderten Randbedin-

gungen müssen während der Reifenentwicklung bei der Optimierung der Fahrdynamik aber auch des Reifenabriebs und der Reifenakustik berücksichtigt werden und werden in den folgenden Abschnitten erläutert.

Die Reichweite der Elektrofahrzeuge wird nicht nur durch die Speicherkapazität und damit der Größe der Batterieeinheit beeinflusst, sondern auch durch den Rollwiderstand der Reifen. Durch einen Reifen mit einem niedrigen Rollwiderstand können höhere Reichweiten während der Tests zur Homologation der Fahrzeuge erreicht werden als mit Reifen mit einem höheren Rollwiderstand. Daher stellt die Automobilindustrie bei den Elektrofahrzeugen ebenfalls hohe Anforderungen bei der Entwicklung von rollwiderstandsarmen Reifen. Dies entspricht der Entwicklung der Reifeneigenschaften bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren zu Reifen mit sehr niedrigen Rollwiderständen um die Kohlenstoffdioxid-Emissionen zu reduzieren.

Elektromotoren sind im Vergleich zu Verbrennungsmotoren sehr leise. Daher reduziert sich der Geräuschpegel, der durch Elektroautos emittiert wird, auf ein Minimum was häufig von Endkunden als eines der wesentlichen Merkmale eines Elektroautos definiert wird. Daher steigen aber auch die Anforderungen des Endkunden an die Geräuscheigenschaften im Innenraum des Fahrzeuges, da durch den Wegfall der Antriebsgeräusche andere Geräuschquellen wie zum Beispiel das Reifengeräusch deutlicher hervorstechen. Diese werden bei Elektroautos teilweise schneller als störend empfunden. Daher nimmt die Geräuschestellung bei Reifen für Elektrofahrzeuge einen höheren Stellenwert ein als bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren. In Bezug auf die Geräusch- aber auch Abriebeigenschaften der Reifen muss zudem das hohe Antriebsmoment des Elektromotors aus der Nulllage in der Reifenentwicklung berücksichtigt werden.

2. Reifenabrieb: Ein kennlinienbasierter Ansatz

Interne Studien haben gezeigt, dass beim Einsatz von PKW-Reifen auf Elektrofahrzeugen eine Erhöhung der Abriebmenge und damit eine Reduzierung der Reifenlebensdauer im Vergleich zu Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren möglich ist. Die Gründe hierfür liegen in den spezifischen Merkmalen von Elektrofahrzeugen, insbesondere im Fahrzeuggewicht, Reifendruck, Antriebsmoment und Antriebskonzept. Um dem daraus möglicherweise entstehenden Abriebsnachteil mittels Reifentechnologie entgegenzuwirken, ist es daher notwendig, den Einfluss von Fahrzeug- und Fahrparametern als Mechanismus beschreiben und quantifizieren zu können.

2.1. Modellansatz zur Berechnung von Reifenabrieb

Abrieb von Reifen entsteht im Wesentlichen durch die Reibenergie (FE), die bei der Übertragung der horizontalen Reifenkräfte auf die Straße generiert wird. Bei der Kraftübertragung entsteht Schlupf, der zusammen mit der Reifenkraft die Reibenergie maßgeblich bestimmt [2]. Die Reibenergie dividiert durch den Abriebwiderstand (A) bestimmt das spezifische Abriebvolumen. Um die Abriebrate des Reifen zu bestimmen, muss der Quotient aus spezifischem Abriebvolumen und zur Verfügung stehender Gummioberfläche gebildet werden. Diese Gummimenge wird näherungsweise bestimmt aus dem Umfang (U), der effektiven Aufstandsweite (B), sowie dem Positivanteil des Laufstreifenprofils (P). Demnach ergibt sich folgende Berechnungsmöglichkeit:

$$\text{Abriebrate} \left[\frac{\text{mm}}{\text{tkm}} \right] = \frac{\text{Abriebvolumen} \left[\frac{\text{mm}^3}{\text{tkm}} \right]}{\text{Gummioberfläche} [\text{mm}^2]} \sim \frac{\frac{FE}{A}}{U \times B \times P}$$

$$\text{mit } FE = f(F_x, F_y, C_\alpha(F_z, p), C_x(F_z, p))$$

Die horizontalen Reifenkräfte sind abhängig von den Längs- und Querbeschleunigungen, die auf das Fahrzeug mit seinem Gewicht, seiner Geometrie, Kinematik und Fahrwerkeinstellungen wirken. Eine vereinfachte Grundannahme ist, dass im normalen Fahrbetrieb der Autofahrer im Mittel seine Fahrweise nicht dem Gewicht des Fahrzeuges oder dem Verhalten des Reifens anpasst. Je größer also die Schlupfsteifigkeit des Reifens ist, desto geringer ist auch die Schlupfverformung unter gegebener horizontaler Kraft. Die horizontalen Reifenkräfte können als Seitenkraft (F_y) oder Längskraft (F_x) auftreten. Die dagegenwirkenden Steifigkeiten sind die Schräglaufsteifigkeit (C_α) und die Längsschlupfsteifigkeit (C_x). Beide Steifigkeiten sind von der Last (F_z) auf und vom Luftdruck (p) im Reifen abhängig, da durch beides die Größe der Bodenaufstandsfläche sowie der Deformationswiderstand der Karkasse stark beeinflusst werden.

2.2. Einfluss von elektromobilitätsspezifischen Fahrzeugparametern und Einsatzbedingungen auf das Abriebverhalten der Reifen

Die wesentlichen Merkmale von Elektrofahrzeugen, die den Reifenabrieb beeinflussen, gehen in den zuvor beschriebenen Modellansatz ein. So kann der Einfluss auf Abrieb verstanden und quantifiziert werden:

a) Fahrzeuglast

Elektrofahrzeuge haben durch das Gewicht der Batterie tendenziell eine höhere Fahrzeuglast. Wird diese schwerere Masse beschleunigt (durch Anfahren, Beschleunigen, Berg-/Talfahrt, Kurvenfahrt), erhöhen sich proportional die horizontalen Reifenkräfte. Zwar erhöhen sich gleichermaßen auch die Schlupfsteifigkeiten durch die höhere Last, sie können den Nachteil aus höheren Reifenkräften in der Regel aber nur abmildern, nicht ausgleichen. Je größer der Anteil an Beschleunigungsmanövern (durch mehr Stadtverkehr, kurvigere oder bergigere Strecke) ist, desto größer ist auch der Nachteil im Abrieb, der durch die höhere Fahrzeuglast von Elektroautos entsteht.

b) Luftdruck im Reifen

Häufig haben Elektrofahrzeuge einen höheren Luftdruck, um der höheren Reifenlast entgegenzuwirken. Durch den höheren Luftdruck wird in der Regel die Längsschlupfsteifigkeit und bei vielen Reifengrößen und -typen auch die Schräglaufsteifigkeit reduziert, da die Bodenaufstandsfläche kleiner wird. Daher führt ein höherer Luftdruck oftmals, neben der höheren Last, zu einem zusätzlichen Nachteil im Abrieb.

c) Antriebsmoment und Fahrprofil

Wird das oftmals höhere Antriebsmoment von Elektrofahrzeugen vom Fahrer genutzt, indem er schneller anfährt oder beschleunigt, erhöhen sich damit die horizontalen Längskräfte und somit auch der Reifenabrieb. Auch hier führt ein Fahrprofil mit einem höheren Anteil an Beschleunigungsstrecken, mehr Stadtverkehr, einem höheren Anteil an kurvigen oder bergigen Straßen zu einem weiteren Abriebsnachteil als zum Beispiel ein Fahrprofil mit hohen Anteilen an Autobahnen oder geraden Landstraßen.

d) Antriebskonzept

Fahrzeuge mit Allrad-Antrieb haben durch die gleichmäßig verteilte Antriebskraft einen Vorteil im Abrieb gegenüber Fahrzeugen, bei denen nur eine Achse angetrieben wird. Der Vorteil wird umso größer, je mehr Geradeausanteil im Fahrprofil auftritt.

2.3. Berücksichtigung der Fahrzeugparameter und Einsatzbedingungen im Entwicklungsprozess

Bei allen Reifenentwicklungen für Elektrofahrzeuge kann mittels der beschriebenen Prozedur zunächst eine Abschätzung des eventuellen Abriebsnachteils gegenüber einem vergleichbaren Verbrennerfahrzeug durchgeführt werden. Hier sind, je nach Fahrzeugparametern, be-

reits Nachteile von bis zu 40% abzusehen. Teilweise wird aber auch ein neutrales Verhalten abgeschätzt, da die Fahrzeugparameter in diesen Fällen keinen Nachteil erwarten lassen. Um die eventuellen Nachteile auszugleichen und dennoch die Kundenanforderungen zu erfüllen, können mit dem Wissen über den möglichen Abriebsnachteil reifentechnologische Gegenmaßnahmen ergriffen werden. Diese stehen dabei häufig im Zielkonflikt mit anderen Reifeneigenschaften, insbesondere mit den Bremseigenschaften und dem Rollwiderstand der Reifen. Hier ist es die Aufgabe der Reifenindustrie, zusammen mit den Fahrzeugherstellern die beste Kombination an Reifeneigenschaften zu definieren und zu finden.

3. Reichweitenänderung bei Elektrofahrzeugen durch den Rollwiderstand der Reifen

Reifen leisten einen nennenswerten Beitrag zum Fahrwiderstand der Gesamtfahrzeuge. Dieser beeinflusst bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor den Kraftstoffverbrauch und damit den Ausstoß von Kohlenstoffdioxid (CO_2) der Autos. Bei Fahrzeugen mit Elektromotor beeinflusst der Reifen anstatt dessen die elektrische Reichweite mit der zur Verfügung stehenden Batterieleistung. Durch die Bemühungen den CO_2 -Ausstoß im Verkehrssektor signifikant zu senken, ist für Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren die Reduzierung des Rollwiderstandes der Reifen eine zentrale Entwicklungsaufgabe der Reifenindustrie. Hintergrund ist, dass eine Verbesserung des Rollwiderstandsbeiwertes (Cr) im standardisierten Trommeltest um 1 kg/t in erster Näherung zu einer Verringerung des Kraftstoffverbrauchs von etwa 0,1 Liter pro 100 Kilometern Fahrstrecke führt [3]. Dieses Einsparpotential entspricht in der WLTP-Fahrzeughomologation (worldwide harmonized light vehicles test procedure) ungefähr zwei Gramm Kohlenstoffdioxid, was sich auch mit Fahrzeugsimulationen und Verbrauchsmessungen verschiedener Hersteller deckt. Interne Analysen haben gezeigt, dass, von der Gesamtheit der Fahrzeugwiderstände im WLTP-Homologationszyklus, der Reifen einen Anteil von ungefähr 20% des Energieverbrauches vor allem durch seinen Rollwiderstand, die Aerodynamik und die Massenträgheit beiträgt. Im Folgenden wird der Einfluss des Reifenrollwiderstandes auf die Reichweite von Elektrofahrzeugen dargestellt.

3.1. Vorgehensweise und Ergebnisse

Zunächst wurden drei verschiedene Reifendimensionen ausgewählt, die exemplarische Bereifungen für verschiedene Elektrofahrzeuge darstellen können (175/65 R14, 205/55 R16 und 235/55 R19). In den drei Dimensionen wurden danach jeweils drei verschiedene Reifenmodelle mit unterschiedlichen Rollwiderstandsbeiwerten von 6 kg/t bis 9 kg/t erzeugt. Die Aerodynamik oder Massenträgheit der Reifen wurden dabei nicht variiert. Diese Reifenmodelle wiederum dienten als Eingangsgrößen für Berechnungen der elektrischen Reichweite

nach dem WLTP-Homologationszyklus verschiedener Fahrzeuge. Die Unterschiede in der elektrischen Reichweite für das jeweilige Fahrzeug sind demnach ausschließlich auf die unterschiedlichen Reifenmodelle und deren Rollwiderstände zurückzuführen. Passend zu den Reifendimensionen wurden für die Studie die repräsentativen Fahrzeugmodelle Renault Zoe, Ford Focus Electric und Tesla Model S verwendet. Die notwendigen Fahrzeuginformationen hierzu lagen vor.

			
	Renault Zoe	Ford Focus Electric	Tesla Model S 100D
Reifendimension	175/65 R14	205/55 R16	235/55 R19
Fahrzeuggewicht	1548 kg	1731 kg	2188 kg
Batteriekapazität	22 kWh	33,5 kWh	100 kWh

Bild 1: Verwendete Fahrzeuge für die Simulation der Reichweitenänderung

Im WLTP-Zyklus konnte eine Vergrößerung der elektrischen Reichweite von drei bis vier Prozent pro 1kg/t Reifenrollwiderstand berechnet werden. Gleichzeitig konnten keine signifikanten Unterschiede zwischen den verschiedenen Fahrzeugen in den relativen Reichweitenverbesserungen identifiziert werden. Außerdem wurde auch keine Abhängigkeit der Verbesserung der Reichweite von den absoluten Werten des Rollwiderstandes beobachtet. Die absolute Verbesserung der Reichweite ist aber stark von der Batteriekapazität abhängig und reicht in den hier untersuchten Fällen von 4 bis 19 Kilometern für 1 kg/t Reifenrollwiderstand.

3.2. Diskussion

Die Reduktion des Reifenrollwiderstandes um 1 kg/t stellt unter Beibehaltung der restlichen Eigenschaften eine große Herausforderung für die Reifenindustrie dar. Dies ist vor allem dann der Fall, wenn bereits rollwiderstandsoptimierte Reifen für Verbrennungsmotoren noch weiter für Elektrofahrzeuge verbessert werden sollen. Die teilweise geringe absolute Verbesserung der Reichweite stellt auf der einen Seite die Frage, ob der Reifen das geeignete Mittel für eine weitere Reichweitenverbesserung der Fahrzeuge ist. Bei einem aktuellen Erstausrüstungsreifen mit dem EU-Rollwiderstandslabel A ($C_r < 6,5 \text{ kg/t}$) ist eine Rollwiderstandsverbesserung des Reifens von mindestens 15% notwendig, um eine Verbesserung des Rollwiderstandsbeiwert um 1 kg/t und demnach eine Reichweitenerhöhung von drei bis vier

Prozent zu erreichen. Dies hat in der Regel auch erheblichen negativen Einfluss auf andere Reifeneigenschaften, wie zum Beispiel Bremsseigenschaften, Abrieb, Geräusch und subjektive Fahreigenschaften. Auf der anderen Seite kann diese Forderung ökonomisch und technologisch sinnvoll sein, da eine Reichweitenverbesserung von drei bis vier Prozent über eine erhöhte Batteriekapazität zu weiteren Nachteilen bei den Kosten und Fahrzeuggewichten führt. Hier muss ebenfalls eine Balance in den Reifenanforderungen und -eigenschaften im Dialog mit den Fahrzeugherstellern gefunden werden.

4. Geräusch: Die Herausforderungen durch neue Fahrzeugkonzepte

Fahrzeuge mit Elektromotor haben höhere Anforderungen an das Reifen-Fahrbahn-Geräusch als Fahrzeuge mit einem Verbrennungsmotor. Der Grund hierfür ist, dass das Frequenzspektrum des Reifen-Fahrbahn-Geräusches größtenteils nicht mit dem Spektrum des Elektromotors überlappt. Bei Fahrzeugen mit einem Verbrennungsmotor überdeckt das Motorgeräusch häufig das Reifen-Fahrbahn-Geräusch. Durch diese Charakteristik des Elektromotors werden das Reifen- und das Antriebsgeräusch in ihrem dominanten Frequenzbereich voneinander getrennt und das Reifen-Fahrbahn-Geräusch sticht deutlicher hervor [4]. Zudem hat der Elektromotor einen allgemein niedrigeren Schalldruckpegel [5]. Seit den ersten speziell für Elektrofahrzeuge entwickelten Reifenkonzepten wurde daher industrieweit das Geräuschverhalten der Reifen als zentrale Entwicklungsanforderung festgelegt.

Die meisten derzeitigen Fahrzeugkonzepte in dieser Klasse definieren, neben der höheren Erwartungshaltung der Endkunden in Bezug auf das Reifen-Fahrbahn-Geräusch, eine weitere wesentliche Randbedingung für das Geräuschverhalten. Durch die Entwicklung zu größeren und breiteren Reifendimensionen entsteht ein höheres Reifen-Fahrbahn-Geräusch, da die Interaktion zwischen Bodenaufstandsfläche und der Fahrbahnoberfläche aufgrund der höheren Anzahl an Rauigkeitsanregungen über der Reifenbreite und der höheren Anzahl an Profilelementen über den Reifenumfang zunimmt. Parallel dazu beeinträchtigt die höhere Gesamtsteifigkeit die Fähigkeit des Reifens zur mechanischen Isolierung (Dämpfung) des Fahrzeugchassis von den Straßenunregelmäßigkeiten und dessen Anregungen.

4.1. Die Wichtigkeit der subjektiven Wahrnehmung

Interne Befragungen von Nutzern eines Elektroautos (entweder aus der Position des Fahrers oder des Beifahrers) haben gezeigt, dass nicht direkt die Empfindlichkeit gegenüber dem absoluten Niveau des Reifen-Fahrbahn-Geräusches steigt. Vielmehr erhöht sich die Empfindlichkeit der Nutzer in Bezug auf die dadurch verursachte subjektive Störung, welche im

Wesentlichen nur durch zwei bestimmte Reifengeräuschmechanismen beeinflusst wird. Die beiden Geräuscheffekte, die sich durch ihren subjektiv störenden Charakter auszeichnen sind die Kavitätsschwingungen im Reifen, hauptsächlich auf rauer Asphaltoberfläche, sowie das Reifenprofilgeräusch, welches auf glatten Straßenoberflächen hervortritt.

Die Anregungen des Luftvolumens im Reifenhohlraum in den jeweiligen Vibrationsmodi erster Ordnung führen über die pseudostarre Körperschwingung der Felge zu einem deutlich identifizierbaren Innenraumraumgeräusch, dem Kavitätsgeräusch. Die Erfahrungen aus verschiedensten Entwicklungsprojekten haben gezeigt, dass die effektivste Technologie zur Reduzierung dieser Kavitätsschwingungen im Reifen die direkte Dämpfung der Luftschwingungsenergie durch spezielle Absorptionsmaterialien innerhalb des Reifenhohlraums ist. Diese Technologie hat das Potential eine signifikante Reduzierung des der hierdurch entstehenden Innenraumgeräusches ohne nennenswerte Nachteile im Rollwiderstand zu erwirken. Zudem bietet diese Technologie die Möglichkeit einer Anpassung der Absorbergeometrie oder -volumens in frühen aber eben auch relativ späten Stadien der Reifenentwicklung ohne Beeinflussung der anderen Reifeneigenschaften. Dadurch ist diese Technologie insbesondere bei der hoch dynamischen Entwicklung von Elektrofahrzeugen interessant.

Die tonalen Charakteristiken des Reifenprofilgeräusches werden im Allgemeinen durch die Implementierung von zufälligen, beziehungsweise pseudozufälligen, Sequenzen verschiedener Profilblocklängen optimiert. Bei der Anwendung dieses Verfahrens auf Reifen für Elektroautos müssen die Algorithmen der Randomisierung der Profilblocklängen zudem das unterschiedliche Abriebbild der Reifen durch das teilweise höhere Antriebsmoment berücksichtigen.

4.2. Der Einfluss des Drehmoments auf die Geräuschentwicklung

Ein wichtiger Unterschied zwischen Fahrzeugen mit Elektro- und Verbrennungsmotor mit Auswirkungen auf die Geräuschentwicklung ist das höhere Drehmoment des Elektromotors im niedrigen Drehzahlbereich. Wie bereits erwähnt strahlt der Elektromotor selbst dabei kein signifikantes Geräusch ab. Dieses hohe Drehmoment führt im Profilbereich der Reifen zu einer erhöhten Deformation der Profilblöcke, welche bei dem Verlassen der Bodenaufstandsfläche abrupt in ihren ursprünglichen spannungslosen Zustand zurückspringen. Dieses Verhalten wird Snap-Out-Effekt genannt und zeichnet sich durch ein breitbandiges hochfrequentes Geräuschspektrum aus, welches aus verschiedenen Harmonischen der Sequenz der Profilblocklängen besteht. Neben den offensichtlichen Auswirkungen auf das Innenraumge-

räusch des Fahrzeuges durch den Reifen hat dieser Mechanismus gleichzeitig auch Einfluss auf das Fahrzeugaußengeräusch bei beschleunigter Vorbeifahrt (Pass-by-Noise). Dieser Test ist wiederum ein Teil des Prüfverfahrens zur behördlichen Typgenehmigung des Gesamtfahrzeuges.

Bei Elektrofahrzeugen mit hohen Fahrleistungen können durch den genannten Effekt höhere Gesamtschalldruckpegel gemessen werden obwohl im Vergleich zu ähnlichen Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren der Geräuschanteil des Antriebsstranges fehlt. Daher sind bei der Entwicklung von Reifen für Elektrofahrzeuge geeignete Strategien zur Minderung der Geräuschentwicklung durch den Snap-Out-Effekt unbedingt nötig, die alle Parameter des Laufstreifenprofils wie zum Beispiel Profiltiefe oder Materialsteifigkeiten berücksichtigen. Mit Hilfe von Simulationsmethoden (CAE) können geometrische Stabilisierungselemente für das Laufstreifenprofil von Sommer-, Winter oder Allwetterreifen entwickelt werden, mit denen die Amplitude der Vibrationen während des Snap-Out-Vorganges und damit das abgestrahlte Geräusch minimiert werden kann.

4.3. Diskussion

Die Reifenindustrie steht heute vor der Herausforderung Reifen zu entwickeln, die trotz ihrer größeren Dimension, höheren Steifigkeit, niedrigeren Rollwiderstand und höheren Verschleißfestigkeit ein insgesamt verbessertes Geräuschverhalten bieten, welches auf das Geräuschempfinden der Endverbraucher von Elektrofahrzeugen abgestimmt ist. Natürlich können diese hohen Ziele effektiver erreicht werden, wenn die Reifenentwicklung noch stärker als bisher als integrierter Bestandteil der Gesamtfahrzeugentwicklung verstanden wird. Dabei sollte insbesondere Wert auf die Interaktion der Geräuscheigenschaften zwischen Reifen, Rad aber auch des Fahrzeugchassis und der Kabine gelegt werden. Dabei können CAE-basierte Optimierungsmethoden zum Einsatz kommen, welche insbesondere bei den neuen Fahrzeugarchitekturen der Elektroautos bereits in einem frühen Entwicklungsstadium ohne Prototypenverfügbarkeit erste Hinweise auf das Geräuschverhalten dieser Fahrzeuge liefern könnten. Natürlich sind die technischen Herausforderungen, die mit diesem Prozess verbunden sind, beträchtlich. Dennoch haben bereits erfolgreiche Kooperationsprojekte zwischen Reifen- und Automobilherstellern das langfristige Potential dieser erheblichen Investitionen gezeigt.

5. Zusammenfassung

Die Entwicklung von Elektrofahrzeugen stellt nicht nur die Automobilhersteller, sondern auch weite Teile der Zuliefererindustrie vor große Veränderungen. Die Reifenhersteller müssen dabei in der Entwicklung insbesondere die veränderten Einsatzbedingungen der Reifen berücksichtigen um die spezifischen Anforderungen an die elektrifizierten Fahrzeuge zu erfüllen. Diese Änderungen der Einsatzbedingungen sind:

- a) Eine höhere Fahrzeuglast, durch die eingesetzten Batterietechnologien
- b) Eine andere Achslastverteilung, durch die neue Fahrzeugarchitektur
- c) Ein höherer Luftdruck, um das höhere Fahrzeuggewicht zu tragen
- d) Größere Reifendimension, um das höhere Fahrzeuggewicht zu tragen
- e) Ein höheres Antriebsmoment aus der Nulllage, durch den Elektromotor

Unter anderem daraus ergeben sich die spezifischen Anforderungen an Reifen für Elektrofahrzeuge. Diese lassen sich im Wesentlichen auf die drei Bereiche Reifenabrieb, Rollwiderstand und Geräuschentwicklung reduzieren.

Reifen für Elektroautos müssen einer erhöhten Abriebleistung widerstehen können. Diese resultiert im Wesentlichen aus dem höheren Fahrzeuggewicht und dem erhöhten Luftdruck der Reifen und kann in Extremfällen bis zu 40% höher als bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren sein. Mit einem niedrigen Rollwiderstand der Reifen kann die Reichweite der Elektrofahrzeuge pro Batterieladung erhöht werden. Dabei entspricht eine Verbesserung des Reifenrollwiderstands von 1 kg/t einer Verbesserung der elektrischen Reichweite um drei bis vier Prozent. Daher müssen Reifen für Elektrofahrzeuge ähnlich wie Reifen für konventionelle Fahrzeuge einen niedrigen Rollwiderstand aufweisen. Zusätzlich müssen die Reifen für Elektrofahrzeuge möglichst wenig Geräusche entwickeln, da durch die Abwesenheit des Antriebsgeräusches durch den Elektromotor, das wahrgenommene Reifengeräusch deutlicher hervorsteht.

- [1] Elektromobilität – Herausforderungen für Industrie und öffentliche Hand, Veröffentlichung, PricewaterhouseCoopers AG und Fraunhofer-Institut für Arbeitswissenschaft und Organisation IAO, Frankfurt am Main 2010
- [2] The Pneumatic Tire, Chapter 13: Rubber Abrasion and Tire Wear, amtliche Veröffentlichung, National Highway Traffic Safety Administration, Washington 2006
- [3] Das Reifenlabel, Informationsblatt, BRV Bundesverband Reifenhandel und Vulkaniseur-Handwerk e. V. und wdk Wirtschaftsverband der deutschen Kautschukindustrie e. V., Bonn 2012
- [4] Eisele, G., Electric vehicle sound design – just wishful thinking, Veröffentlichung, FEV Motorentechnik GmbH, Aachen 2010
- [5] Electric vehicles in Europe, Veröffentlichung, European Environment Agency, Copenhagen 2016

Development of lane-precise “Ground Truth” maps for the objective Quality Assessment of automated driving functions

Dipl.-Ing. (FH) **S. Keidler**, M.Sc. **J. Haselberger**,
M.Sc. **K. Mayannavar**, Prof. **B. Schick**,
University of Applied Science Kempten, Kempten;
M.Sc. **D. Schneider**,
University of Applied Science Kempten, Kempten,
AVL Deutschland GmbH, Karlsruhe

Abstract

The focus of this publication is on the development of lane-precise “Ground Truth” (GT) maps for the objective quality evaluation of automated driving functions. Therefore, attention is paid to the proper measurement of road geometry. The road geometry forms the basic layer of the HD maps. A new map format Curved Regular Objects (CRO) is developed, which is based on the idea of OpenCRG®. For the evaluation of current Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) an accurate High Definition (HD) maps as GT are necessary. This makes it possible to locate the high precision vehicle position and motion with centimeter accuracy. The aim is to achieve maximum accuracy of the absolute 3D positions when measuring lanes. This method for the generation of highly accurate GT maps promises an absolute accuracy of $< \pm 0.05$ m. Various research activities benefit from the exact street reference at the *Kempten University of Applied Sciences (UAS Kempten)* in the *Adrive Living Lab*. First of all, the publication deals with the current Lane Keeping Assistant Systems (LKAS). The accuracy of the vehicle's localization on the GT map and an objective evaluation of the LKAS is shown. In addition, the CRO data is used as a virtual sensor for the steering assistant in real time. Another application is the Visual Range Finder (VRF), which requires less computation power by using the CRO data. In addition, a current LKAS camera sensor performance is evaluated using CRO maps.

1 Introduction

Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) and Automated Driving (AD) are becoming increasingly important in the automotive industry. For customer satisfaction [1] and brand differentiation of vehicle manufactures, objective evaluation of driving characteristics and corresponding target definitions of automated driving functions are essential [2]. Test standards such as ISO [3], NCAP [4] or UN/ECE [5] cannot fully reflect customer experience and realistic driving situations [6]. Even today's test tracks cannot offer the variance of the real environment. Road description parameters such as curve radius, curvature, slope, road markings, road bank angle and road bank angle gradient have a considerable influence on the driving dynamics and therefore on the driving characteristics of automated driving functions of the lateral vehicle control [2] [7].

2 Motivation and concept

Transferred to the automated lateral control, the following applies: Knowledge of road parameters such as road markings and topology must be well known and acquired. This results in evaluation of vehicle reaction. Together with *Porsche AG* and *MdynamiX AG*, the *Kempten University of Applied Sciences (UAS Kempten)* has developed an objective evaluation methodology for this purpose [2]. In addition, intensive research on Ground Truth (GT) methods is being carried out at the *UAS Kempten*. Like all sensors, vehicle environment sensors such as camera, RADAR or LiDAR are faulty and not available or sufficiently accurate in all situations. This can have a significant influence on the driving performance. For example, the camera may not be able to reproduce the curvature of curves adequately, which can have an effect on the lane departure control [8]. This results in uncertainties. The driving characteristics result from a limited performance of the sensors, trajectories, controllers, actuators or the moderate response of the vehicle [3]. In order to analyze this chain, a significantly more accurate reference measurement method must be used: the Ground Truth (GT) [7]. The approach was to integrate a highly accurate measured vehicle position and movement into highly accurate digital GT maps (Fig. 1).

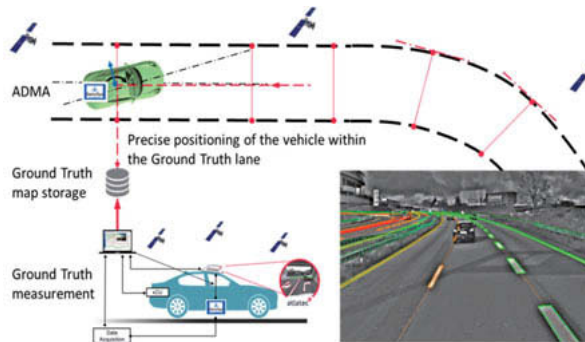


Fig. 1: GT measurement methodology referring to [2].

Atlatec GmbH has developed a method to measure roads to a high accuracy. To date, sections of country roads, federal highways and motorways have been digitized over a distance of more than 130 km. A newly developed road description format Curved Regular Objects (CRO), based on the OpenCRG® [9], describes the roadway with all relevant features in a regular grid. An ADMA G-Pro+ from *GeneSys Elektronik GmbH* (Inertia Measurement Unit, IMU) was used for position and motion measurement [10]. The current results show that it is possible to locate the vehicle to an accuracy of a few centimeters in the digital GT maps in real time. This publication presents the procedure of generating GT maps. In addition, the new possibilities of proper evaluation the vehicle movement are shown using the example of a Lane Keeping Assistant System (LKAS).

3 State of the art

AD requires map data that differs significantly from current navigation systems. The driver uses a digital map designed for the route planning. In the future, ADAS will request more comprehensive information about the roads. Therefore, the digital map must be understood by machines and no longer primarily by humans [11]. This is called High Definition (HD) maps. Many companies such as *HERE Global B.V.* [12], *TomTom N.V.* [13] or *Robert Bosch GmbH* [14] are preparing their maps for AD. HD maps are built as layer-based. The aim is to meet the requirements of AD for the HD map layers (Fig. 2) [13].

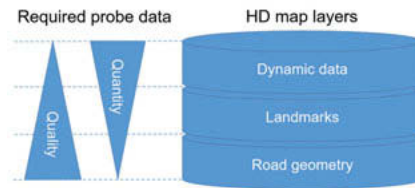


Fig. 2: Requirements of autonomous driving for HD map layers referring to [13].

Representation of road geometry requires the highest accuracy. At the same time, the amount of road geometry data is reduced to a minimum. Landmarks describe static road objects with increasing amount of data and high accuracy. Dynamic data have a lower quality, but a high quantity [13].

3.1 Road geometry for automated driving functions

Road geometry contains absolute 3D positions of the roadway and information about the road markings and lanes. The ground layer forms the basis of the HD map. High quality of road data acquisition and a reduction of the amount of data to only that which essential is necessary. The HD Lane Model by *HERE Global B.V.* [12] and the 3D Lane Map Layer by *TomTom N.V.* [13] describe the road geometry. The OpenCRG® data format describes the road geometry in position and height [9]. Together with the OpenDRIVE® data, road surfaces can be stored within an accuracy of centimeters [15]. This data is required to evaluate current LKAS [2].

3.2 Landmarks for real-time localization

Landmarks are static road objects such as traffic signs, tunnels, bridges, houses, traffic lights and much more. The absolute 3D position and typical properties of the road objects are stored in a separate layer. The landmarks are used during AD for the real-time localization of the ego vehicle in the HD maps [2]. The HD Localization Model from *HERE Global B.V.* [12] and the RoadDNA from *TomTom N.V.* [11] provide landmark data. The Radar Road Signature method from *Robert Bosch GmbH* [14] measures landmarks and stores this information for AD with high accuracy.

3.3 Dynamic data for real-time map updates

The dynamic data refer to changes in road geometry or landmarks [13]. The current traffic situation with traffic jam ends or sudden weather changes also influence the traffic flow. ADAS need knowledge about changing environmental events. *HERE Global B.V.*'s self-healing maps use sensors in series vehicles and satellite images to update and change data. New technologies such as Artificial Intelligence (AI) and Deep Learning (DL) are used for this purpose [12]. Based on this knowledge a new road description format CRO will be developed. The method for the development of lane-precise GT maps should allow an absolute accuracy of $< \pm 0.05$ m.

4 Methodology

This chapter introduces the method for creating lane-precise CRO maps. First, the procedure is simplified (Fig. 3).

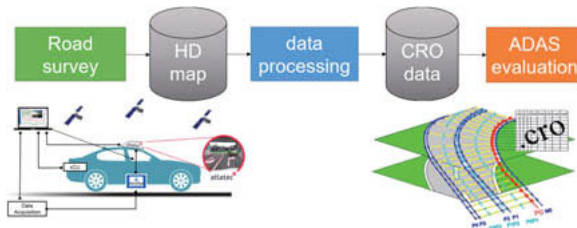


Fig. 3: Procedure for the development of lane-precise GT maps (CRO)

Road survey data from *Atlatec GmbH* are recorded with a stereo camera and an ADMA G-Pro+ with RTK-GPS (SAPOS HEPS) from *GeneSys Elektronik GmbH* [10]. The digital HD map from *Atlatec GmbH* is provided in OpenStreetMap (OSM) format. The data is structured and interpolated. According to the concept of OpenCRO®, the data will be stored in a regular grid [9].

4.1 CRO map layer

The basic concept of the CRO map is a regular grid. The geographical absolute positions of the lanes are shown in CRO layer 0 (Fig. 4). The reference line P0 is the inner edge of the right-hand edge of the road (red polyline). The grid is constructed on this basis. The

orthogonal yellow lines divide the roadway into individual segments. The intersections with the other polylines (blue and turquoise) result in further geographical grid points. The names of all other polylines are based on the direction of travel, increasing to the left P1, P2, P3, P4, and to the right M0. The virtual turquoise polylines P0P1 and P2P3 describe the center lines of each lane.

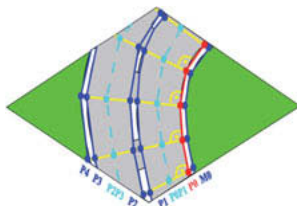


Fig. 4: CRO layer 0: Geographical lane-precise GT grid.

Based on the CRO layer 0, the CRO layer 1 is developed (Fig. 5). Individual road description parameters allow a classification of the roadway. These include parameters such as gradient, curve radius, curvature, azimuth angle, road width and road bank angle.

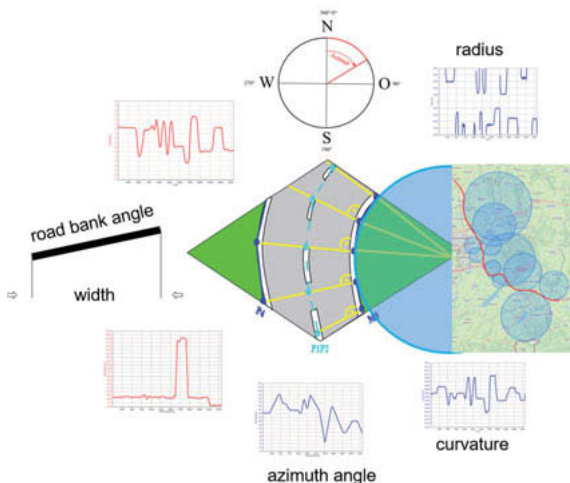


Fig. 5: CRO layer 1: Roadway with road description parameters.

The CRO layer 2 describes landmarks such as street signs (Fig. 6). The landmarks are stored relative to line P0, which maintains the reference to the regular grid. Each landmark has a unique fingerprint as a key descriptor array.



Fig. 6: CRO layer 2: Landmarks with reference to the regular grid.

The individual CRO layers can be extended according to requirements, and can be assigned via unique indexing. This simplifies the use of individual parameters under real-time conditions.

4.2 Calculation of the regular grid

Intermediate steps are necessary for the calculation of the orthogonal grid. First the road survey data is read in. The survey data is then assigned to individual polylines according to the direction of travel. Finally, the survey data is interpolated after a variable increment and the orthogonal grid is calculated.

The road survey data contain absolute geographic coordinates and are not assigned to individual lane markings (Fig. 7).



Fig. 7: Parsing the road survey data.

In the next step, the DGPS coordinates are assigned to the polylines (Fig. 4). It is important to store the DGPS coordinates in individual polylines according to the direction of travel. An automated calculation routine detects the corresponding DGPS coordinates, and sorts and saves them, which results in the polylines M0, P0, P1, P2, P3 and P4 (Fig. 8).

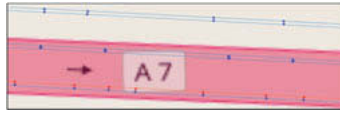


Fig. 8: Assignment of road survey data to individual polylines.

The reference line P0 is interpolated and stored with a resolution of 1 meter between the DGPS coordinates (adjustable). The other polylines are perpendicular aligned to the reference line P0 (Fig. 9).

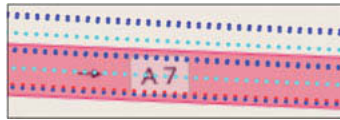


Fig. 9: Interpolation and orthogonal alignment of polylines to the grid.

4.3 Validation of the regular grid accuracy

The accuracy of the CRO grid can be determined on the basis of the survey data from *Atlatec GmbH*. The error in longitudinal and lateral direction is calculated for this purpose. Therefore the methodology for validating the regular grid accuracy is described (Fig. 10).

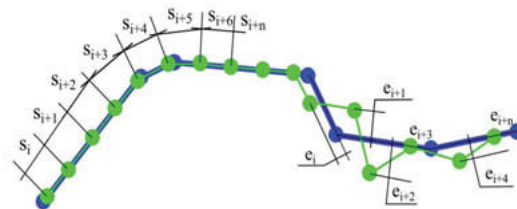


Fig. 10: Validating the accuracy of the CRO grid.

The blue measuring points are the raw survey data. The green grid points have a regular distance and are the CRO data. The left part of the Fig. describes the calculation of the longitudinal error. The sum of all relative distances between the CRO coordinates is determined. The determination of the lateral error is shown on the right. The sum of perpendicular distances from the CRO data to the raw survey data is calculated. A polyline with 28190 CRO coordinates is used as an example. The raw survey data have a number of 4391 DGPS points. Both errors of the CRO data are calculated (Table 1).

Table 1: Longitudinal and lateral errors of the CRO data.

method	number	mean value m	standard deviation m	confidence range m
Longitudinal error	28190	1.0006	0.0006	± 0.0004
Lateral error	28190	0.0009	0.0238	± 0.0087

In longitudinal direction the CRO grid is $1.001 \text{ m} \pm 0.001 \text{ m}$ accurate. The CRO grid data have a lateral error to the raw survey data of $0.001 \text{ m} \pm 0.01 \text{ m}$.

5 Localization accuracy of a vehicle position in the CRO maps

The localization of a measuring vehicle in HD maps is a central topic in the field of AD. Therefore, this chapter deals with the accuracy of locating a vehicle position in the CRO maps (Fig. 11).

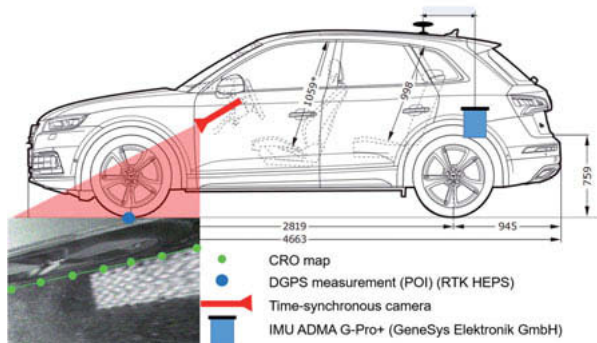


Fig. 11: Measurement setup for determining the localization accuracy in the CRO maps.

The IMU ADMA G-Pro+ from *GeneSys Elektronik GmbH* and a DGPS measuring unit (blue) is illustrated. The relative, perpendicular distance calculation is determined from the DGPS position between the outer edge of the right front tire (blue) and the CRO maps (green). In addition, a time-synchronous camera is installed with a view to the right front tire and the road surface (red). 151 lane markings are crossed. The synchronous video frame identifies the time when the vehicle crosses the lane. The expected relative perpendicular distance between the vehicle and the road mark is zero. The orthogonal distance between vehicle and CRO map is calculated (Table 2).

Table 2: Localization accuracy in the CRO maps.

DGPS status	number	mean value	standard deviation	confidence range
		m	m	m
8	52	-0.066	0.062	± 0.026
4	99	-0.258	0.373	± 0.113

The DGPS status is determined depending on the standard deviation of the DGPS measurement. The DGPS Status 8 corresponds to a standard deviation of the DGPS measurement of less than 0.02 m. The perpendicular distances of 52 measuring points give an average value of -0.066 m with a standard deviation of 0.062 m. The orthogonal distance to the CRO map is 99.7% within the confidence range of -0.066 m \pm 0.026 m. The DGPS Status 4 corresponds to a standard deviation of the DGPS measurement of 0.161 m. The 99 measuring points result in a perpendicular distance to the CRO maps of -0.258 m \pm 0.113 m. The localization accuracy of -0.066 m \pm 0.026 m at DGPS status 8 guarantees the required absolute accuracy of the vehicle position of ± 0.05 m using the CRO maps.

6 Evaluation of lane keeping assistant systems

Behavior driven development of ADAS becomes more and more important especially for ADAS of level 3 and higher. To validate and verify the degree of compliance, objective key performance indicators (KPIs) as indicators for systems' performance are developed and applied by the *UAS Kempten* [10]. To evaluate lateral controlling ADAS, highly precise maps and digital twins are key enabler. High fidelity GT maps are used in post processing to calculate position-based KPIs after relocalization of the vehicle under test (VUT) within the lane [10]. The identical maps can also be used as "virtual sensors". To localize the VUT, an RTK-GPS (SAPOS HEPS), combined with *GeneSys Elektronik GmbH* ADMA G-Pro+, is used.

6.1 Spatial calculation

To calculate the distance between VUT and a particular/specified target line, the structured CRO format is used. Due to the orthogonal grid, time consumption search-algorithms are reduced to a minimum. After an initial point-search for the corresponding grid-point to VUT's GPS-point, the following grid points are prefetched based on a heuristic selection. To get the minimal distance between VUT's position and regular grid data, the so-called "perpendicular footpoint method" is used. Due to world-coordinates of the CRO data, the distance is calculated

in absolute coordinates using either Haversine or Vincenty's formula [16], [17]. The foreign of each point is set by an internal definition, whereas points sinistral the target line are positive. For a simplified flowchart of the entire process (Fig. 12).

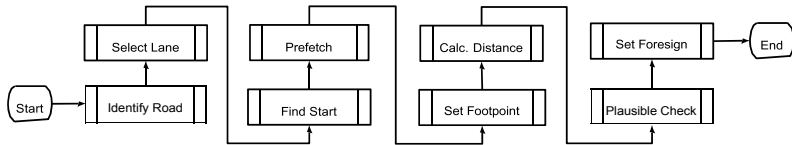


Fig. 12: Schematic flowchart to obtain distance to target line.

6.2 Reference signals

Road-attributes such as *curvature* can be used to calculate reference-signals such as reference lateral acceleration ($a_{y,ref}$) and reference yaw rate ($\dot{\Psi}_{ref}$).

The reference lateral acceleration is required to execute the upcoming UN/ECE R79 assessment [5]. For instance, the "maximum lateral acceleration test" should be performed on a road-velocity-combination, where a higher lateral acceleration occurs than a specified lateral acceleration ($a_{y,s,max}$) + 0.3 m/s². In this way $a_{y,s,max}$ is defined by original equipment manufacturer (OEM) (or max. 3 m/s²) [5], whereas the "lane keeping functional test" (LKFT) is only valid if the lateral acceleration during the measurement is between 80 and 90% of $a_{y,s,max}$. To ensure that the conditions are fulfilled the maps can be used as a virtual sensor to ensure the reference accelerations follow the road with a defined/known velocity. An equation for the calculation of the acceleration is given below.

$$a_{y,ref} = \frac{v_x^2}{r} = v_x^2 * curv \quad (1)$$

Segments on public roads are classified (blue) and a test plan can be prepared in more detail. The attribute *curvature* is also used to compute a reference yaw rate ($\dot{\Psi}_{ref}$) based on VUT's longitudinal velocity (Equation 2). With respect to the computation effort, a curvature is used instead of a radius since the multiplication is less time consuming than the division.

$$\dot{\Psi}_{ref} = \frac{v^x}{r} = v^x * curv \quad (2)$$

6.3 Key Performance Indicators

The reference yaw rate can be used to calculate a difference yaw rate between VUT's rate and GT (Equation 3).

$$\dot{\psi}_{diff} = \dot{\psi}_{ref} - \dot{\psi}_{VUT} \quad (3)$$

The difference yaw rate represents the pre-cornering behavior of the VUT. It is calculated as difference between the yaw rate, which is required to follow the lane on given trajectory (center of the lane or racing line) and VUT's yaw rate. For instance, the center of the lane is the target trajectory of the LKAS (type 2) [10]. If required, the target line can be replaced with every parameterisable trajectory. To follow the target trajectory in a comfortable way (less lateral acceleration and jerk), the LKAS controller has to slur/blur the transition part from straight road segments into curved road segments. Thus, the difference yaw rate (given in Fig. 13(b)) directly before curve-entrance shall be greater than within the curve. By analyzing the size of peaks and amplitude, objective KPIs are provided. These KPIs are also used to benchmark vehicle's behavior and compare them to other VUTs, if single test drives were conducted on identical roads. Fig. 13(a) shows the signals of the reference yaw rate and VUT's yaw rate at a specific road segment.

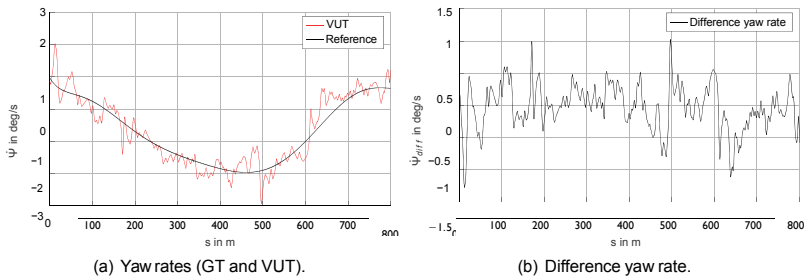


Fig. 13: Yaw rate calculated and measured (13(a)) and difference yaw rate of each (13(b)).

The measured yaw rate is defined as the rate (derivation of the angle) between VUT and global north. The *GeneSys Elektronik GmbH* ADMA provide a signal with a resolution of 0.005° and an accuracy of 0.05° [18].

By calculating the distance between VUT and target line (distance to target line, D2TL)(Fig. 14), the entire system performance can be evaluated. The distances between VUT's front edges and line markings are calculated in parallel. By deriving the lateral displacement, the so-called drift velocity is calculated. However, this signal returns important KPIs as for instance general positioning offsets and predictability. Performing a Fast Fourier transform, the drift frequency is approximated in frequency domain as indicator for motion sickness [19], [20].

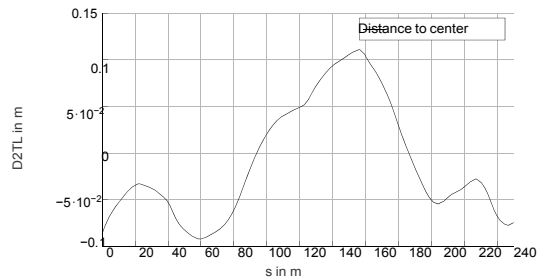


Fig. 14: Calculated displacement to lane center.

Based on the localization, the curve-cutting-gradient (CCG) is calculated and represents the stationary driving behavior of the VUT. For all stationary events within the measurement, the average lateral acceleration and distance to center line is plotted. A stationary event is defined as an area in which the standard deviation of the lateral acceleration is less than 10% and for at least 3 s. Additionally, the LKAS needs to be activated during the event. Using a linear regression, the slope of the point-cloud is calculated. Even if the slope is greater than zero, the VUT actively cuts the curve, whereby a negative CCG (which conforms the slope of the linear regression) means that the VUT drifts out of the curve while driving with activated lane keeping assistant. A horizontal slope represents a centered VUT. An example of the CCG-graph ($CCG = -0.06 \text{ m}/\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$) is given (Fig. 15).

This KPI is also an indicator for the predictability and accuracy of the LKAS controller. The smaller the jitter, the more accurate and predictable the LKAS is. Jitter is defined as the area where 90% of all points are located. Therefore, it automatically estimates the area meeting this criterion. The graph shows also a general positioning offset during a straight drive.

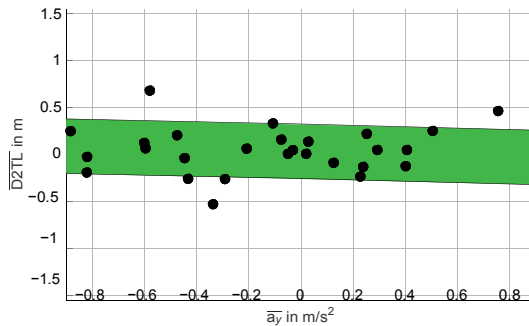


Fig. 15: Curve-cutting-gradient as KPI.

7 Practical application for steering assistance

As well as its application in post processing validation methods, GT data can also be used directly within the driver assistance function itself as a virtual sensor. Since some road features are hard to detect with conventional sensors, it makes sense to extend the environment perception with position related road attributes.

To support the human driver, lateral assistance systems calculate an additional steering torque based on the current road visual perception in order to keep the vehicle safely on track. As shown in [21], in addition to the current road curvature and vehicle displacement, the road bank angle q_t significantly impacts the quality of the lane keeping controller. To compensate for this effect, in [22] a novel spatiotemporal end-to-end trained multi fusion steering model is proposed. The objective is to reproduce a demonstrated human steering behavior in real world driving. The network input X_t consist of the raw pixel stream of a front facing RGB camera I_t , selected vehicle signals S_t and the predicted road bank angle gradient vector \hat{Q}_t . The steering rack position z_t is proportional to the steering angle δ_t and defines the network output Y_t . A brief visual overview of the model is presented (Fig. 16).

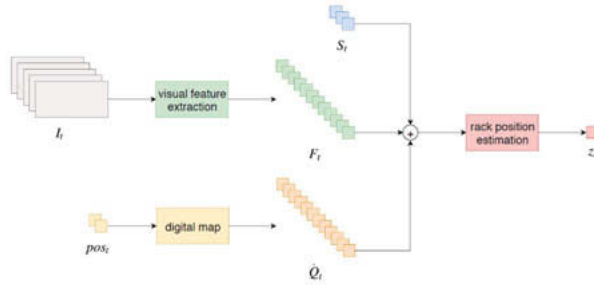


Fig. 16: Global overview of the multi fusion end-to-end trained steering model [22]. A defined number of camera frames are bundled within I_t , and \hat{Q}_t defines the vector of predicted road bank angle changes based on location related map data. The vehicle signals are grouped within S_t .

\hat{Q}_t forms a preview of bank angle changes, referencing the current angle q_t , with a preview vector length of ω_q and the temporal granularity of s_q :

$$\hat{Q}_t = (\hat{q}_t, \hat{q}_{t+s_q}, \dots, \hat{q}_{t+s_q(\omega_q-1)}) \quad (4)$$

Due to the road description within a distance-related, equidistant grid, these values can easily be derived in realtime based on the current corrected vehicle location pos_t , its velocity v_t and acceleration a_t . For this purpose the CRO Layer one is used and a_t is assumed to be constant in a simplified manner.

Results show that, compared to a merely visual system, the inclusion of road bank angle gradients results in a performance gain of eight percent. In addition, human related pendulous steering errors are compensated, which leads to a smoother driving behavior of the Deep Neural Network based steering controller. The final multi fusion steering model is characterized by an inference performance of 69 frames per second on an automotive computing platform and achieves a minimal mean squared error of 0.0038 mm^2 .

8 Visual Range Finder

A Visual Range Finder (VRF) is a device that measures angle and distance from the observer to a target using a camera sensor. The standalone VRF application is to find relative localization, meaning, knowing the initial pose, and estimate the current target pose. In order

for the VRF device to identify the visual object and localize the position, the device should have high computation power for image processing and a large data bank to match visual objects. This makes VRF device to have a large memory, high processing CPU and a larger storage space. This section explains the benefits of using CRO maps by the VRF device.

The system solution includes the DGPS, the CRO maps and VRF. The DGPS data accuracy vary with environmental conditions and provide the probable boundary to VRF. The VRF obtains required data from CRO map that is sufficient enough to compute ahead the expected visual frame boundaries. Knowing visual frame boundaries in advance enables VRF to perform calculations with less data and less computation power.

The VRF device which relies on image processing for identifying landmarks benefits from CRO maps in the following ways:

- Road stripes and lane information in CRO maps helps VRF to localize at high frequency thereby minimizing the time period of error accumulation and increasing robustness of the system (CRO layer 1).
- The anticipated landmark classification is obtained in advance by CRO maps, thereby reducing VRF module classification time from large range of possibilities to one or two classification (CRO layer 2).
- Knowing the current coordinates and landmark coordinates, the visual region of interest is calculated. Since VRF process only ROI, the performance is increased (CRO layer 2).
- The CRO maps has the deep learned key descriptor layer of landmarks, which increases the accuracy of VRF in identifying the landmarks and reduces dependency on the landmarks physical attributes (CRO layer 2).
- The key descriptor layer design allows the system to upgrade CRO maps online or offline, with less or no change to the VRF module. Thus reduces the maintenance of VRF device (CRO layer 2).

9 Conclusion

In order to test and further develop ADAS, high-precision GT maps are required. This paper has shown that a localization of a vehicle position in the CRO maps is $< \pm 0.05$ m accurate. Thus important KPIs for the evaluation of current LKAS can be determined. On the one hand these

serve the safety of ADAS. On the other hand, the performance of ADAS can be increased. In the future, research will continue on the GT approach, as the CRO data format can be easily extended. Depending on the requirements, further layers will be developed and used for AD. Currently, there are also other projects such as the parking assistant, which requires highly accurate environmental information. In the long term, the use of HD maps is essential for AD and its development.

10 Outlook

Another area of application for GT maps is the evaluation of sensor performance. Many sensors in the context of ADAS require an accurate reference of the road. The LKAS camera is such a sensor. The curvature is suitable for evaluating camera performance. The determined curvature of the road is compared with the GT curvature (Fig. 17).

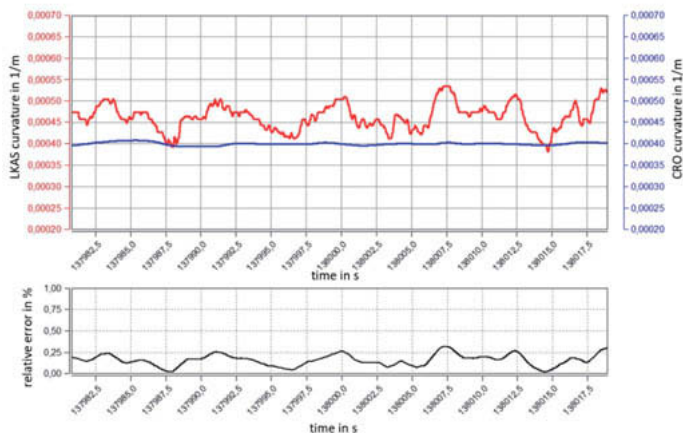


Fig. 17: Comparison of GT curvature (blue) to LKAS curvature (red) with relative errors (black).

The red signal of the LKAS camera shows considerable variations compared to the GT road curvature. Relative errors more than 30 % could be observed. This shows considerable potential for improvement in the detection of road markings and the calculation of road parameters.

References

- [1] B. Schick, C. Seidler, S. Aydogdu, and Y.-J. Kuo, "Fahrerlebnis versus mentaler Stress bei der assistierten Querführung", *ATZ-Automobiltechnische Zeitschrift*, vol. 121, no. 2, pp. 70-75, 2019.
- [2] B. Schick, F. Fuhr, M. Höfer, and P. E. Pfeffer, "Eigenschaftsbasierte Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen", *ATZ-Automobiltechnische Zeitschrift*, vol. 121, no. 4, pp. 70-75, 2019.
- [3] A. Bartels, M. Rohlf, S. Hamel, F. Saust, and L. K. Klauske, "Lateral guidance assistance", *Handbook of Driver Assistance Systems: Basic Information, Components and Systems for Active Safety and Comfort*, pp. 1207-1233, 2016.
- [4] Euro NCAP, "EUROPEAN NEW CAR ASSESSMENT PROGRAMME (Euro NCAP)", *October*, no. October, 2018.
- [5] UNECE, *Unece r79: Ece/trans/wp.18/2018/10*, 2018.
- [6] R. Matawa and O. Vaculín, "Bewertung und Absicherung von Fahrerassistenzsystemen", *ATZextra*, vol. 21, no. 8, pp. 20-23, 2016.
- [7] K. Talmi and O. Jaenisch, "Basis für das automatisierte Fahren-Intelligente Test-und Validierungslösungen", *ATZelektronik*, vol. 14, no. 3, pp. 16-21, 2019.
- [8] S. M. Keidler, "Entwicklung fahstreifengenaue Ground Truth Karten zur objektiven Verhaltensanalyse von automatisierten Fahrfunktionen unter Echtzeitbedingungen", Master's thesis, 2019, p. 81.
- [9] various, "OpenCRG UserManual", [Online]. Available: <https://www.vires.com/opencrg/docs/1.1.rc1/OpenCRGUserManual.pdf>.
- [10] D. Schneider, H. Lategahn, B. Huber, and B. Schick, "Measuring method for function and quality of automated lateral control based on high-precision digital "ground truth" maps", in *VDI-Berichte 2335*, 2018.
- [11] W. Strijbosch, "Sicheres autonomes Fahren mit hochauflösenden Karten", *ATZ-Automobiltechnische Zeitschrift*, vol. 120, no. 11, pp. 28-35, 2018.
- [12] Dominique Bonte and James Hodgson, "THE FUTURE OF MAPS: TECHNOLOGIES, PROCESSES, AND ECOSYSTEM", *ABI Research*, vol. 2018, 2018. [Online]. Available: <https://www.here.com/file/7766/download?token=dwOqPUix>.

- [13] K. Massow, B. Kwella, N. Pfeifer, F. Häusler, J. Pontow, I. Radusch, J. Hipp, F. Dölitzscher, and M. Hauéis, "Deriving hd maps for highly automated driving from vehicular probe data", in *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, IEEE, 2016, pp. 1745-1752.
- [14] S. F. Wiesbaden, "Das antizipierende Automobil", *ATZextra*, vol. 22, no. 3, pp. 8-11, 2017.
- [15] Marius Dupuis, "OpenDRIVE Manager: User Manual", [Online]. Available: <https://vires.com/download/OpenDRIVE/OdrMgrUserManualRev1.pdf>.
- [16] J. Inman, *Navigation and Nautical Astronomy for the Use of British Seamen*. C. and J. Rivington, 1835. [Online]. Available: <https://books.google.de/books?id=fUOnQEACAAJ>.
- [17] T. Vincenty, "Direct and inverse solutions of geodesics on the ellipsoid with application of nested equations", *Survey Review*, vol. 23, no. 176, pp. 88–93, 1975. DOI: 10.1179/sre.1975.23.176.88.
- [18] G. E. GmbH, *Adma 3.0 technical documentation*, GeneSys Elektronik GmbH.
- [19] M. E. McCauley and T. J. Sharkey, "Cybersickness: Perception of self-motion in virtual environments", *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 1, no. 3, pp. 311-318, 1992, ISSN: 1054-7460. DOI: 10.1162/pres.1992.1.3.311.
- [20] ISO, *Mechanische Schwingungen und Stöße - Bewertung der Einwirkung von Ganzkörper-Schwingungen auf den Menschen - Teil 1: Allgemeine Anforderungen*, 1997.
- [21] D. Heide and A. O. Ag, "Banked road estimation and compensation algorithm for Lane Keeping Assist and its integration in GM 's Software Architecture", pp. 38-42, 2017.
- [22] J. Haselberger, B. Schick, and J. Chen, "Deep Learning for lateral vehicle control - An end-to-end trained Multi Fusion steering model", in *10th International Munich Chassis Symposium 2019*, 2019.

Automatisierte Gewichtkontrolle von Schwerverkehr basierend auf dynamischer Achslastverwiegung

Automated weight control of heavy traffic based on dynamic axle load weighing

Milad Moharekpour M.Sc., **Michaela Heetkamp** M.Sc.,
Dr.-Ing. **Andreas Ueckermann**, Dipl.-Ing. **Daniel Wegener**,
Dr.-Ing. **Dirk Kemper**, Univ.-Prof. Dr.-Ing. **Lutz Eckstein**,
Prof. Dr.-Ing. habil. **Markus Oeser**,
Institut für Straßenbauwesen (isac), RWTH Aachen University

Kurzfassung

Laut aktuellen Verkehrsprognosen wird der Güterverkehr in den kommenden Jahren stark ansteigen. Dies bedeutet eine massive Mehrbelastung für die bestehende Infrastruktur, die durch den Schwerverkehr belastet und geschädigt wird. Aus diesem Grund soll ein System zur automatisierten Gewichtskontrolle des Schwerverkehrs im fließenden Straßenverkehr entwickelt werden, das auf dynamischer Achslastverwiegung basiert.

Hierzu werden Weigh-in-Motion Sensoren in die Straßenoberfläche eingebaut, die die dynamischen Achslasten erfassen und daraus das dynamische Gesamtgewicht des Fahrzeugs ermitteln. Über eine Korrekturfunktion soll von diesen dynamischen Werten das statische Gesamtgewicht bestimmt werden.

Abstract (optional)

According to current traffic forecasts, freight traffic will increase sharply in the coming years. This means a massive additional burden for the existing infrastructure. For this reason, a system based on dynamic axle load weighing is developed for the automated weight control of heavy goods vehicles in flowing road traffic.

Weigh-in-Motion sensors will be installed in the road surface to detect the dynamic axle loads and determine the total dynamic weight of the vehicle. A correction function is used to determine the static total weight from these dynamic values.

1. Einleitung

Die zentrale Lage Deutschlands im europäischen Verkehrskontext zeigt sich insbesondere an der Verkehrsbelastung durch Personen- und Güterverkehr. Der Straßengüterverkehr hat einen

sehr großen Anteil am Güterverkehr in Deutschland. Die Verkehrsleistung des Straßengüterverkehrs ist in den letzten Jahren gestiegen. Der Güterverkehr ist für einen erheblichen Teil der Schäden an der Straßeninfrastruktur verantwortlich. Die Infrastruktur, die zum großen Teil in den 1950er Jahren gebaut wurde, ist nicht auf diese Belastung ausgelegt. Nach der aktuellen Verkehrsprognose wird der Güterverkehr bis 2030 um 38 % gegenüber 2010 zunehmen (1). Zur Bemessung des Straßenoberbaus nach RStO (2012) wird ausschließlich die Schwerverkehrsbelastung berücksichtigt, da Untersuchungen gezeigt haben, dass ein 10t-Achsübergang die Straße so schädigt, wie 10^4 – 1t Achsübergänge. Auch im Bereich der Brückenbemessung spielt die Anzahl und die Verteilung der Lkw die entscheidende Rolle bei der Beurteilung von Tragfähigkeit und Lebensdauer. Brücken wurden in Deutschland überwiegend zwischen 1965 und 1985 gebaut. Diese haben einen Flächenanteil von rund 23 % am Gesamtbestand und befinden sich nahezu alle in alten Bundesländern. Die Mehrzahl dieser Brücken ist somit zwischen 30 und 50 Jahre alt (2). 48 % der Brücken stuft der Bund als „noch ausreichend“ bis „ungenügend“ ein (3). Um eine weitere Schädigung der Infrastruktur zu vermeiden, wurden für mehrere Talbrücken schon Geschwindigkeitsbeschränkungen für Lkw oder Durchfahrtsverbote für den Schwerverkehr angeordnet. Dies verursacht weiteren Rückstau vor den Brücken oder auf Alternativrouten und somit zusätzlich ein Problem in der Verkehrssicherheit. Forschungen zeigen, dass im Stauzustand und insbesondere im Bereich der Staubildung ein deutlich erhöhtes Unfallrisiko vorliegt. Darüber hinaus existiert ein hohes Risiko für den einzelnen Fahrer sowie für den Gesamtverkehr, wenn das Durchfahrtsverbot zu spät erkannt wird und bspw. rückwärts auf dem Standstreifen zur letzten Ausfahrt zurückgesetzt wird. Da viele Kraftfahrzeuge das zulässige Gesamtgewicht (GG) von 5,5 t (Zeichen 262 StVO) unterschreiten, sind diese von dieser Einschränkung nicht betroffen. Aufgrund nicht vorhandener SMART-Methoden zur Verwiegung des Gesamtgewichtes, werden belastbare Verwiegungsergebnisse derzeit nur statisch und mit hohem Aufwand auf einem nachgelagerten Rastplatz erzielt. Diese Messungen sind sehr genau, das Anhalten von Fahrzeugen und das Prüfen des statischen Gewichtes an einer Inspektionsstelle ist jedoch zeitaufwändig und die Kapazität ist begrenzt (4). Dynamische Verwiege-Einrichtungen, die in der Lage sind fahrende Fahrzeuge mit dynamischen Achslasten exakt zu vermessen, sind nicht am Markt verfügbar. Im Ergebnis führt dies dazu, dass derzeit die „einfachere“ Variante der Anordnung von Durchfahrtsverboten für alle Fahrzeuge mit einem zulässigen GG über 3,5 t angewendet wird. Mit Ausblick auf die zu erwartenden Brückensanierungen wird es mit dieser Methode jedoch zu einer signifikanten Einschränkung der Mobilität des Personen- und Güterverkehrs kommen.

Ziel dieses Forschungsvorhabens lag darin, ein hochgenaues Messinstrument zur dynamischen Erfassung von Achslasten zu entwickeln, um ein Hilfsmittel zur gezielteren Einsetzung von Durchfahrtsverboten auch nach dem tatsächlichen Gesamtgewicht zu ermöglichen. Ein vielversprechender Ansatz für die Erfassung von Gewichtsdaten sind automatische Wiegesysteme, mit denen das Gewicht von fahrenden Fahrzeugen gemessen werden kann. Weigh in Motion Systeme (WIM) messen das Gewicht einer Achse, während diese über den Sensor fährt, indem sie die erzeugten dynamischen Kräfte aufnehmen (5).

2. Stand der Technik und Vorhaben

Ziel des Projektes ist es, ein eichfähiges Gesamtsystem zu entwickeln, mit dem das Gesamtgewicht von Lastfahrzeugen im fließenden Straßenverkehr zuverlässig erfasst werden kann. Aufgrund verschiedener Einflussfaktoren unterliegt das Fahrzeug Lastschwankungen, die im Verkehr nur eine Erfassung der dynamischen Achslasten möglich machen. Mithilfe einer zu entwickelnden Korrekturfunktion soll es möglich werden, aus diesen dynamischen Lasten das statische Gesamtgewicht ermitteln zu können.

Für die dynamische Erfassung des Fahrzeuggesamtgewichts im fließenden Verkehr ist der Einsatz von WIM-Sensoren der Firma Kistler geplant. Diese finden schon heute Anwendung in Deutschland. Allerdings sind hier bisher nur Genauigkeiten von $\pm 7\%$ zu erreichen, weshalb sie nach derzeitigem Stand nur zur Vorselektierung auffälliger Fahrzeuge genutzt werden. Für die eigentliche Kontrolle werden diese Fahrzeuge dann statisch verwogen. Die Herausforderung des geplanten Projekts ist es, aus den dynamischen Achslasten im Moment der Überfahrt des Sensors Rückschlüsse auf das statische Gewicht, das im Ruhezustand vorliegen würde, zu ziehen.

Die Ermittlung der relevanten Einflussgrößen für die Korrekturfunktion erfolgt zunächst simulativ. Darüber hinaus wird ein Sensorkonzept entwickelt, mithilfe dessen die Genauigkeiten der Messung erhöht werden sollen.

2.1 Sensorkonzept

Für die Achslasterfassung kommen Sensoren der Firma Kistler zum Einsatz, die erfassten Rohdaten wurden von der Neurosoft Lösung NeuroCar weiterverarbeitet:

- Lineas® Quartz Sensor Type 9195GC31
- Vergussmasse „Standard“ 1000A1
- Ladungsverstärker für Lineas WIM Sensoren 5163A108 (8 Kanäle, Messbereich 60'000 pC, T= 100 s)
- WIM-Controller: NeuroCar WIM1
- Kommunikations-Controller: NeuroCar NISE

Die Sensoren entsprechen mit einem maximalen Fehler von $\pm 1\%$ der Genauigkeitsklasse 2 gemäß OIML R134 (6) (7). Die Maße eines Sensors sind in Bild 1 dargestellt. Ein Sensor hat eine Länge von 1,5 m.

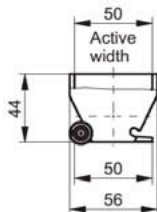


Bild 1: Maße des Sensorquerschnitts [mm] (6)

Im Versuch werden grundsätzlich zwei Sensoren nebeneinander verbaut. So nimmt der linke Sensor die Radlast der linken Fahrzeugseite auf und der rechte Sensor die Last der rechten Fahrzeugseite (siehe Bild 2). Für eine zuverlässige Erfassung müssen mindestens zwei Sensorreihen hintereinander verbaut werden, da die Software aus den Zeitpunkten der Überfahrt und dem Abstand der Sensorreihen die Geschwindigkeit des Fahrzeugs berechnet.

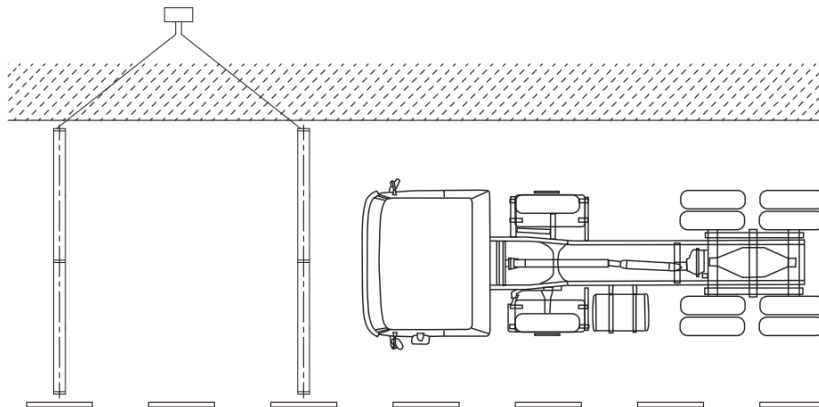


Bild 2: Vom Hersteller empfohlener Aufbau (6)

An die Beschaffenheit der Einbauposition sind klare Bedingungen geknüpft, sodass die Einflüsse der Umgebung auf die dynamische Bewegung des Fahrzeugs so gering gehalten werden wie möglich. Deshalb wird für den Standort eine geringe Längsneigung ($\pm 1\%$), eine geringe Querneigung ($\pm 2,5\%$) und neuer Asphaltbelag (AUN 1) angestrebt.




Mithilfe einer 3D-Oberflächenmessung kann die Beschaffenheit der Straße genau erfasst werden. Nach Einbau des Sensorsystems wird ein definierter Bereich vor der ersten, zwischen den Sensorreihen und hinter der letzten Sensorreihe plan geschliffen, um Unebenheiten während der einzelnen Messschritte auszuschließen.

2.2 Simulation

Die dynamischen Achslastschwankungen eines Fahrzeuges werden durch diverse Einflüsse ausgelöst. Unter anderem gehören hierzu neben den Eigenschaften des Straßenoberbaus und insbesondere der Ebenheit im Zulaufbereich des WiM-Sensors auch die Fahrzeugsilhouetten, siehe Tabelle 1. Um all diese Einflüsse in die spätere Erstellung der Korrekturformel einfließen zu lassen, müssen diese in der Simulation mit abgebildet werden können.

Da nicht jede Silhouette die gleiche Relevanz für die Schädigung des Straßenoberbaus hat, wurde ermittelt, welche Fahrzeugarten den Großteil des Schwerverkehrs auf deutschen BAB ausmachen und welche Grenzwerte für das Gesamtgewicht gelten, um diejenigen Silhouetten herauszufiltern, die für die Bild in der Simulation infrage kommen. Das Ergebnis ist in Tabelle 1 dargestellt.

Tabelle 1: Klassifizierung der Fahrzeugarten, die nach (8) den größten Anteil des Schwerverkehrs ausmachen, nach Silhouette und Achskonfiguration (9)

Code Fahrzeugsilhouette		Beschreibung Fahrzeugtyp	Grenzwert für Überladung [kg]
8		Lkw (E, E)	18.000
33		Lkw mit Anhänger (E, E + E, E)	36.000
98		Sattelkraftfahrzeug (E, E + Dr)	40.000
E = Einzelachse, Dp = Doppelachse, Dr = Dreifachachse			

Die Benennung der Fahrzeugarten entspricht dabei der Codierung gemäß den Technischen Lieferbedingungen für Streckenstationen (TLS) von 2012 (9). Diese Fahrzeuge werden in der Simulation abgebildet.

3. Modellentwicklung

Für die Erstellung einer Korrekturfunktion muss im Voraus berücksichtigt werden, welche äußeren (vom Messaufbau und Umgebung her festzulegenden) und inneren (fahrzeugseitigen) Faktoren Einfluss auf die Radlastschwankung nehmen können. Hierbei wurde zunächst von einer ideal-ebenen Fahrbahn ausgegangen, so dass im Rahmen dieser ersten Untersuchung Fahrzeugvertikalbewegungen durch Huben, Nicken und Wanken als vernachlässigbar angesehen und folgende Faktoren als relevant eingestuft wurden:

- Einbautiefe des WIM-Sensors
- Radunförmigkeit
- Fahrgeschwindigkeit
- Fahrzeug-Längsbeschleunigung (Antreiben/Abbremsen)

Im Folgenden werden diese Faktoren in der Simulation variiert, um ihre Auswirkung auf die Radlastschwankung abzuschätzen.

3.1 Erstellung der Simulationsmodelle

Um statische Lasten auf Basis der dynamischen Messwerte ermitteln zu können, muss das Schwingungsverhalten aller relevanten Fahrzeugtypen unter verschiedensten Voraussetzungen Berücksichtigung finden. Um diese in der Simulation untersuchen zu können, müssen für die wichtigsten Fahrzeugtypen Mehrkörpersimulationsmodelle (MKS-Modelle) und für die Erfassung des Einflusses der Reifenunförmigkeit zwei physikalische Reifenmodelle (hier FTire Reifenmodelle (Flexible Ring Tire Model)) erstellt werden.

3.1.1 Fahrzeugmodelle

Um die Einflüsse der definierten Eingangsgrößen untersuchen zu können, müssen MKS-Modelle der Fahrzeuge erstellt werden. Hierfür wurden die Silhouetten 8 (Lkw), 33 (Lkw mit Anhänger = Gliederzug) und 98 (Sattelkraftfahrzeug mit Dreifachachse) ausgewählt.

Für die Bild der Bewegungs- und Schwingungszustände der Fahrzeuge wurden Gesamtfahrzeugmodelle der oben definierten Fahrzeugtypen in der Mehrkörpersimulationsumgebung ADAMS/Car® erstellt. Die Auswirkungen der Modellierungstiefe der einzelnen Komponenten sind in (11) gegenübergestellt. Auf Basis dieser Untersuchungen wurde für diesen Anwendungsfall die Bild als reines starres Mehrkörpermodell gewählt, da in einem flexiblen Modell der Rechenaufwand um mehr als das Zehnfache ansteigen würde. Diese Bildsform stellt eine ausreichende und in Verbindung mit den zu erstellenden Reifenmodellen geeignete Modellierungstiefe dar.

3.1.2 Reifenmodelle

Für die Erstellung der notwendigen FTire Reifenmodelle wurden zwei Lkw-Reifen ausgewählt. Es wurde ein Reifen der Dimension 315/70 R 22.5 gewählt. Der zweite Reifen hat die Dimension 385/65 R 22.5.

Durch die unterschiedlichen Eigenschaften der beiden Reifen soll sichergestellt werden, dass der WIM-Sensor im späteren Feldversuch mit verschiedenen Herausforderungen konfrontiert und auf die Zuverlässigkeit der Erfassung hin kontrolliert werden kann. 315/70 R 22.5

3.1.3 Straßenmodelle

Die Simulationen wurden auf virtuellen Straßen mit unterschiedlicher Fahrbahnunebenheit durchgeführt. Zum einen kam eine ideale, plane Straße zum Einsatz (theoretische Allgemeine Unebenheit AUN = 0). Diese dient der theoretischen Betrachtung externer Einflüsse, ohne dass die Fahrbahn das Fahrzeug anregt. Die zweite virtuelle Straße hat einen AUN-Wert von 1 cm^3 . Dies beschreibt den Zielwert für Fernstraßen und den Abnahmewert von Neubautrecken. Die dritte Straße hat $\text{AUN} = 3 \text{ cm}^3$. Dies beschreibt den Warnwert für Beobachtung und Analyse des Fahrbahnzustandes (12). Es wird also auf einer idealen, einer guten und einer schlechten Straße simuliert. So soll für alle benannten Einflussfaktoren untersucht werden, ob die Fahrbahnunebenheit einen verstärkenden oder abschwächenden Einfluss auf die Auswirkung für die dynamische Achslast des Fahrzeugs ausübt.

3.2 Analyse der Einflussfaktoren

Im Folgenden wird der Einfluss der identifizierten Faktoren auf das Schwingungsverhalten simulativ untersucht. Über die Kenntnis des Schwingungsverhaltens der relevanten Achskombinationen soll im Anschluss die Anordnung der verbauten Sensorik im Asphalt verbessert werden.

Die Entwicklung der Korrekturfunktion basiert zunächst auf Simulationsergebnissen. Der Lasteintrag wird über die komplette Reifenaufstandsfläche mit einer Kontaktflächen-Diskretisierung von $2 \times 2 \text{ mm}$ (dx und dy - Bild 3) berechnet. Aus der FTire Berechnung ergeben sich für diese Teilflächen gemittelte Werte des Drucks vertikal zur Fahrbahn.

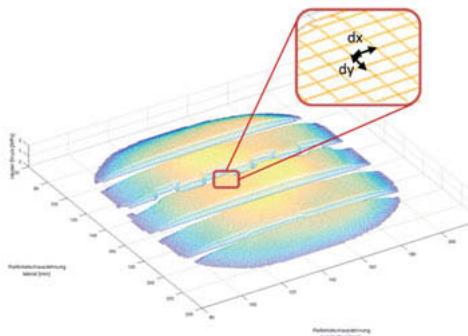


Bild 3: Druckverteilung der Reifenkontaktfäche

Mit dieser Auflösung kann für die 50 mm lange Sensorfläche eine resultierende Sensorkraft ermittelt werden. Die Breite des Sensors deckt die komplette Fahrspur ab, sodass auch die Reifenkontaktfäche in laterale Richtung vollständig abgedeckt wird.

Im Folgenden werden die Ergebnisse der simulativen Einflussfaktorenanalyse der oben genannten Faktoren dargestellt.

3.2.1 Einbautiefe

Die reduzierte Kontaktfläche in longitudinaler Richtung ist beim Einsatz und beim Betrieb des Sensors auf der realen Straße zu berücksichtigen. Ein zur Fahrbahnoberfläche zu tief eingelassener („Nut“) oder zu hoch aufsetzender („Leiste“) Sensor erfasst Druckverteilungsanteile, die vom idealen planen Einbauzustand („plan“) abweichen. Der Reifen verliert lokal den Kontakt zum Sensor oder stützt sich lokal verstärkt auf dieser Sensorfläche ab (siehe Bild 4 – Simulation des Sattelzugs (Sil98) mit 80 km/h auf einer idealen, planen Straße mit einer um 2 mm eingelassenen Nut (links) und 2 mm aufsetzenden Leiste (rechts)).

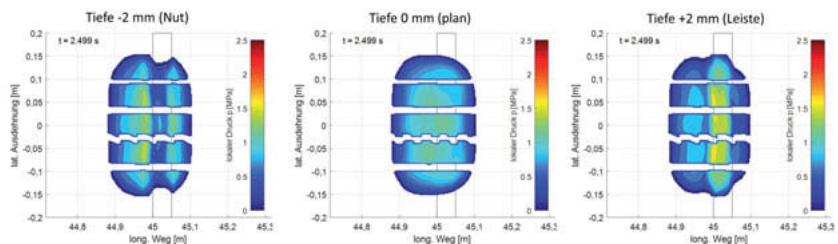


Bild 4: Einfluss der Einbauposition des Sensors auf die Druckverteilung

Aus der Druckverteilung auf der Sensorfläche ergibt sich für die Nut eine reduzierte Kraftverteilung bezogen auf die plane Einbauposition (siehe Bild 5). Ein von der Straße hervorstehender Sensor erhöht hingegen die Druckverteilung auf dem Sensor.

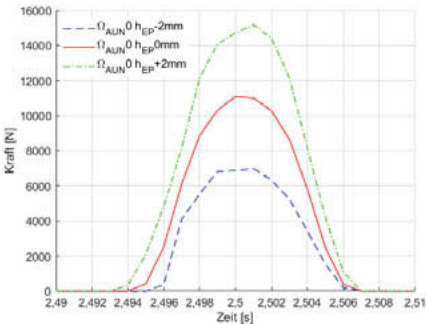


Bild 5: Einfluss der Sensoreinbauposition auf die resultierende Sensorkraftmessung

Der Einfluss eines fehlerhaft eingebauten Sensors ist sehr hoch. Es muss im Betrieb sichergestellt werden, dass der Sensor plan zur Fahrbahnoberfläche eingebaut ist.

3.2.2 Radunförmigkeit

Die Schwerpunktverlagerung der rotierenden Radträgheiten und weitere Einflüsse (bspw. Unförmigkeiten des Materials) verursachen Radlastschwankungen von bis zu 500 N auf einer planen Straße. Mit einer exzentrisch positionierten zusätzlichen Radunwucht von $m_{RU} = 1,2$ kg können diese Schwankungen simulativ nachgebildet werden.

Als Bewertungsmaß wird der Effektivwert der dynamischen Schwankung herangezogen (vgl. Bild 6 – Simulationen von #Sil98 mit 80 km/h auf unterschiedlichen Fahrbahnen mit und ohne Radunförmigkeit).

Dyn. Radlastschwankung (RMS)			
	$\Omega_{AUN,0} = 0\text{ cm}^3$	$\Omega_{AUN,1} = 1\text{ cm}^3$	$\Omega_{AUN,3} = 3\text{ cm}^3$
$m_{RU} = 0\text{ kg}$	24 N	546 N	869 N
$m_{RU} = 1,2\text{ kg}$	329 N	553 N	883 N

Bild 6: Einfluss der Radunförmigkeit und Fahrbahnunebenheiten auf die dynamische Radlastschwankung

Es zeigt sich, dass bei einer ideal-planen Straße eine Reifenunförmigkeit zu einer deutlichen Erhöhung der Radlastschwankung führt. Aus der vergleichenden Darstellung der Effektivwerte für reale Straßen ($\Omega_{AUN,1} = 1 \text{ cm}^3$ und $\Omega_{AUN,3} = 3 \text{ cm}^3$) zeigt sich aber ebenfalls, dass der Einfluss der Radunförmigkeit auf die Radlastschwankung gegenüber dem Einfluss der fahrbahn-induzierten Schwankung gering ausfällt.

Der Einfluss der Radunförmigkeit ist somit bei der Betrachtung realer Straßenoberflächen im Vergleich zum Einfluss der Fahrbahnebenheit vernachlässigbar klein.

3.2.3 Fahrgeschwindigkeit

Anhand des Effektivwertes der Radlastschwankung ist in Bild 7 auch der Einfluss der Fahrgeschwindigkeit auf die dynamische Radlastschwankung dargestellt (Simulationen von Sil98 (Sattelzug) unter der Berücksichtigung einer Reifenunförmigkeit und der idealen bzw. schlechtesten Fahrbahn).

Dyn. Radlastschwankung (RMS)		
	$\Omega_{AUN,0} = 0 \text{ cm}^3$	$\Omega_{AUN,3} = 3 \text{ cm}^3$
$v = 80 \text{ km/h}$	328 N	883 N
$v = 50 \text{ km/h}$	161 N	806 N

Bild 7: Einfluss der Fahrgeschwindigkeit auf die dynamischen Radlastschwankung mit einer angenommenen Unwucht von $m_{RU} = 1,2 \text{ kg}$

Die fahrbahninduzierte Radlastschwankung wird durch die Erhöhung der Fahrgeschwindigkeit von 50 km/h auf 80 km/h bei der realen Straße mit dem Unebenheitsgrad $\Omega_{AUN} = 3 \text{ cm}^3$ um 9,6 % erhöht.

Eine Verringerung der erlaubten Maximalgeschwindigkeit im Bereich der Messstelle kann im fließenden Verkehr somit zu geringeren dynamischen Radlastschwankungen führen, was sich positiv auf die Genauigkeit des Wiege-Ergebnisses auswirkt.

3.2.4 Geschwindigkeitsänderung

Längsdynamische Effekte auf dynamische Radlastschwankungen sind nur bei Verzögerungen zu identifizieren. Positive Beschleunigungen fallen bei höchster Beladung des Gesamtfahrzeugs gering ($a_{x,max} = +0,5 \text{ m/s}^2$ (13)) aus, sodass dabei kaum mit dynamischen Effekten zu rechnen ist, die einen signifikanten Einfluss auf das Messergebnis haben. Der Gesetzgeber schreibt eine minimale mögliche negative Beschleunigung aus 60 km/h von bis zu $a_x = -5 \text{ m/s}^2$ vor (14), die ein Lkw aufbringen können muss. Sollte ein Fahrzeug kurz vor der Messstelle bremsen, so wird die resultierende Aufbaubewegung auch die Messung des Fahrbahnsensors

beeinflussen. Je nachdem zu welchem Zeitpunkt der Sensor während der dynamischen Schwingungsvorgänge überfahren wird, kann es zu einem reduzierten oder aber auch zu einem erhöhten Messergebnis der Radlast kommen (siehe Bild 8 – Simulation von Sil98 (Sattelzug) bei 80 km/h auf einer idealen Straße mit einer Abbremsung mit einer Verzögerung von ca. 5 m/s^2).

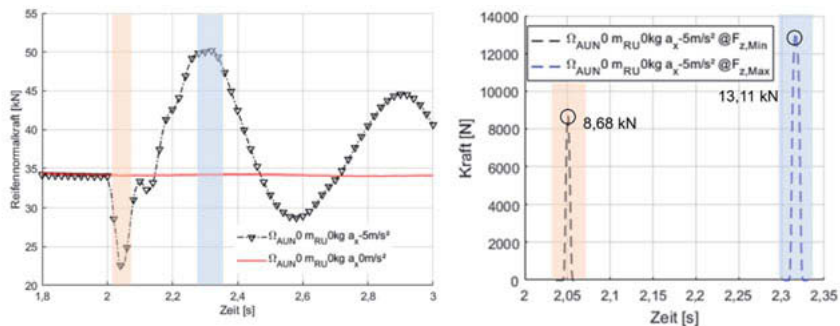


Bild 8: Einfluss einer Längsverzögerung ab $t = 2 \text{ s}$ auf das zweite Rad des Aufliegers (rechte Fahrzeugseite).

Die erste Fahrzeugreaktion auf eine starke Abbremsung führt im zweiten Rad des dreiachsigen Aufliegers zu einer Reduktion der erfassten Radlast (ca. 0,05 s nach der Bremsung). Die Messung ca. 0,3 s nach der Bremsung ergibt eine Erhöhung der Sensorkraft. Starkes Abbremsen eines Lkw im Moment der Überfahrt des Sensors muss somit zuverlässig erkannt werden, damit diese Messung ausgeschlossen wird.

3.3 Validierung

Zur erstmaligen Validierung der Methodik und ggfs. Anpassungen der Korrekturfunktionen sind eine Reihe von Validierungsfahrten auf einem gesperrten Autobahnabschnitt der A 61 zwischen dem Autobahndreieck Mönchengladbach-Wanlo und dem Dreieck Jackerath in Fahrtrichtung Venlo durchgeführt worden. Diese Strecke hatte einige Vorteile im Vergleich zu anderen Strecken oder Betriebszufahrten: u.a. war die gesperrte A 61 mit einer ausreichend hohen Geschwindigkeit zu befahren und der Deckenaufbau lässt einen Vergleich zur hochbelasteten Autobahn zu. Darüber hinaus hat die Strecke am Anfang und am Ende eine Wendemöglichkeit für die Versuchsfahrzeuge geboten. Für diese ersten Versuche wurde eine Sensorreihe in die Asphaltdecke eingebaut, siehe Bild 9.



Bild 9: Rad im Moment der Überfahrt des Sensors

Die Ergebnisse des Labortests werden im Folgenden detailliert dargestellt.

3.3.1 Labortest

Die Validierungsfahrten wurden für drei typische Lkw-Klassen im BAB-Fernverkehr – Sattelzug, Lkw ohne Anhänger und Lkw mit Anhänger durchgeführt, siehe Bild 10. Drei unterschiedliche Beladungszustände – voll, halbvoll und leer – wurden mittels 1000 L IBC Wassercontainer verwirklicht.



Bild 10: Versuchsfahrzeuge im Zuge der Validierung – Sattelzug (Sil98), Lkw (Sil8) und Lkw mit Anhänger (Sil33)

Die Fahrzeuge wurden jeweils vor der Fahrt auf der Teststrecke statisch verwogen und diese Werte wurden als Referenzwerte für die weiteren Auswertungen verwendet. Die statische Verwiegung ist mit einer geeichten Waage durchgeführt worden.

Tabelle 2 zeigt die Ergebnisse der statischen Verwiegungen von den Versuchsfahrzeugen in drei unterschiedlichen Beladungszuständen.

Tabelle 2: Das Gewicht der Versuchsfahrzeuge nach statischer Verwiegung

	Leer [kg]	Halbvoll [kg]	Voll [kg]
Lkw	10.420	14.360	18.340
Gliederzug	10.515 + 3.090	20.260 + 12.140	25.180 + 18.040
Sattelzug	15.640	27.620	39.960

3.3.2 Sensorkonzept (Labortest)

Basisgedanke dieses in Bild 11 skizzierten Versuchsaufbaus war primär die Möglichkeit der Verifizierung der Daten einer einzigen Sensorreihe (WIM-Sensoren); Ziel dabei war festzustellen, wie diese eine Sensorgruppe (linker und rechter Sensor) reagiert, bzw. seine Daten zu interpretieren sind. Um die Schwingungseigenschaften validieren zu können, sind einige Fahrten mit Schwellen in drei unterschiedliche Positionen vor dem WIM-Sensoren – 50 cm, 100 cm und 150 cm und 150 cm – durchgeführt worden.

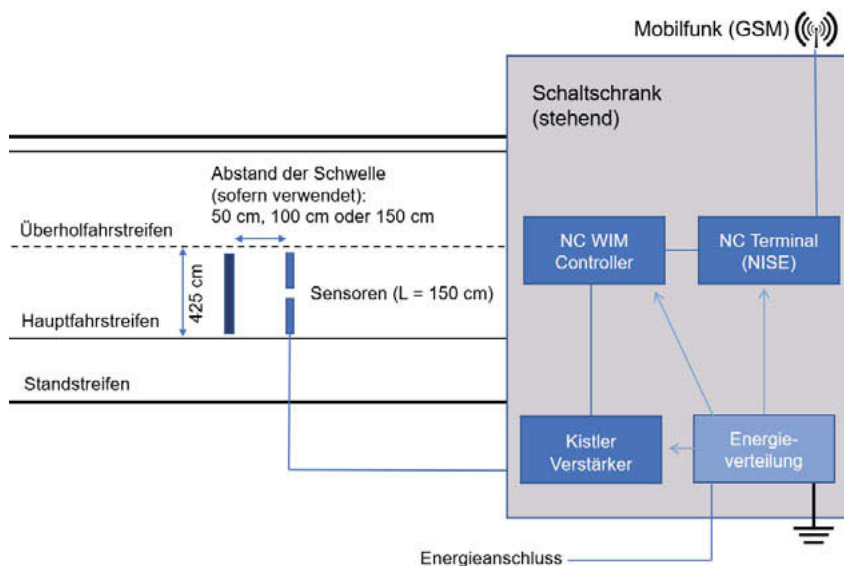


Bild 11: Sensorkonzept Labortest

3.3.3 Auswertung

Die Bild 12 zeigt den Vergleich der gemessenen Gewichte durch die Sensoren (dynamische Last) mit dem realen Gewicht, bestimmt durch statische Verwiegunen (statische Last).

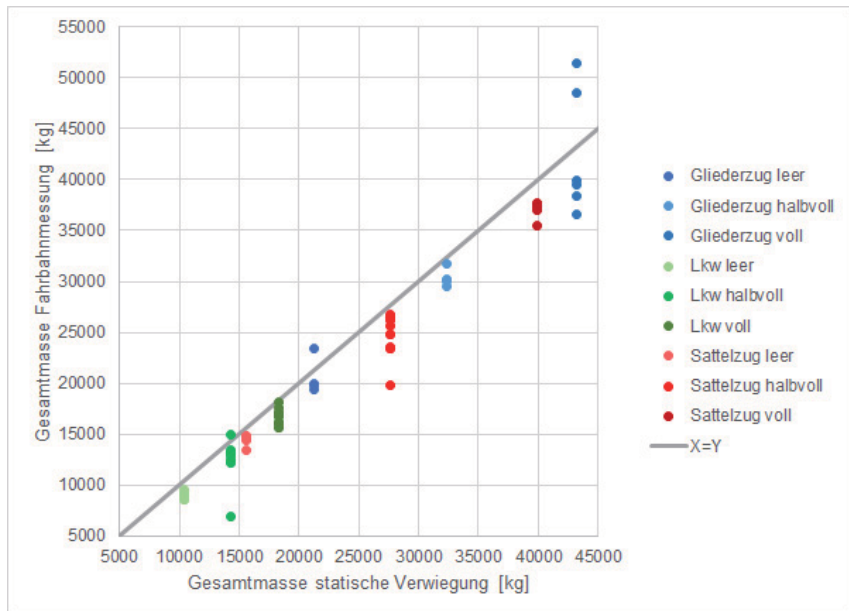


Bild 12: Der Vergleich der Gesamtmasse aus der Fahrbahnmessung und der Gesamtmasse aus der statischen Verwiegung

Die Gewichtsabweichungen vom statisch verwogenen Gewicht und dem Gewicht aus den WIM-Sensoren sind für die Lkw-Klassen in unterschiedlichen Beladungszuständen in Tabelle 3 dargestellt. Diese Abweichung kann als Ungenauigkeit der WIM-Sensoren interpretiert werden.

Tabelle 3: Ungenauigkeit der WIM-Sensoren im Validierungsversuch

	Leer	Halbvoll	Voll
Lkw	14,14 %	10,65 %	14,14 %
Lkw m. A.	7,42 %	6,47 %	12,32 %
Sattelzug	7,76 %	11,27 %	7,76 %

In einer weiteren Untersuchung wurde die Verteilung des Gesamtgewichtes der Lkw-Klassen auf die einzelnen Achsen, auf Grundlage der Auswertungen der Messungen an der A 61 im Rahmen des Forschungsprojektes FE 84.107/2009 [Verkehrslastmodelle für die Nachrechnung von Straßenbrücken im Bestand] ermittelt. Die

Tabelle 4 enthält die Zahlenwerte aus oben genannten Untersuchung für die Verteilung des Gesamtgewichtes der Fahrzeuge auf die einzelnen Achsen.

Tabelle 4: Verteilung der Gesamtgewichte auf die einzelnen Fahrzeugachsen [%]

Achse	Lkw m. A.	Sattelzug	Lkw
1	20,9 %	20,8 %	44,9 %
2	25,8 %	28,1 %	55,1 %
3	16,1 %	17,0 %	
4	19,5 %	17,0 %	
5	17,7 %	17,1 %	

Die Verteilung der Gesamtgewichte auf die einzelnen Fahrzeugachsen wurden auf Grundlage der in FE 84.107/2009 vorgeschlagenen Achslastverteilung für drei Lkw Klasse und Beladungszustände im Zuge der Validierungsversuche berechnet. Die prozentuale Abweichung des Gewichtes der aus dem Gesamtgewicht berechneten Achslasten für drei Lkw Klassen nach Achsennummer sind in

Tabelle 5 bis Tabelle 7 für den Lkw mit Anhänger, den Sattelzug und den Lkw visualisiert.

Tabelle 5: Abweichungen nach den einzelnen Achsen und verschiedenen Beladungszuständen für den Lkw mit Anhänger [%]

Achse	ohne Ladung	halb beladen	voll beladen
1	35,8 %	-3,3 %	-12,2 %
2	- 17,1 %	-7,0 %	-4,7 %
3	-25,0 %	-11,5 %	-8,3 %
4	-26,3 %	11,5 %	20,7 %
5	-21,7 %	-24,6 %	-5,1 %

Tabelle 6: Abweichungen nach den einzelnen Achsen und verschiedenen Beladungszuständen für den Sattelzug [%]

Achse	ohne Ladung	halb beladen	voll beladen
1	63,5 %	0,8 %	-15,4 %
2	-22,6 %	-20,1 %	0
3	-27,1 %	-10,8 %	-8,6 %
4	-28,2 %	-9,9 %	-5,4 %
5	-30,5 %	-13,3 %	-9,7 %

Tabelle 7: Abweichungen nach den einzelnen Achsen und verschiedenen Beladungszuständen für den Lkw [%]

Achse	ohne Ladung	halb beladen	voll beladen
1	11,2 %	-0,4 %	-3,4 %
2	34,8 %	-24,8 %	-13,7 %

3.4 Erstellung der WIM-Korrekturfunktion

Ziel der WIM-Korrekturfunktion ist, die an dem WIM-Sensor gemessene Achslast um die dynamische Achslast, die aus den Unebenheiten der Fahrbahn entstammt, zu bereinigen. Dazu wird der über die WIM-Anlage laufende Verkehr unter Kenntnis der 3D-Oberfläche im Umfeld des WIM-Sensors simuliert und die durch den Schwerverkehr verursachte Achslastschwankung am Sensor berechnet. Der Schwerlastverkehr wird mittels dreidimensionaler Teilfahrzeugmodelle abgebildet, die mit konstanter Geschwindigkeit (80 km/h), aber unterschiedlichen Beladungszuständen die WIM-Anlage passieren. Die Fahrzeuge werden so ausgelegt, dass sie die typische Achslastverteilung des Schwerverkehrs auf einer Autobahn widerspiegeln.

Das Ziel der WIM-Korrekturfunktion ist, die an dem WIM-Sensor gemessene Achslast um die dynamische Achslast, die aus den Unebenheiten der Fahrbahn entstammt (individuell für jede WIM Einbaustelle), zu bereinigen. Dazu wird der über die WIM-Anlage laufende Verkehr unter Kenntnis der 3D-Oberfläche im Umfeld des WIM-Sensors simuliert und die durch den Schwerverkehr verursachte Achslastschwankung am Sensor berechnet. Der Schwerlastverkehr wird mittels der in Kapitel „Kalibrierfunktion“ beschriebenen und validierten dreidimensionalen Teilfahrzeugmodelle abgebildet, die mit konstanter Geschwindigkeit (80 km/h), aber unterschiedlichen Beladungszuständen die WIM-Anlage passieren. Die Fahrzeuge wurden so ausgelegt, dass sie die typische Achslastverteilung des Schwerverkehrs auf einer Autobahn widerspiegeln.

Bild 13 gibt die Fahrbahnebenheit im Bereich des WIM-Sensors auf der A 61 wieder. Die linke Bildhälfte zeigt die 6 Längsprofile, die aus einer 3D-Oberflächenmessung extrahiert wurden und in denen sich die Rollspuren der Lkw-Räder der Fahrzeugteilmodelle befinden. Sie dienen als Anregung des zu simulierenden Verkehrs. Im rot markierten Bereich befindet sich der WIM-Sensor. Dieser Bereich ist vergrößert in der rechten Bildhälfte von Bild 13 und Bild 14 dargestellt. Der rote senkrechte Strich in der rechten Bildhälfte markiert den Ort des Sensors. Man erkennt deutlich ein 4 Meter langes Plateau, das durch Ebenheitsschleifen im Vorfeld des Sensors erstellt worden ist.

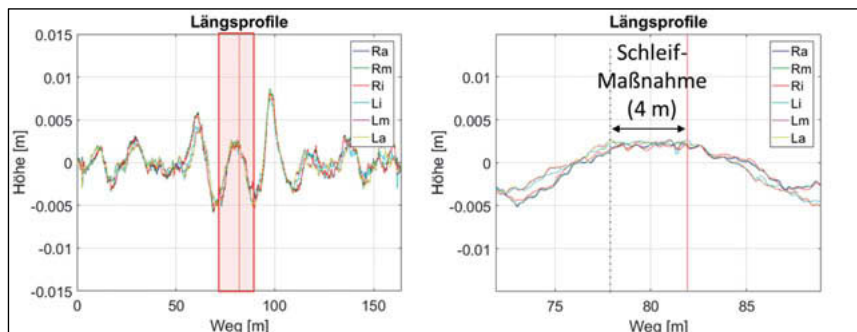


Bild 13: Unebenheiten im Bereich der WIM-Sensors

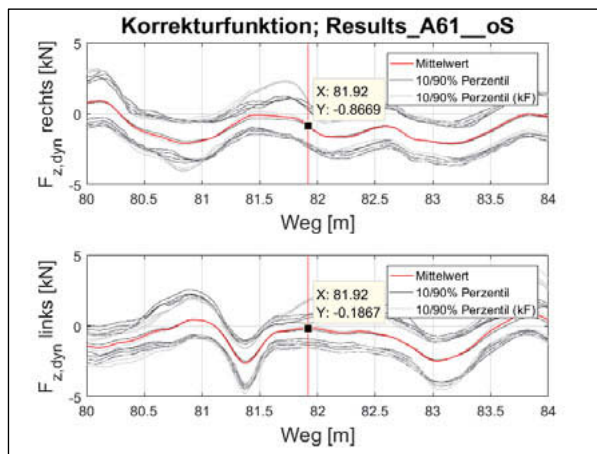


Bild 14: Korrekturfunktion für den WIM-Sensor auf der A 61

Durch Überfahren der in Bild 14 dargestellten Unebenheiten mit dem in Kapitel „Verkehrszusammensetzung im Güterfernverkehr“ dargestellten Schwerverkehr und den bereits beschriebenen Fahrzeugmodellen ist es im Folgenden möglich, die durch Unebenheiten verursachten Radlastschwankungen an dem WIM-Sensor zu bestimmen. Die durch die linke Fahrzeugseite verursachte Radlastschwankung am Sensor ist in Bild 14 in der unteren Bildhälfte und die durch die rechte Fahrzeugseite verursachte Radlastschwankung in der oberen Bildhälfte abgebildet (jeweils 10 %-90 %-Perzentilwerte).

Wie aus der Bild 14 zu entnehmen ist, sagt die Verkehrssimulation für die Position des WIM-Sensors eine Radlastminderung voraus – und zwar für die rechte WIM-Seite im Mittel von 867 Newton und für die linke WIM-Seite von 187 Newton, so dass laut Simulation von einer Fehlmessung von rund 1000 Newton, also 100 kg bedingt durch Fahrbahnebenheiten an dem WIM-Sensor auszugehen ist.

Bild 15 zeigt die Verteilung der dynamischen Achslasten (linke und rechte Radlast kombiniert) für den nachgebildeten Schwerverkehr. Danach ergibt sich, wie bereits angesprochen, an der WIM eine Achslastminderung im Mittel von 1,05 kN mit einer Streuung (Standardabweichung) von 1,7 kN. Der Streubereich (3-mal Standardabweichung) liegt bei ca. +/- 5 kN um den Mittelwert.

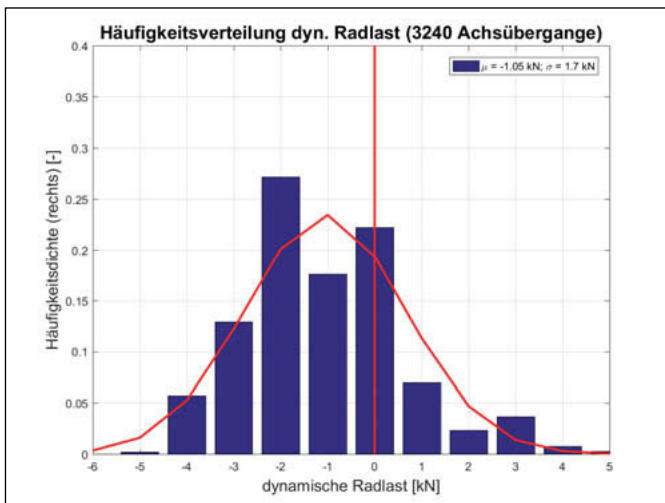


Bild 15: Radlastschwankungen auf der A 61 an der Position des WIM-Sensors (Simulation durch Unebenheits-Verkehrs-Modell)

Ein erster Vergleich der mittels einer Waage verwogenen Fahrzeuge, die bei den Versuchen auf der A 61 verwendet worden waren, und den aus den WIM-Sensoren extrahierten Achslasten konnte allerdings die in Bild 16 dargestellte Vermutung nicht stützen, wonach es an dem WIM-Sensor tendenziell zu einer Verminderung der Achslastangabe kommen müsste. Bild 16 zeigt den Messfehler des Sensors in Bezug auf die statische Verwiegung der Achsgewichte. Die Fehlerverteilung ist in Bild 17 gezeigt. Danach ergab sich eine Differenz zur statischen Messung von im Mittel -8,4 % und eine Streuung (Standardabweichung) von 7,6 %. Der systematische Fehler in Form einer Minderbewertung der Achslast deckt sich allerdings mit der Vorhersage einer Minderbewertung infolge der Fahrbahnunebenheiten. Allerdings sagt das Modell einen deutlich kleineren systematischen Fehler von ca. 1 kN durch Fahrbahnunebenheiten voraus. Das wären bei einer mit 10 Tonnen belasteten Achse $1/100 = 1\%$ und bei einer mit 5 Tonnen belasteten Achse $1/50 = 2\%$. Das bedeutet, dass die hohen Messfehler der WIM-Anlage nicht allein auf die Unebenheiten zurückgeführt werden können.

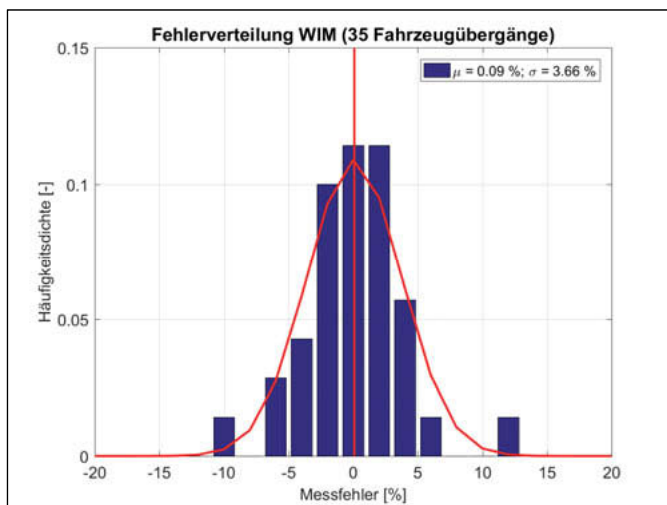


Bild 16: Abweichungen des WIM-Sensors auf der A 61 von der statischen Verwiegung; vorgeschriebene Fahrtrichtung Venlo, 35 Fahrzeugübergänge

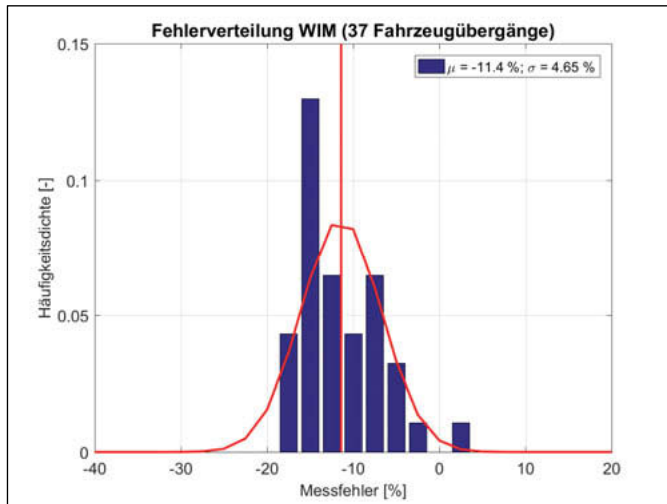


Bild 17: Abweichungen des WIM-Sensors auf der A 61 von der statischen Verwiegung; vorgeschriebene Fahrtrichtung Venlo, 35 Fahrzeugübergänge; nach Korrektur der WIM-Daten

4. Optimierung des geplanten Gesamtsystems

Um die ideale Auslegung des Sensorkonzepts für die Feldstudie zu ermitteln, wurden die Überfahrten mit den schon vorgestellten drei Fahrzeugsilhouetten (Lkw Sil8, Lkw mit Anhänger Sil33 und Sattelzug Sil98) simuliert.

Für das Sensorkonzept wurden fünf Messstellen geplant. Aus Erfahrungswerten des Projektpartners Neurosoft geht hervor, dass diese in der Regel mit Abständen von je 4,5 m installiert werden. Die Simulation dieses Aufbaus ergibt eine maximale prozentuale Abweichung des Messergebnisses vom tatsächlichen Fahrzeuggewicht von 7,74 %.

Unter der Annahme, dass aus einer WIM-Messung die korrekte Rad- bzw. Achslast bestimmt wird, wurden fünf Messstellen so auf dem Wegsignal verteilt, dass die Radlast mit einer hohen Genauigkeit aus dem Mittelwert der von den fünf Messstellen erfassten dynamischen Radlast ermittelt werden kann. Innerhalb der Matlab®-Optimization-Toolbox wurde die Verteilung mit einem Optimierungsalgorithmus optimiert. Für jeden Optimierungsschritt wurde hierfür die prozentuale betragsmäßige Abweichung der Mittelwerte von der statischen Achslast ermittelt (siehe Gl. 1).

$$G = 0 = \max \left(\left| 1 - \frac{F_{z,mittel,\#Sil8}}{F_{z,stat,\#Sil8}} \right| ; \left| 1 - \frac{F_{z,mittel,\#Sil33}}{F_{z,stat,\#Sil33}} \right| ; \left| 1 - \frac{F_{z,mittel,\#Sil98}}{F_{z,stat,\#Sil98}} \right| \right) \quad \text{Gl. 1}$$

Der Optimierungsalgorithmus gibt für fünf Messstellen Abstände von 6,73 m (Zwischen Messstelle 1 und 2), 4,54 m (zwischen MS 2 und 3), 5,13 m (zwischen MS 3 und 4) und 0,76 m (zwischen MS 4 und 5) aus.

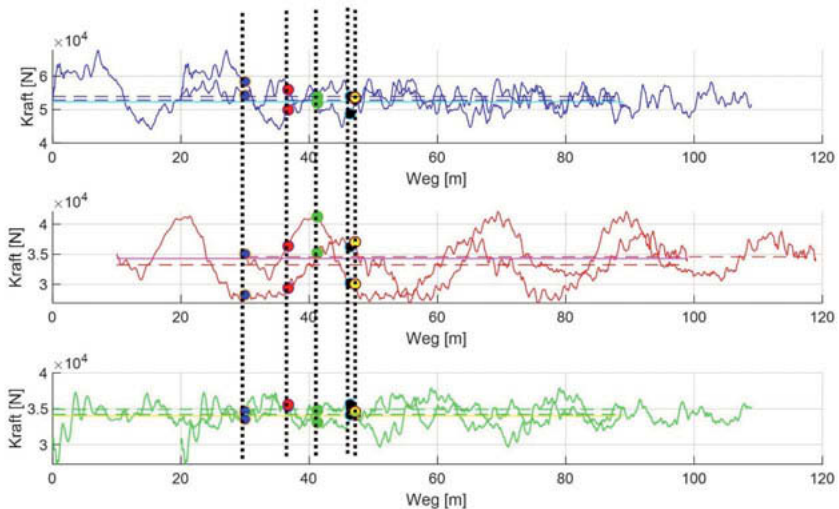


Bild 18: Ergebnis der Messstellenoptimierung der Silhouetten Sil8 (oben), Sil33 (mittig) und Sil98 (unten)

Die sich hieraus ergebende prozentuale Abweichung der gemessenen Radlast zur statischen Radlast ist abhängig von der Positionierung der Messstellen auf der eingelesenen Straße. Die maximale prozentuale Abweichung beträgt bei der digitalen Straße mit der Unebenheit $AUN = 3 \text{ cm}^3 \Delta G = 3,09 \%$. Somit kann festgehalten werden, dass die statische Radlast eines fahrenden Nutzfahrzeugs, welches durch eine Straßenunebenheit einer durchschnittlichen Straße ($AUN3$) allein aus den Messstellen mit einer Genauigkeit von etwa 97 % zu ermitteln ist.

Weiterhin wurden die optimalen Abstände zwischen den Messstellen für verschiedene Anzahlen von Messstellen (1-10) iteriert und die Startpunkte auf der virtuellen Bild der Straße variiert (siehe Bild 19).

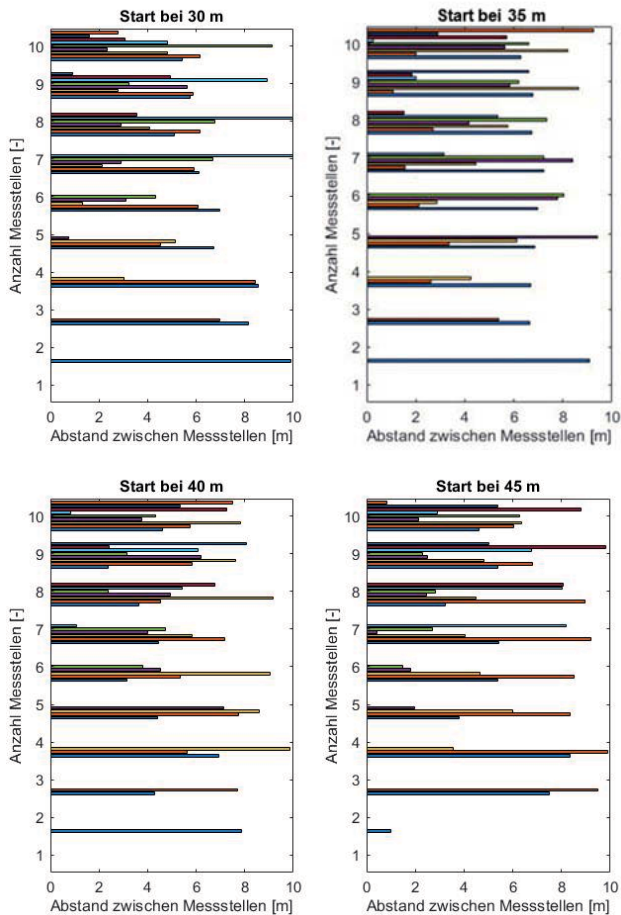


Bild 19: Unterschiedliche Optimierungsergebnisse der Messstellenabstände bei verschiedenen Anzahlen

Aus Bild 19 wird ersichtlich, dass die optimale Verteilung der Messstellen keinem gleichmäßigen Muster folgt. Entscheidend ist für eine zuverlässige Erfassung der Radlast, dass die Sensorabstände variiert werden.

Die Optimierung der Anzahl an Messstellen ergibt eine empfohlene Mindestanzahl von 4 Messstellen, um in der Simulation bei vier von fünf Optimierungssiterationen eine Abweichung

von unter 4 % zu erzielen. Bei sechs Messstellen liegen alle Optimierungsiterationen bei unter 3 % Abweichung.

5. Zusammenfassung & Ausblick

Die vorangegangenen Ausführungen haben aufgezeigt, dass ein großer Bedarf für eine hochgenaue und dynamische Verwiegung der einzelnen Achslasten besteht. Die bisherigen Verfahren zur dynamischen Verwiegung mittels WiM-Verfahren genügen allerdings noch nicht für eine automatisierte Gewichtskontrolle des Schwerverkehrs. Um den dynamischen Anteil der Lasten besser bestimmen zu können, sollen Informationen aus der Straßenbeschaffenheit, insbesondere der Ebenheit, sowie der Fahrzeugaufbauten genutzt werden, um die eigentlichen Messwerte um die dynamischen Anteile zu korrigieren.

Für die Erstellung einer Korrekturfunktion wurde daher zunächst über Simulationsmodelle (Fahrzeug, Reifen, Fahrbahn) der Einfluss der identifizierten Faktoren auf das Schwingungsverhalten untersucht. Somit konnten die Fehlereinflüsse unterschiedlicher Randbedingungen, wie z.B. die Einbautiefe der Sensorik, die Reifenunförmigkeit oder die Geschwindigkeit, bestimmt werden. Im Anschluss wurden die Erkenntnisse im Rahmen einer Feldstudie validiert. So konnten neben der Überprüfung der Methodik auch Anpassungen der Korrekturfunktionen über eine Reihe von Validierungsfahrten auf einem gesperrten Autobahnabschnitt vorgenommen werden.

Im weiteren Projektverlauf werden die gewonnenen Erkenntnisse genutzt, um das Gesamtkonzept im realen Verkehr zu optimieren. Die Anzahl der geplanten Sensorreihen wird auf Basis der Simulation angepasst und ein geeigneter Autobahnabschnitt für die Validierungsmessungen ausfindig gemacht.

Bei einem erfolgreichen Projektabschluss steht mit dem System eine hochgenaue Bestimmung der Achslasten zum Schutz der Verkehrsinfrastruktur zur Verfügung. Neben der Erhöhung der Genauigkeit stellt aber auch die mögliche Integration der infrastrukturellen Randbedingungen (Ebenheit, Neigung, ...) einen sehr hohen Nutzen dar, da die Auswahl von geeigneten Sensorstandorten deutlich flexibler gestaltet werden kann.

Literaturverzeichnis

1. *Verkehrsverflechtungsprognose 2030*. Berlin : Bundesministerium für Verkehr und digitale, 2014.
2. Jürgen Berlitz, Dr. Wiebke Thormann, Wolfgang Kugele. *Brücken der Bundesfernstraßen*. München : ADAC e. V. , 2013.
3. *Brückenstatistik*. Bergisch Gladbach : Die Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt), 2019.
4. Bernard Jacob, Véronique Feypell-de La Beaumelle. Improving truck safety: Potential of weigh-in-motion technology. *IATSS Research*. 2010, 34.
5. *Defining road and rail vehicles with a low environmental footprint*. L.D. Poulikakos, R.M. Mayer, K. Heutschi, P. Soltic, A. Lees, H. Van Loo. Warsaw : Elsevier, 2016.
6. Kistler. Lineas quartz sensor. US 5,461,924 Schweiz, 2018.
7. International Organization of Legal Metrology. Automativ instruments for weighing road vehicles in motion and measuring axle loads. Part 1: Metrological and technical requirements - Tests. *OIML R 134-1 International Recommendation*. 2006.
8. Wolf, A. Modell zur straßenbautechnischen Analyse der durch den Schwer-verkehr induzierten Beanspruchung des BAB-Netzes. Bergisch gladbach : Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt), 2010.
9. *Technische Lieferbedingungen für Streckenstationen*. Berlin : Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung , 2012. TLS2012.
10. *Aktualisierung und Anpassung der Straßenbelastungsdaten für die Dimensionierung*. Bergisch Gladbach : Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt), 2018. 04.0285/2014/ORB.
11. Winkler, T., Wegener, D. and Eckstein, L. Determination of vehicle induced road load collectives - Simulation methods and challenges. 2017.
12. Heißing, B., Ersoy, M. und Gies, S. Fahrwerkhandbuch. Grundlagen, Fahrdynamik, Komponenten, Systeme, Mechatronik, Perspektiven. *ATZ/MTZ-Fachbuch*. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2013.
13. Truck acceleration behavior study and acceleration lane length recommendations for metered on-ramps. . YANG, G., et al. s.l. : International Journal of Transportation Science and Technology, 2016.
14. HOEPKE, E. und BREUER, S. *Nutzfahrzeugtechnik. Grundlagen, Systeme, Komponenten*. Wiesbaden : Springer, 2016.

Auslegungs- und Optimierungsmethode von Verbundlenkerachsen

Prof. Dr.-Ing. **Xiangfan Fang**, **Jens Olschewski** M.Sc.,
Dr.-Ing. **Kanlun Tan**, Lehrstuhl für Fahrzeugbau, Universität Siegen

Kurzfassung

Das Ziel bei der Konzeptentwicklung einer Verbundlenkerachse (VLA) ist, die Anforderungen bezüglich der Kinematik und Elastokinematik, der Steifigkeit und der Betriebsfestigkeit bei minimalem Gewicht und minimalen Kosten zu erfüllen. Konzeptvariablen wie die Positionen der Hardpoints, die grundlegenden geometrischen Formen und Verläufe sowie Querschnitte der Bauteile sind zu bestimmen. Die Herausforderung besteht vor allem in den sehr komplexen Wechselwirkungen zwischen den kinematischen und den Steifigkeitseigenschaften. Genaue Kenntnisse über diese Eigenschaften unter den verschiedensten Lastbedingungen sind von großer Bedeutung, da sie das Fahrverhalten des Gesamtfahrzeugs maßgeblich beeinflussen.

Die Neuentwicklung einer VLA beginnt mit der Bestimmung eines Konzepts ausgehend von Benchmarking und Erfahrungen. Dabei werden zunächst CAD-Modelle aufgebaut und FEM/MKS-Simulationen durchgeführt. Die Ergebnisse der CAE-Berechnungen lassen dann eine Aussage darüber zu, ob der Konzeptentwurf die geforderten Zielwerte erfüllen kann und somit weiterverfolgt werden soll. Bedingt durch diese Methodik basiert die Qualität der finalen Entwicklung maßgeblich auf dem ersten Konzeptentwurf. Folglich bewirkt ein nachteiliger Konzeptentwurf eine längere Entwicklungsdauer und möglicherweise ein unzulängliches Endergebnis.

Der hier vorgestellte Algorithmus FastCon-TBA ist ein Entwicklungswerkzeug, welches die oben beschriebene Aufgabe des ersten Konzeptentwurfs wesentlich vereinfacht und effizienter gestaltet. FastCon-TBA bestimmt vollständig analytisch ohne CAD und CAE, basierend auf den eingegebenen Konzeptvariablen, alle relevanten Eigenschaften des Ausgangskonzepts. Neben den kinematischen Eigenschaften werden auch die Deformationen des Achskörpers sekundenschnell berechnet. Dabei werden alle Bauteile der Achse durch Balkenelemente abschnittsweise angenähert. Diese Elemente sind in einem 3-dim. Bauraum angeordnet und können jeweils eine andere Querschnittseigenschaft aufweisen. Die Verformungen der Balken

werden elementweise und unter Berücksichtigung der Lagerbedingungen bestimmt. Durch Superposition kann so letztlich das Gesamtdeformationsbild des Achskörpers abgebildet werden. Für die Auslegung des Gesamtsystems kann der Achsentwurf zusätzlich mit gewünschten Gummilagereigenschaften gekoppelt werden. Somit kann beispielsweise der Einfluss von spurkorrigierenden Effekten durch die Lageranstellung berücksichtigt werden.

Diese analytische Konzeptberechnung wird mit einer mathematischen Optimierung gekoppelt. Durch ein benutzerdefiniertes Benotungssystem kann das restringierte endlich-dimensionale Vektoroptimierungsproblem der Zielwerte auf ein skalares Optimierungsproblem vereinfacht werden. Damit kann ein optimales Konzept innerhalb von < 2 Minuten identifiziert werden.

Anhand von Berechnungsbeispielen an existierenden VLA wird gezeigt, dass das FastCon-TBA eine ausreichend hohe Genauigkeit aufweist und damit für die Praxisanwendung einsatzfähig ist. Darüber hinaus erhält man abhängig von den Bauraum- und Fertigungsbedingungen verschiedene und teilweise bisher unbekannte Konzepte.

1. Einführung – Konzeptentwicklung einer Verbundlenkerachse

Aufgrund fortschreitender Entwicklungen findet die Verbundlenkerachse wieder Einzug in die Kompaktklasse. Erstmals in Serienanwendung 1974 für den Golf I und VW Scirocco eingeführt [1, 2], zeigt sie bis heute Vorteile durch den einfachen Aufbau in Kombination mit dem geringen Gewicht des Achskörpers. Der torsionsweiche Querträger der VLA verbindet in Querrichtung den linken und rechten Längslenker miteinander und ermöglicht so ein Verhalten ähnlicher einer Einzelradaufhängung für wechselseitigen Radhub. Beim gleichseitigen Radhub ähnelt das Verhalten einer Starrachse, wodurch geringe Sturz- und Spurwinkeländerungen auftreten.

Die Hauptanforderungen an die Verbundlenkerachse sind neben der definierten Kinematik und Elasto-kinematik die Steifigkeiten und Betriebsfestigkeiten. Diese Eigenschaften werden durch eine Vielzahl von Parametern, wie beispielweise Hardpoints, Bauteilgeometrien, und Materialauswahl bestimmt. Bild 1 verdeutlicht den komplexen Zusammenhang zwischen diesen Parametern und einigen Anforderungen. Einerseits wird durch die hohe Anzahl an Design Variablen ein enormes Potential für die Optimierung geschaffen, andererseits beutet die große Anzahl an Möglichkeiten auch einen sehr hohen Optimierungsaufwand. So können lokale Verbesserungen einer Anforderung negative Auswirkungen auf andere Bereiche haben. Dieses komplexe Zusammenspiel stellt eine der Hauptaufgaben in der Entwicklung von Verbundlenkerachsen dar.

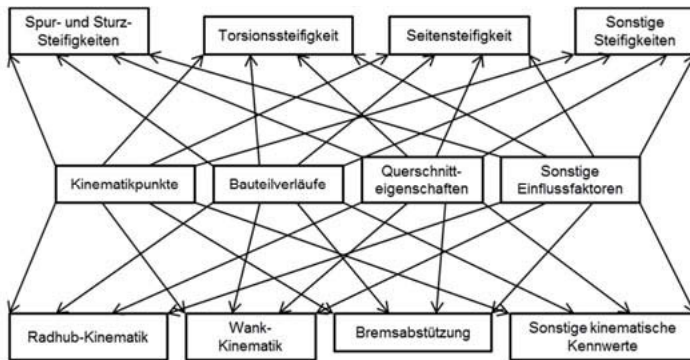


Bild 1: Komplexes Zusammenspiel der einzelnen Design Variablen und Achseigenschaften [3]

Zu Beginn des Entwicklungsprozesses einer VLA werden üblicherweise mehrere Konzepte basierend auf Erfahrungen und Benchmarkuntersuchungen ausgewählt. Diese Konzepte werden im nächsten Schritt in CAD als einfache Modelle nachkonstruiert. Mithilfe dieser Modelle werden dann erste Untersuchungen über FEM und MKS hinsichtlich der speziellen Anforderungen durchgeführt. So kann das Konzept identifiziert werden, welches weiteres Optimierungspotential bietet. Dieses Konzept wird dann in mehreren Iterationsschleifen auf Basis von CAD und CAE weiter optimiert, so dass am Ende der Entwicklung alle definierten Anforderungen erfüllt werden.

Hierbei zeigt sich, dass die Entwicklungszeit und die Qualität der Entwicklung stark von der persönlichen Erfahrung des Entwicklers abhängt. So ist es möglich, dass das ausgewählte Konzept trotz vieler Iterationsschleifen nicht alle Anforderungen vollumfänglich erfüllt, da zu Beginn schon die falsche Konzeptauswahl getroffen wurde. Um die Anforderungen heutiger Entwicklungsprozesse von kurzen Entwicklungszeiten mit gleichzeitig geringem Ressourcen Aufwendung umzusetzen [3,4], ist eine effiziente Methode notwendig, die genau diese Zielvorgaben erfüllt.

2. Analytische Berechnung der Achseigenschaften

Neben der Festigkeit, sind die Steifigkeiten und kinematischen Eigenschaften einer der wichtigsten Zielgrößen, die schon in der Konzeptphase von großer Bedeutung sind. Die Festigkeiten, insbesondere die Betriebsfestigkeiten, werden vor allem durch lokale konstruktive Details

festgelegt, während die Kinematik gut durch mechanische Ersatzmodelle beispielsweise nach Matschinsky [5] abgebildet werden kann. Die Steifigkeiten dagegen werden bisher nur über FEM abgebildet, wodurch dann aber schon eine Grundkonstruktion voraussetzt wird. Aus diesem Grund wird in diesem Kapitel insbesondere auf die analytische Bestimmung der Steifigkeiten eingegangen.

2.1 Steifigkeiten unter Seitenkrafteinfluss

Für die Steifigkeitsuntersuchung sind drei verschiedene Steifigkeitskenngrößen von besonderer Bedeutung: a.) Die Seitensteifigkeit C_y beschreibt das Verhältnis von eingeleiteter Seitenkraft zu der Verschiebung am Krafteinleitungspunkt RASFS in Fahrzeugquerrichtung. b.) Auf dieselbe Art berechnet sich die Spursteiligkeit C_{toe} und c.) die Sturzsteifigkeit C_{camber} als das Verhältnis der eingeleiteten Kraft zur jeweiligen Spur- $\Delta\delta$ und Sturzwinkeländerung $\Delta\gamma$.

$$C_y = \frac{F_y}{\Delta y_{RASFS}}, \quad C_{toe} = \frac{F_y}{\Delta\delta}, \quad C_{camber} = \frac{F_y}{\Delta\gamma} \quad (1)$$

2.1.1 Schritt 1: Idealisierung der Verbundlenkerachse als Balkenmodell

Aufgrund des einfachen Aufbaus der Verbundlenkerachse können die Steifigkeitseigenschaften durch eine endliche Anzahl von Balkenelementen ausreichend genau abgebildet werden, welche dazu in den geeigneten Positionen platziert werden und entsprechende Querschnitseigenschaften aufweisen. In dieser Arbeit werden alle drei Hauptkomponenten der VLA jeweils mithilfe von 5 Balkenelementen idealisiert. Jedes Balkenelement kann eine eigene Querschnitseigenschaft aufweisen. So kann beispielsweise der Längslenkerdurchmesser und/oder der Querträgerquerschnitt über die Länge variiert werden. Es hat sich gezeigt, dass 15 Balkenelemente die VLA in einem ausreichenden Maß abbilden können. Denkbar sind auch mehr Balkenelemente wodurch aber der Berechnungsaufwand deutlich erhöht wird, die Genauigkeit aber nur in einem kleinen Maße erhöht wird.

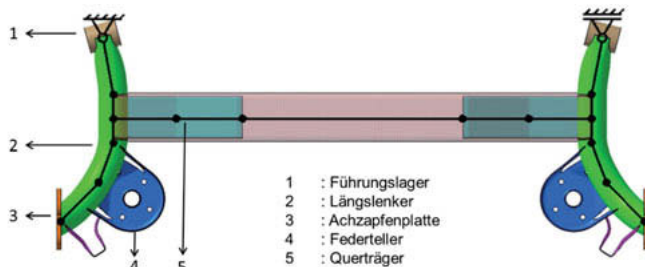


Bild 2: Idealisierung der Verbundlenkerachse durch Balkenelemente

2.1.2 Schritt 2: Berechnung der Reaktionskräfte an den Lagerungs- und Knotenpunkten.

Die äußeren Reaktionskräfte an den Lagerungspunkten werden am statisch bestimmten Balkenmodell berechnet (Bild 3).

Zur Berechnung der Knotenkräfte können die einzelnen Balkenelemente nach dem Schnittprinzip betrachtet werden. Bild 4 zeigt exemplarisch das Vorgehen für die Knoten Ql, Qr und HRI. Durch die Bildung des Kraft- und Momentengleichgewichts können alle Belastungen an allen Knoten berechnet werden.

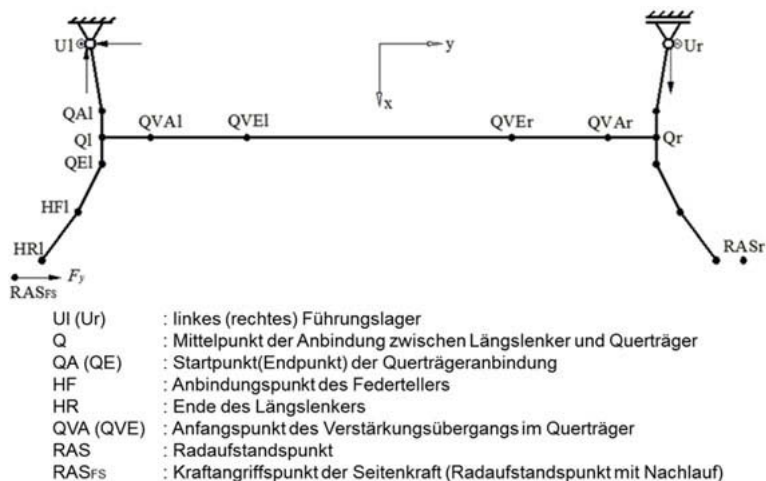


Bild 3: Reaktionskräfte an den Aufbauagern

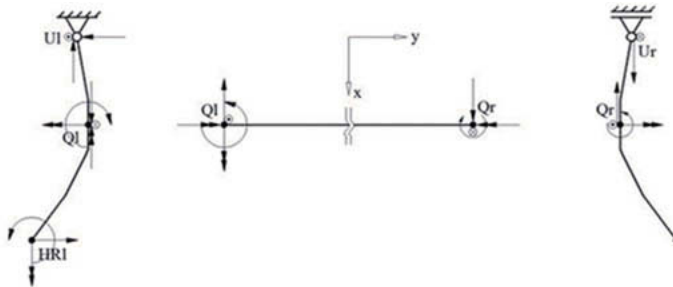
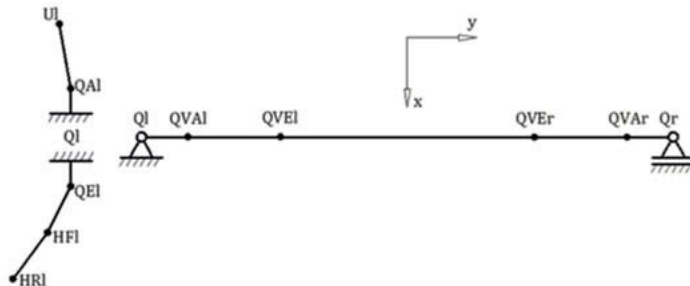
Bild 4: Lasten an Q_I , Q_r , H_{RI} , U_I und U_r 

Bild 5: Unterteilung der VLA in drei Submodelle und deren jeweiligen Lagerbedingungen

2.1.3 Schritt 3: Berechnung der einzelnen Balkendeformationen

Mit den vorliegenden Ergebnissen aus Schritt 1 und 2 können die Balkendeformationen anschließend analytisch berechnet werden. Die Deformationen beinhalten Zug, Druck, Biegung und Torsion. Um die Deformationen zu berechnen, wird die Verbundlenkerachse gemäß Bild 5 mit entsprechenden Lagerungsbedingungen in drei Teile zerlegt. Die Lagerungsbedingungen aus Bild 3 werden dabei auf den Querträger übertragen und die Biegung der Längslenkererteile werden durch eine feste Einspannung berechnet.

2.1.3.1 Deformation des Querträgers

Die Schnittkräfte und Momente durch Seitenkraft wurden bereits in Bild 4 verdeutlicht. Diese Belastungen können in zwei Biegerichtungen X und Z bezüglich des globalen Fahrzeugkoordinatensystems gemäß Bild 6 aufgeteilt werden.

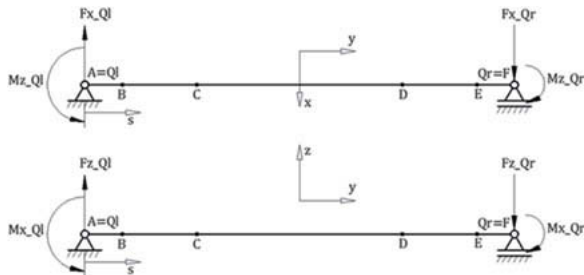


Bild 6: Schnittlasten am Querträger mit Umbenennung der Knoten in Abb. 3 auf A bis F.

Die Biegemomente über den Verlauf des Querträgers können durch folgende Gleichungen beschrieben werden. Die Biegemomente verringern sich trapezförmig von der linken zur rechten Seite.

$$M_x(s) = M_{x_{Ql}} - F_{z_{Ql}} \cdot s \quad (2)$$

$$M_z(s) = M_{z_{Ql}} - F_{x_{Ql}} \cdot s \quad (3)$$

Unter Verwendung der grundlegenden Gleichungen der Biegetheorie können für die insgesamt fünf Balken und deren 10 Endpunkte abschnittsweise die Gl. 2 und 3 angewendet werden, wodurch insgesamt 20 Gleichungen aufgestellt werden.

$$w'(s) = - \int \frac{M_x(s)}{EI_x} ds + C_1 \quad (4)$$

$$w(s) = - \iint \frac{M_x(s)}{EI_x} ds ds + \int C_1 ds + C_2 \quad (5)$$

Aus den Randbedingungen, dass die Verschiebungen an den beiden Auflagepunkten A und F null sein muss, können zwei weitere Gleichungen gebildet werden.

$$w(s = 0) = 0 \quad (6)$$

$$w(s = s_F) = 0 \quad (7)$$

In Summe ergeben sich somit 22 unabhängige Gleichungen, um die Biegung des Querträgers zu beschreiben. Die Gleichungen besitzen 22 Unbekannte, sechs Durchbiegungen, sechs Biegewinkel und 10 Integrationskonstanten. Umgeformt in Matrixschreibweise kann das Gleichungssystem analytisch gelöst werden.

2.1.3.2 Deformation des Längslenkers

Für die Bestimmung der Längslenkerdeformation werden der linke und rechte Längslenker in fünf Balkenelemente aufgeteilt (Bild 5). Die jeweiligen Lagerungsbedingungen und Koordinatensystemausrichtungen sind in Bild 7 dargestellt. Für die beiden Balken über dem Lager QI wird eine positive X-Richtung gewählt, während die drei unterhalb des Lagers QI eine negative X-Richtung haben.

Exemplarisch wird hier das Vorgehen für den oberen Bereich des Längslenkers QI - QAI aufgezeigt. Der Knoten QI wird als fest eingespannt betrachtet (Bild 7). Der Balken QI-QAI wird entsprechend dem Schnittprinzip an QAI geschnitten. Für die Bestimmung der Deformationen werden die Belastungen (Kraft und Momentenvektoren) in das lokale Balkenkoordinatensystem KOS_QI transformiert.

Dazu wird im ersten Schritt mithilfe der Translationsmatrix T mit homogenen Koordinaten eine Translation zum Ursprung des neuen Koordinatensystems durchgeführt.

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -x_{QI} & -y_{QI} & -z_{QI} & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

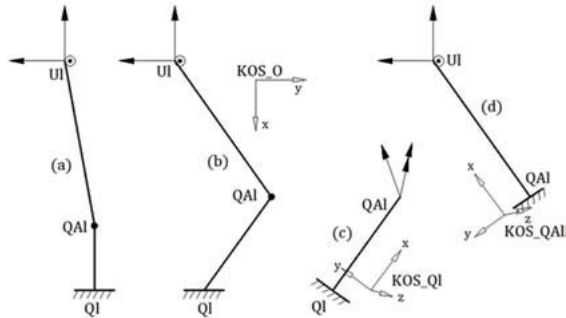


Bild 7: Koordinatentransformationen in die lokalen Balkensysteme
(Bild wurde angepasst, (d) QAI)

Mit den bekannten Koordinaten der beiden Balkenenden QI und QAI in KOS_O kann ein Richtungsvektor des Balkens definiert werden.

$$\vec{a} = (x_{QAI} - x_{QI}, y_{QAI} - y_{QI}, z_{QAI} - z_{QI}) \quad (9)$$

Anschließend wird das verschobene Koordinatensystem KOS_O durch zwei Rotationen um seine eigene y-Achse mit dem Winkel β und um seine z-Achse mit dem Winkel γ in das neue Koordinatensystem KOS-QI überführt (Bild 7). Die x-Achse entspricht nun exakt dem Richtungsvektor \vec{a} . Die zwei Drehwinkel werden mit den folgenden Gleichungen ermittelt:

$$\beta = \arcsin((z_{QAI} - z_{QI})/|\vec{a}|) \quad (10)$$

$$\gamma = \operatorname{sgn}(y_{QAI} - y_{QI}) \cdot \arccos\left(\frac{(x_{QAI} - x_{QI})/|\vec{a}|}{\cos \beta}\right) \quad (11)$$

Die Rotationsmatrizen der zwei Drehungen sind:

$$R_y = \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$R_z = \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

Alle Vektoren im KOS-O inklusive Ortsvektoren und Belastungsvektoren (Kraft und Moment) sind mit der folgenden Gleichung ins KOS-QI zu transformieren:

$$(x, y, z, 1)_{KOS_QI} = (x, y, z, 1)_{KOS_O} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{R}_y \cdot \mathbf{R}_z \quad (14)$$

Mit derartigen Transformationen liegen die Komponenten der Kraft- und Momentenvektoren im KOS-QI entweder entlang oder senkrecht zum Balken QI-QAI. Damit kann die Verformung des Balkens mit grundlegenden mechanischen Kenntnissen als reine Zug, Druck, Biegung und Torsionsbelastung errechnet werden. Die meisten Längslenker sind Rundprofile, sodass keine Wölbeinflüsse berücksichtigt werden müssen.

Die Berechnung der weiteren Balkendeformationen erfolgt analog.

2.1.4 Schritt 4 Superposition der Deformationszustände

Sind alle Deformationszustände aus den vorherigen Schritten bekannt, werden im letzten Schritt alle Zustände superpositioniert, hier exemplarische gezeigt am oberen Längslenkerteil QI-UI.

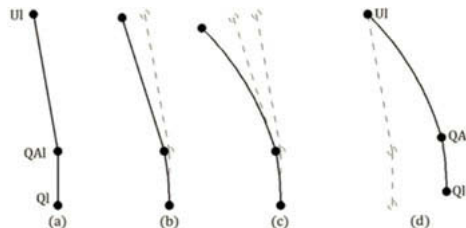


Bild 8: Superposition der Deformationszustände des linken Längslenkers

Bild 8 zeigt die einzelnen Schritte der Superposition. Zustand (a) zeigt den undeformierten Längslenker. Im Zustand (b) ist der Bereich QI-QAI deformiert während der Bereich QAI-UI undeformiert bleibt sich aber aufgrund der Kopplung dennoch translatorisch verschiebt. Im Zustand (c) ist auch der Bereich QAI-UI deformiert und es ergibt sich somit das gesamte Deformationsbild. In (d) wird unter Berücksichtigung der kinematischen Randbedingungen (UI –

translatorisch fest) der Deformationszustand aus (c) translatorisch verschoben, sodass sich der finale Zustand ergibt.

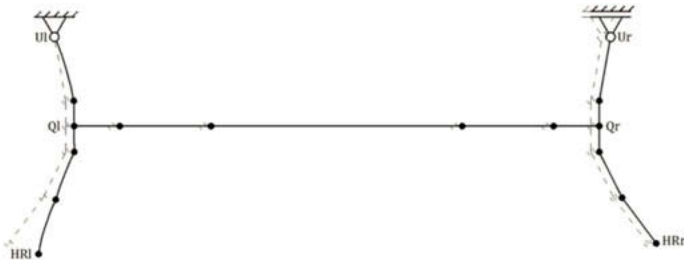


Bild 9: Superposition der Balkenelemente des linken Längslenkers

Analog dazu können die Deformationszustände der anderen Längslenkerbereiche abgebildet werden. Bild 9 zeigt die Superposition aller Längslenkerdeformationen, wobei an dieser Stelle noch nicht die Deformation des Querträgers dargestellt ist. Aufgrund der Kopplung der Längslenkerdeformationen mit den kinematischen Randbedingungen, verschiebt sich der gesamte Achskörper leicht in Kraftrichtung nach links.

Im letzten Schritt der Superposition wird die Deformation des Querträgers aus 2.1.3.1 berücksichtigt. Dazu wird die Annahme getroffen, dass der Winkel von 90 Grad im Übergangsbereich (Bild 10) zwischen Längslenker und Querträger vor der Deformation (gestrichelte Linie) nach der Deformation (durchgezogene Linie) unverändert erhalten bleibt.

Durch die Biegung des Querträgers rotiert der linke Längslenker mit dem Winkel $u'(S_A)$ um die x-Achse und mit dem Winkel $w'(S_A)$ um die z-Achse an Ul. Diese Winkel entsprechen folglich den Biegewinkeln am linken Ende des Querträgers. Analog dazu rotiert der rechte Längslenker mit den Winkeln $u'(S_A)$ und $w'(S_A)$ um Ur.

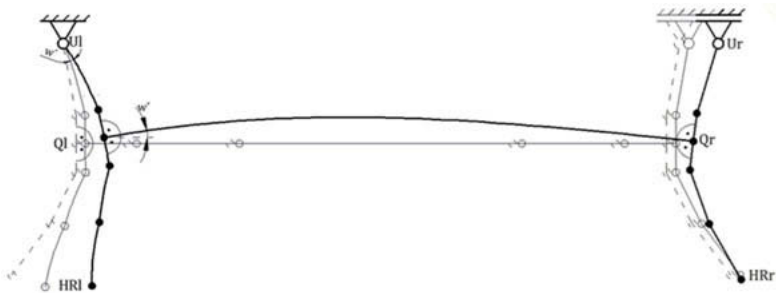


Bild 10: Superposition der Querträgerdeformation

Die Superposition ist mit diesem letzten Schritt abgeschlossen. Das Rad und der Radträger werden als steif angesehen, sodass die Radbewegung lediglich von der Translation und Rotation des Punktes HRI abhängt. Die entsprechenden Werte für die Translation und Rotation von HRI können aus den vorherigen Schritten bestimmt werden. Werden diese dann in das globale Koordinatensystem rücktransformiert, können daraus die globalen Translationen und Rotationen bestimmt werden. Eingesetzt in die Gl. 1 können dann letztlich die Achssteifigkeiten ermittelt werden.

2.2. Vertikalkraft und Rollsteifigkeit

Eine Vertikalkraft am Radaufstandspunkt bewirkt ein Verdrehen des Querträgers. Die Kenngröße für diesen Lastfall ist die Torsionssteifigkeit. Sie beschreibt das Verhältnis von eingeleiteter Vertikalkraft am Radaufstandspunkt zur Verschiebung Δz_R in z-Richtung am Radmittelpunkt R.

$$C_{Roll} = \frac{F_z}{\Delta z_R} \quad (15)$$

Mit dem selben Ansatz wie in 2.1, kann auch die Torsionssteifigkeit berechnet werden. Details dazu sind in [6] zu finden.

2.3 Kopplung mit Elastomerlagerung

Die VLA ist durch zwei großvolumige Gummilager drehbar mit dem Aufbau verbunden. Dadurch ist es zum einen möglich, die geforderten Längs- und Vertikalkomfortanforderungen

zu erfüllen. Zum anderen kann durch die gezielte Auslegung der einzelnen Federraten in Kombination mit einer geeigneten Winkelanstellung ein gewünschtes elastokinematisches Verhalten abgebildet werden. Aufgrund des großen Einflusses der elastischen Lagerung auf die Steifigkeitseigenschaften ist für ein Achsgesamtkonzept die Grundabstimmung der elastischen Lagerung mitentscheidend.

2.3.1 Reaktionskräfte an den Aufbau lagern

Für die Ermittlung der Reaktionskräfte an den Aufbau lagern muss die bisherige Betrachtung auf die neuen Randbedingungen angepasst werden. Die Fest-Los-Lagerung an U (siehe Bild 2) wird zu einer Fest-Fest-Lagerung gemäß Bild 11, was zu einem statisch überbestimmten System in y-Richtung führt [7]. Vereinfachend kann wie die FE-Untersuchung zeigt die Annahme getroffen werden, dass sich die Reaktionskräfte in y-Richtung zur Hälfte auf U_l und U_r aufteilen. Die anderen Reaktionskräfte können analog zu 2.1.2 bestimmt werden.

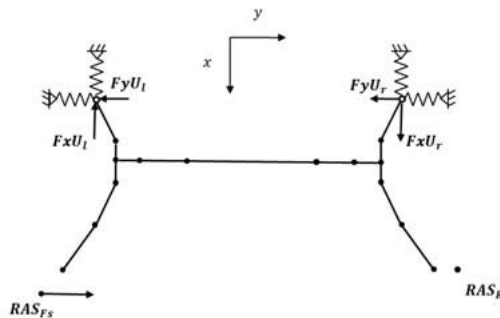


Bild 11: Reaktionskräfte an der elastisch gelagerten VLA

Für die exakte Bestimmung der Reaktionskräfte wird das Verfahren der virtuellen Kräfte angewendet. Dazu wird die Fest-Fest-Lagerung an U_r wieder gelöst. Der untere Längslenkerbereich (HRI-QI) wird für die Bestimmung der Reaktionskräfte an U nicht benötigt. Dementsprechend können die Momente und die Seitenkraft F_y direkt an QI angetragen werden. Bild 12 zeigt das vereinfachte Modell. Das "0"-System beschreibt das Systemverhalten unter der von außen wirkenden Seitenkraft. Das "1"-System zeigt das Verhalten unter der unbekannten Reaktionskraft X zur Kompensation der virtuellen Verschiebung im „0“-System.

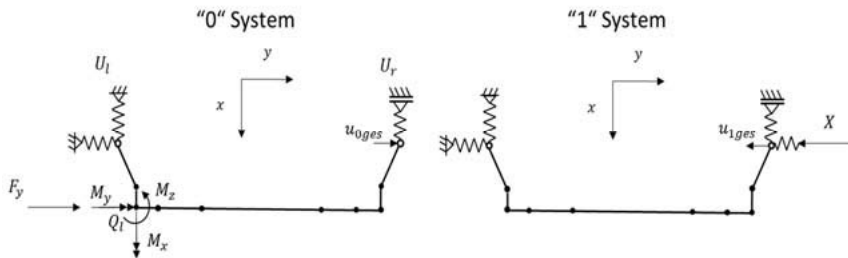


Bild 12: Reaktionskräfte an der elastisch gelagerten VLA

Für das "0"-System müssen alle Nachgiebigkeiten, die eine Verschiebung an U_r in y -Richtung bewirken, aufsummiert werden. Diese Nachgiebigkeiten können wie in 2.1.3 beschrieben ermittelt werden. Der Einfluss des Gummilagers auf die Nachgiebigkeit in y -Richtung kann aus der Nachgiebigkeitsmatrix D^G (siehe Kap. 2.3.2) abgebildet werden und entsprechend zu der Gesamtnachgiebigkeit addiert werden.

Werden dann die von außen wirkende Kraft und die resultierenden Momente am Querträger berücksichtigt und mit den entsprechenden Nachgiebigkeiten multipliziert, ergibt sich die Verschiebung u_{0ges} .

$$u_{0ges} = F * d_{0F} + M_x * d_{0Mx} + M_y * d_{0My} + M_z * d_{0Mz} \quad (16)$$

Für das "1" System wird analog vorgegangen, wobei hier zusätzlich noch die Nachgiebigkeit des rechten Längslenkers und des rechten Gummilagers mitberücksichtigt wird. Der Hebelarm für das Moment um die x -Achse bildet sich durch den Abstand $t = (U_{r_z} - QTr_z)$

$$u_{1ges} = X * d_{1F} + X * s * (d_{1Mz}) + X * t * (d_{1Mx}) \quad (17)$$

Mithilfe des Arbeitssatzes kann folgende Bedingung aufgestellt werden:

$$u_{0ges} = u_{1ges} \quad (18)$$

Umstellen nach X ergibt:

$$X = \frac{F * d_{0F} + Mx * d_{0Mx} + My * d_{0My} + Mz * d_{0Mz}}{d_{1F} + s * d_{1Mz} + t * d_{1Mx}}$$

Mit dieser Vorgehensweise können die Reaktionskräfte für lineare Gummilager exakt bestimmt werden.

Für nicht lineare Kennlinien ist eine Iterationsschleife notwendig, die wie in 2.3.2 die Gummilagereigenschaften für jede Iteration neu berechnet.

Anschließend muss mit den neuen Reaktionskräften die Achskörperdeformation für die Gummilager Randbedingungen entsprechend 2.1 neu ermittelt werden. Diese werden im letzten Schritt mit der Gummilagerverschiebung superpositioniert wodurch sich das neue Gesamtdeformationsbild ergibt.

2.3.2 Bild der Elastomereigenschaften

Für die mathematische Beschreibung der Gummilageranstellung werden die gebräuchlichen Euler-Winkel nach der $zx'z''$ Konvention verwendet. Bild 13 veranschaulicht den Ablauf der aufeinanderfolgenden Drehungen. Die erste Drehung findet mit dem Winkel α um die erste z-Achse (blau) statt. Die zweite Drehung wird mit dem Winkel β um die neue x' -Achse (grün) durchgeführt. Die dritte Drehung geschieht dann mit dem Winkel γ um die neue z'' -Achse (rot).

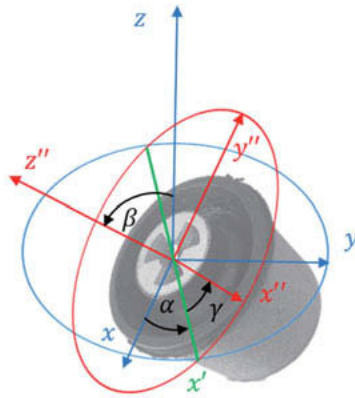


Bild 13: Euler-Winkel

Mathematisch kann diese passive Drehung durch drei aufeinanderfolgende Rotationsmatrizen ausgedrückt werden.

$$R^R = (R^\alpha \cdot R^\beta \cdot R^\gamma)^T \quad (19)$$

Die globalen Steifigkeitseigenschaften des Gummilagers lassen sich dann mithilfe der Eulerwinkel wie folgt ermitteln:

Die lokale Steifigkeitsmatrix C^R für lineare Kennlinien kann direkt aus den bekannten Gummilagersteifigkeiten gebildet werden.

$$C^R = \begin{bmatrix} c_x & 0 & 0 \\ 0 & c_y & 0 \\ 0 & 0 & c_z \end{bmatrix} \quad (20)$$

Für nicht lineare Kennlinien (Bild 14) wird entsprechend der wirkenden Reaktionskräfte eine Spline-Interpolation zur Ermittlung des Arbeitspunktes durchgeführt. Mithilfe des Arbeitspunktes kann anschließend durch Gradientenbildung ($\Delta y / \Delta x$) die Steifigkeit ermittelt werden. Die Steifigkeitsmatrix kann dann analog zu oben nach Gl. 19 gebildet werden.

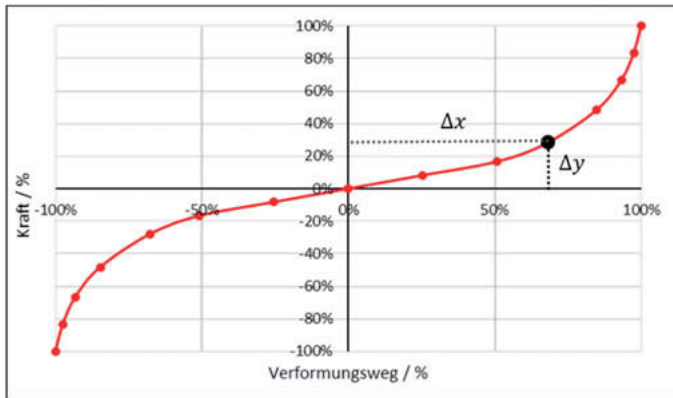


Bild 14: Steifigkeitsermittlung an nicht linearer Gummilagerkennlinie

Durch Transformation des Koordinatensystems mithilfe der Rotationsmatrix R^R in globale Richtung lässt sich die globale Steifigkeitsmatrix C^G bilden.

$$C^G = R^R \cdot C^R \cdot (R^R)^T \quad (18)$$

Die Nachgiebigkeitsmatrix kann durch die Inverse gebildet werden.

$$D^G = (C^G)^{-1} \quad (19)$$

2.3.3 Bestimmung der Starrkörperverschiebung

Mithilfe der bekannten Reaktionskräfte F aus 2.3.1 und der Nachgiebigkeitsmatrix D^G können die globalen Verschiebungen bestimmt werden.

$$v^G = D^G \cdot F \quad (20)$$

Die Starrkörperbewegung setzt sich aus der Verschiebung v^G und der Rotation ω^G zusammen. Mit der Annahme, dass keine Rotationen um die y-Achse stattfinden ($\omega_y^G = 0$), lassen sich die beiden übrigen Rotationen wie folgt bestimmen. Uly beschreibt den halben Lagerabstand.

$$\omega^G = \begin{bmatrix} \operatorname{asin}\left(\frac{v_x}{U_{ly}}\right) \\ 0 \\ \operatorname{asin}\left(\frac{v_z}{U_{ly}}\right) \end{bmatrix} \quad (21)$$

2.3.4 Superposition der Deformationszustände

Für das Gesamtdeformationsbild werden der Zustand der deformierten Balkenelemente (schwarz gestrichelt) und die Starrkörperverschiebung (schwarz) aufgrund der Gummilagerdeformation entsprechend den Randbedingungen überlagert. Dadurch ergibt sich die Gesamtdeformation (grün), die sowohl die Balkendeformation als auch die Gummilagereinflüsse widerspiegelt.

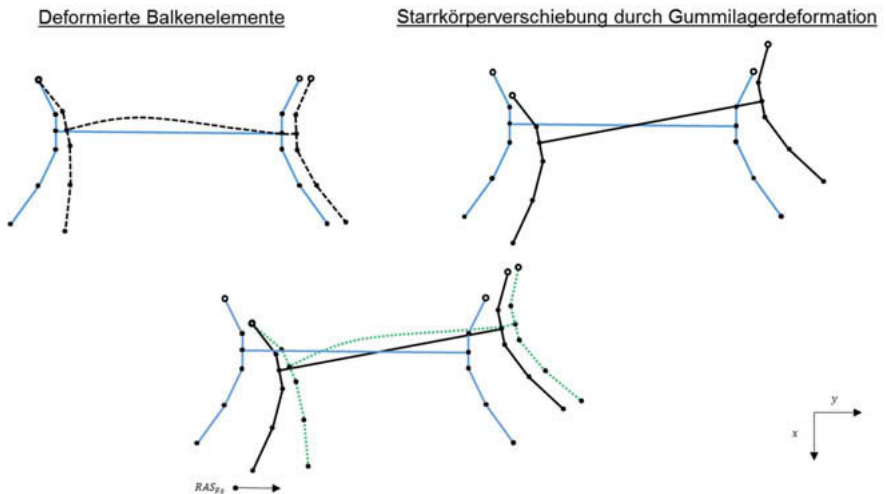


Bild 15: Superposition der Deformationszustände

3. Berechnungszeit und Validierung der Ergebnisse

Basierend auf dieser Vorgehensweise, wurde das Programm FastCon-TBA (fast conception of twist beam axes) entwickelt. Mithilfe dieses Programms können nach Eingabe der gewünschten Konzeptvariablen innerhalb kürzester Zeit die Achseigenschaften (Abb. 1) ausgewertet werden. Für die Validierung wurden dazu Modelle mithilfe der FEM aufgebaut und anschließend mit den analytischen Berechnungsergebnissen verglichen. Hierbei haben sich in den meisten Vergleichen der Achseigenschaften Abweichungen von weit unter 10 % gezeigt [3,4,6], was für einen Konzeptentwurf eine ausreichende Genauigkeit bedeutet.

4. Automatischer Konzeptentwurf und Optimierung

4.1 Optimierungsmethoden und deren Auswertung

Üblicherweise werden Design Optimierungen mit Hilfe einer Kopplung von CAD und CAE durchgeführt. In der praktischen Anwendung hat diese Optimierungsmethode aber gewisse Einschränkungen. Zum einen ist ein hoher Arbeitsaufwand erforderlich, um ein optimierbares Modell zu erstellen, das beispielsweise wie bei der VLA bis zu 40 Designvariablen besitzt. Zum anderen ist die Optimierung durch den hohen Rechenaufwand sehr zeitaufwendig und erfordert hohe Software-Lizenzkosten.

4.1.1 Optimierungsoperation und ihre Vereinfachung

Entsprechend der oben beschriebenen analytischen Vorgehensweise, ist für die Optimierung mathematisch ausgedrückt ein mehrdimensionales nicht lineares Problem zu lösen [8].

Aus Gründen der Vereinfachung wird deshalb ein Bewertungssystem eingeführt. Mithilfe dieses Systems kann das mehrdimensionale Optimierungsproblem auf ein skalares Problem reduziert werden. [4,6] Dazu wird auf Grundlage der 12 Achseigenschaften und mithilfe eines Gewichtungsfaktors für jede Eigenschaft eine Endnote gebildet, die dann optimiert wird. Tabelle 1 zeigt exemplarisch das Bewertungssystem auf Basis der Beispielachse aus Bild 2. Der Zielwert für die Seitensteifigkeit liegt bei 1700 N/mm, die Beispielachse erreicht einen Wert von 1537 N/mm. Nach Gleichung 22 ergibt sich daraus mit einem Abzugsfaktor von 20 die Note 8.09. Aus dem Gewichtungsfaktor von 10% ergibt sich daraus für die Endnote der Anteil von 0.81.

Tabelle 1: Benotungsbeispiel - Beispielachse und optimierte Achse mit SQP

Anforderungen	Gewichtung	Sollwert	Istwert	Note	Gewichtete Note	SQP Ergebnis	Note	Gewichtete Note
Seitensteifigkeit	10%	>1700	1537.25	8.09	0.81	1946.79	10.00	1.00
Spursteiligkeit	15%	>350	292.97	6.74	1.01	446.02	10.00	1.50
Sturzteifigkeit	10%	>220	209.40	9.04	0.90	271.68	10.00	1.00
Torsionssteifigkeit	10%	10~30	26.50	10.00	1.00	9.96	9.92	0.99
Spurrate	5%	-0.2~0.2	0.18	10.00	0.50	0.18	10.00	0.50
Sturzrate	5%	-0.2~0.2	0.03	10.00	0.50	0.03	10.00	0.50
Schrägfederungswinkel	5%	>-5	-12.31	-	-0.96	-6.17	5.33	0.27
Bremsabstützwinkel	5%	20~30	24.34	10.00	0.50	29.58	10.00	0.50
Spur-Wanklenrate	10%	=1	0.96	9.25	0.93	0.99	9.80	0.98
Sturz-Wanklenrate	10%	=-2	-2.21	7.90	0.79	-2.00	9.99	1.00
Wankzentrum	5%	150~200	178.94	10.00	0.50	193.74	10.00	0.50
Achsgewicht	10%	<17	17.88	8.96	0.90	17.00	10.00	1.00
Summe	100%				7.37			9.74

Abzugsfaktor = 20

$$\begin{aligned} \text{If } & \text{Istwert} \geq \text{Zielwert} \\ & \text{Note} = 10 \end{aligned} \quad (22)$$

$$\text{Else } \text{Note} = 10 - (1 - \text{Istwert}/\text{Zielwert}) * \text{Abzugsfaktor}$$

$$\text{Note}_{\text{Achse}} = \sum_i \text{Note}_i * \text{Gewichtung}_i \quad \text{mit } i = \text{Anzahl der Eigenschaften} \quad (23)$$

Durch das Bewertungssystem ist es zudem möglich, den einzelnen Eigenschaften unterschiedliche Gewichtungen zu geben. Somit können unterschiedliche Konzeptanforderungen, wie sie bei den verschiedenen OEM's herrschen, schnell umgesetzt und verglichen werden.

Für das so erzeugte skalare Optimierungsproblem gibt es eine Vielzahl an gut erprobten Optimierungsalgorithmen, die zum einen eine gute Effektivität und zum anderen eine hohe Robustheit aufweisen. In dieser Arbeit wurde die Optimierung mit Hilfe folgender Algorithmen untersucht: Sequential Quadratic Programming (SQP) [9], Interior Point, Active Set, Trust Region Reflective und einem genetischen Algorithmus (GA) [10].

4.2 Optimierungsbeispiel einer bestehenden Achse

Um das Potential der Optimierung aufzuzeigen wurde eine Konzeptachse entwickelt und mit einer in Serienanwendung befindlichen Achse verglichen.

4.2.1 Eingeschränkte Optimierung

Im ersten Schritt wurden die Blechdicken der Achsbauteile und die Hardpointpositionen der Serienachse übernommen. Innerhalb des zu Verfügung stehenden Bauraumes soll mittels FastCon-TBA ein optimales VLA-Konzept gesucht werden. Somit konnte untersucht werden, in welchem Maße sich die neue Konzeptachse durch die gegebenen Randbedingungen dem Design der Serienachse annähert.

Die Optimierungsparameter für diese Optimierung waren die abschnittsweise räumliche Anordnung und der abschnittsweise Querschnitt des Längslenkers sowie des Querträgers und die Schweißnahtlänge der Federtelleranbindung. Zusätzlich wurde die axiale Anstellung des Querträgers in die Optimierung mit einbezogen.

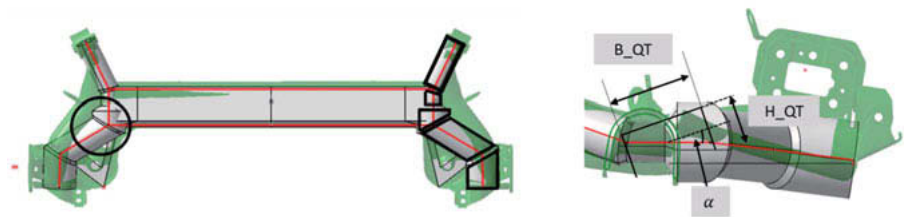


Bild 16: Überlagerte Darstellung – Konzeptachse und Serienachse

Die Ergebnisse (Querschnitte und Verläufe) können mithilfe eines einfachen parametrischen CAD-Modells verdeutlicht werden (Bild 16). Der Vergleich der Konzeptachse (grau) und der Serienachse (grün) zeigt gewisse Unterschiede. Zum einen ist der Querträgerquerschnitt der Konzeptachse deutlich breiter, zum anderen liegt er weiter in Richtung Radmitte. Die Längslenker der Konzeptachse sind weiter in Richtung Fahrzeugmitte angeordnet und weisen eine höhere Krümmung auf. Aufgrund der hohen Lasten im hinteren Kontaktbereich zwischen

Längslenker und Querträger (kreisförmige Markierung in Bild 15) findet hier eine lokale Querschnittserhöhung statt.

Der Querträger weist eine axiale Anstellung um den Winkel α auf, wodurch er sich deutlich von den üblichen Anstellungen von 90° bzw. 0° unterscheidet. Durch diese Anstellung α kann der Querträger näher in Richtung Krafteinleitungsstelle positioniert werden, was eine Reduktion der Biegemomente zur Folge hat. Diese Reduktion erlaubt folglich eine Gewichtsreduktion durch Querschnittsanpassungen. Die Kinematik bleibt dabei unverändert, da durch den Winkel α die Position des Schubmittelpunkts unverändert beibehalten werden kann.

4.2.1 Freie Optimierung

Im zweiten Schritt wurde die Optimierungsbeschränkung bezüglich der Blechdicken aufgehoben. Tabelle 2 zeigt, dass durch lokale Blechdickenänderung (beispielsweise durch den Einsatz von TRB) eine deutliche Reduktion des Gewichts um 32 % erzielt werden kann.

Diese starke Optimierung ist möglich, da zu diesem Zeitpunkt noch keine Bauteilspannungen berücksichtigt sind. Im nächsten Entwicklungsschritt ist eine Spannungsberechnung geplant, die somit dann auch Aussagen über die Festigkeiten zulässt.

Tabelle 2: Vergleich – Konzeptachsen und Serienachse

Eigenschaft	Einheit	Serienachse	Eingeschr. Optimierung	Freie Optimierung
SpurstEIFigkeit	N/min	100 %	0.0%	0.0%
Sturzsteifigkeit	N/min	100 %	1.67%	0.0%
Torsionssteifigkeit	N/mm	100 %	-1.0%	-1.0%
Seitensteifigkeit	N/mm	100 %	-0.84%	-0.84%
Gewicht	Kg	100 %	-0.9 %	-31.9%

Zusammenfassung und Ausblick

Mit der vorgestellten analytischen Methode und dem dazugehörigen Programm FastCon ist es möglich, innerhalb weniger Sekunden ohne den Einsatz von CAD, FEM und MKS ein Konzept auszuwerten und innerhalb von weniger als 2 Minuten weiter zu optimieren. Im Zuge zukünftiger Entwicklungen sollen folgende Funktionen ergänzt werden: 1.) Bessere Einflussvorhersage des Federtellers auf die Achseigenschaften, 2.) Berechnung der Bauteilspannungen um Aussagen zur Festigkeit treffen zu können. 3.) Einbindung der Gummilagerberechnung in die Optimierungsschleife (Optimierung der Gummilageranstellungen und Kennlinien).

Literatur

- [1] F. Gose and A. Fischer: "Handling performance requirements of automobiles - discussed in context of the VW golf", in International Automobil Engineering and Manufacturing Meeting, Toronto, Canada, 1974.
- [2] S. Gies and C. Brendes: "Der neue Golf - Modularität als Prinzip", ATZextra, vol. 16, no. 6, pp. 56-63, 2012.
- [3] X. F. Fang and K. Tan: "Analytical modeling of twist beam axles", International Journal of Vehicle System Modelling and Testing, Vol.13, No.1, 2018, 1-25
- [4] K. Tan and X.F. Fang: "Automatic concept design and optimization of twist beam axles", Automotive and Engine Technology, Vol. 3, 2018, 141-158
- [5] W. Matschinsky: Die Radführungen der Straßenfahrzeuge. Verlag TÜV Rheinland, 1987.
- [6] K. Tan, Effiziente Auslegungs- und Optimierungsmethode für den Konzeptentwurf von Verbundlenkerachse, PHD thesis University of Siegen, 2018
- [7] J. Olschewski, K. Tan und X.F. Fang: "FastCon – ein Algorithmus zur analytischen Vorauslegung und Optimierung von Verbundlenkerachsen", Siegener Leichtbaukolloquium, Okt. 2018
- [8] A. Schumacher, "Optimierung mechanischer Strukturen Grundlagen und industrielle Anwendungen", 2. ed. Berlin Heidelberg: Springer Vieweg, 2013, pp. XII, 306 S.
- [9] P. T. Boggs and J. T. Tolle, "Sequential Quadratic Programming", Acta Numerica, vol. 4., pp. 1-51, 1995.
- [10] M. Mitchell, "An Introduction to Genetic Algorithms". A Bradford Book The MIT Press, 1998.
- [11] Altair Engineering Inc., "Altair HyperWorks Optistruct 13 User's Guide", 2015.

Der Einfluss von Aquaplaning auf die Verkehrssicherheit bei Nässe

Analyse von Unfällen bei Nässe aus Polizei- und GIDAS-Daten

Thomas Unger, Florian Spitzhüttl,
VUFO, Verkehrsunfallforschung an der TU Dresden;
Frédéric Biesse, Fabrice Goizet,
Michelin, Clermont Ferrand, Frankreich

Kurzfassung

Das Phänomen des Aquaplaning beruht auf der Reduktion der Kontaktfläche zwischen Reifen und Fahrbahn aufgrund eines Wasserfilms, der durch den Reifen nicht abgeführt werden kann. Diese Flächenreduktion führt zu einer Reduzierung des Griffniveaus. Im schlimmsten Fall kann dieses Phänomen bis hin zum vollständigen Verlust des Kontaktes zwischen Reifen und Fahrbahn führen, was zu einem gefährlichen Nachlassen der Lenk- oder Bremsfähigkeit des Fahrzeugs für den Fahrer führt.

Auch wenn dieser Mechanismus bereits seit den 1960er Jahren beschrieben wird, ist sein Einfluss auf die Verkehrssicherheit in der wissenschaftlichen Literatur noch nicht quantifiziert. Die Gründe dafür sind zum einen die Seltenheit des Ereignisses und zum anderen die Anzahl der Parameter, die an einer Unfallstelle gesammelt werden müssen, um die Wahrscheinlichkeit abzuschätzen, dass dieser Unfall ein vollständiges Aquaplaning-Ereignis als Hauptursache hat.

In dieser Studie werden objektive Kriterien herangezogen, die in der Datenbank des Projektes GIDAS (German In-Depth Accident Study) gesammelt werden. Diese Quelle enthält sowohl eine hohe Anzahl von Unfällen, die eine gute Repräsentativität gewährleisten, als auch einen wichtigen Bestand an Unfallparametern, insbesondere diejenigen, die das Aquaplaning beeinflussen (wie Reifendruck, Reifenprofiltiefe, Regenintensität, Vorhandensein von Spurrillen, Anfangsgeschwindigkeit des Fahrzeugs,...). Durch die Verwendung eines physikalischen Modells ist es möglich, für jeden Unfall die Wahrscheinlichkeit für Aquaplaning als Hauptunfallursache zu berechnen. In Ergänzung zu dieser objektiven Berechnung wurde für jeden Fall eine Expertenbewertung durchgeführt, um alle Faktoren des Unfalls zu berücksichtigen.

In der GIDAS-Datenbank wurden insgesamt 1.130 Fahrzeuge mit einem Nässeunfall identifiziert, bei denen alle geforderten Parameter hinterlegt waren. Bei diesen 1.130 Fahrzeugen

wurde festgestellt, dass etwa 0,6% der Nässeunfälle durch ein vollständiges Aquaplaning verursacht wurden (Konfidenzintervall :[0,35% - 0,84%]). Es ist auch zu beobachten, dass 62% der Nässeunfälle als "griffrelevant" eingestuft werden, was bedeutet, dass der Fahrer den Reifengrip während der Pre-Crash-Phase angefordert hat. In diesen Fällen ist ein partielles Aquaplaning möglich.

Um die Studie abzuschließen und die Ergebnisse belastbar zu gestalten, wurde zusätzlich eine Schlüsselwortanalyse der Polizeiberichte aus Sachsen durchgeführt. Obwohl es sich hierbei um eine subjektive Bewertung handelt (auf Grundlage der Polizeidokumentationen), stimmten die Ergebnisse mit denen der modellbasierten Studie überein.

Die vorliegende Studie bestätigt, dass grundsätzlich auf Straßen Aquaplaning-Situationen existieren können, die zu einem Unfall führen - auch wenn sie selten sind. Interessant ist die Frage, welche Häufigkeiten in anderen Regionen auftreten, um den Einfluss von Straßendesign oder Klimabedingungen herauszufinden. Des Weiteren ist die Untersuchung des Anteils von partiellem Aquaplaning bei den in der GIDAS-Datenbank dokumentierten Unfällen eine wichtige Fragestellung für zukünftige Forschungsaktivitäten.

Abstract

Hydroplaning phenomena consists in the reduction of contact patch between tire and road coming from a water film which cannot be evacuated by the tire. This area reduction results in a grip level reduction. In the worst case, this phenomenon can go up to a complete loss of contact between tire and road (full hydroplaning case), which result in a dangerous incapacity for the driver to steer or brake the vehicle.

Even if this mechanism has been identified since the 1960's, its influence on the traffic safety is not yet quantified in the scientific literature. The reasons are first the rarity of the event, and also the size of the parameters set to be gathered on an accident scene to estimate the probability for this accident to have a full hydroplaning event as the main cause.

Contrarily to other publication which use a subjective approach, this study proposes to be based on objective criteria gathered in the GIDAS (German In-Depth Accident Study) database. This source contains both a high number of accident cases, which ensure a good representativeness, and an important set of accident parameters, especially those influencing the hydroplaning (like tire pressure, tire tread depth, rain intensity, presence of ruts, initial speed of the vehicle, ...). By the use of a physical model, it was possible to compute for each accident the probability to have full hydroplaning as a main cause. In complement to this objective calculation, an expert review of each case was conducted to consider all the factors of the accident.

In the GIDAS database, it was found 1,130 vehicles experiencing a wet accident and having all the requested parameters filled. On this 1,130 individuals set, it was found that around 0.6% of the wet accidents were caused by a full hydroplaning situation (confidence interval : [0.35% - 0.84%]). It is also observed that 62% of the wet accidents are categorized as "Grip Relevant", meaning that the driver solicited the tire grip during the pre-crash phase. In those cases, a partial hydroplaning is possible.

To conclude the study and make the results more robust, a keyword analysis has also been conducted on the Saxony police reports. Although it is a subjective evaluation (because based on the reports written by the police staff) contrarily to the GIDAS approach which is objective, the two results were in complete accordance.

This study confirms that hydroplaning situation exists on roads, and can lead to an accident – even if they are rare. It would be interesting to extend the study to other geographical zones (to check the influence of road design or climate conditions), and also to try to estimate the share of partial hydroplaning in the accidents documented in the GIDAS database.

1. Einführung

Seitdem das Phänomen Ende der 1950er Jahre identifiziert wurde, gilt der Effekt des Aquaplaning als gefährliches Ereignis für Autofahrer.

Die Frage nach der Häufigkeit des Aquaplanings wird in der Fachwelt vielfach diskutiert. Hier treffen teilweise gegensätzliche Positionen aufeinander. Einerseits gibt es die Aussage, dass ein wesentlicher Anteil der Nässeunfälle auf Aquaplaning zurückzuführen ist und andererseits, dass es sich dabei um einen sehr seltenen Fall handelt und der Nassgriff von führender Bedeutung ist.

2. Physikalische Grundlagen - Aquaplaning

Rollt ein Reifen mit hoher Geschwindigkeit über eine nasse Oberfläche, bewegt sich ein „Wasserkeil“ vor dem Reifenlatsch. Das Zusammenspiel von Reifen und Wasser an der Vorderseite der Aufstandsfläche bewirkt einen Anstieg des Wasserdrucks (hydrodynamischer Druck). Wenn dieser Druck über dem des Reifen-Straßen-Kontaktdruckes steigt, kann das Wasser nicht mehr ausreichend abtransportiert werden und der Reifen hebt von der Fahrbahnoberfläche ab. Dies wird als Aquaplaning bezeichnet. Abhängig von der Wassertiefe verliert der Reifen ab einer bestimmten Geschwindigkeit jeglichen Kontakt zur Fahrbahnoberfläche und reduziert so seine Brems- und Lenkkapazität drastisch.

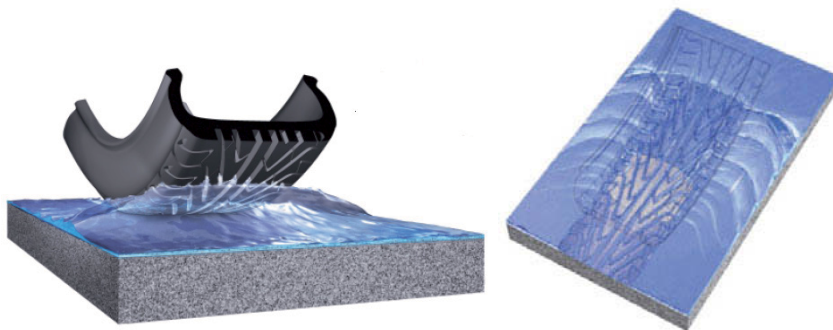


Bild 1: "Wasserkeil" bei schneller Fahrt des Reifens über nasse Fahrbahnflächen und Abtransport

Die beiden Hauptfaktoren, die das Aquaplaning beeinflussen, sind die Fahrzeuggeschwindigkeit und die Tiefe des stehenden Wassers auf der Straße. Zudem spielen das Reifenprofil und die Form der Aufstandsfläche eine Rolle bei der Ableitung von Wasser aus der Aufstandsfläche und damit bei der Aufrechterhaltung des optimalen Kontaktes des Reifens mit der Fahrbahnoberfläche. Die Fahrbahnoberfläche wirkt sich ebenfalls auf den Aquaplaning-Prozess aus.

Aquaplaning wird oft fälschlicherweise als ein binärer Prozess angesehen - entweder greifend oder schwimmend. Die Realität ist jedoch deutlich komplexer. Wie in Bild 2 dargestellt, ist das Aquaplaning ein fortschreitendes Phänomen, das je nach Wassertiefe auf der Straße und Fahrzeuggeschwindigkeit die Oberfläche, auf der der Griff arbeiten kann, allmählich reduziert. Häufig ist auf nassen Straßen in sehr geringem Maße Aquaplaning vorhanden (partiell Aquaplaning), was die Kontaktfläche reduziert und damit den Reifengriff verringert.

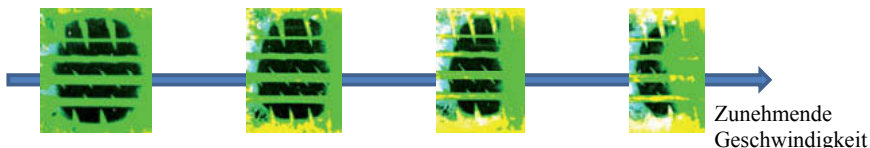


Bild 2: Abnahme der Aufstandsfläche bei steigender Geschwindigkeit (Wasser = grün).

Obwohl das Phänomen des Aquaplanings seit etwa 60 Jahren beschrieben wird, sind wissenschaftliche Einschätzungen zur **Häufigkeit** von Fahrzeugunfällen durch Aquaplaning nahezu nicht in der Literatur zu finden, insbesondere in Europa.

3. Unfalldatenanalyse - Methodik

Um sich diesem Thema zu nähern, wurde eine umfangreiche Unfalldatenanalyse durchgeführt. In der vorliegenden Studie wurden zwei Datenquellen ausgewertet, um mit einer maximalen Anzahl von Fällen die relevanten Situationen des Aquaplanings zu erfassen.

Die erste verwendete Datenquelle ist eine so genannte In-Depth Unfalldatenbank (GIDAS), die 24.577 Personenkraftwagen und für jeden von ihnen relevante Informationen zur Bestimmung des vollständigen Auftretens von Aquaplaning enthält (z.B. Reifenprofiltiefe, Anfangsgeschwindigkeit, Regenintensität, Vorhandensein von Spurrillen, etc.). Mit diesen Parametern sowie Informationen aus dem Fahrerinterview, der Unfallbeschreibung und der Unfallrekonstruktion ist es möglich, eine objektive Wahrscheinlichkeit zu bewerten, dass der Unfall durch Aquaplaning verursacht wurde.

Die zweite Datenquelle sind Polizeiberichte des gesamten Bundeslandes Sachsen. Die Beschreibung der Unfälle ist weniger detailliert, jedoch ist es mit einer entsprechenden Keyword-Recherche möglich, die Relevanz des Aquaplaning in der Phase der Unfallauslösung abzuschätzen.

Die Analyse von Personenkraftwagen in der GIDAS-Datenbank war die Haupt-Ergebnisquelle, da Polizeiberichte nicht in jedem Fall sichere Informationen über Aquaplaning liefern und dadurch eine Verzerrung möglich ist.

4. Ergebnisse

Untersucht wurden im ersten Schritt Unfälle, welche im Rahmen des Projektes GIDAS erhoben wurden. Die hierbei gewonnenen Erkenntnisse sind repräsentativ für das Unfallgeschehen in Deutschland. Basis der Studie sind die GIDAS-Datensätze von 2005-2017 mit 22.783 Pkw, von denen 5.810 Fahrzeuge bei Unfällen mit bekannter Regenintensität erfasst wurden.

Die Ergebnisse zeigen, dass nur bei etwa 1 (0,15%) von 1.000 Pkw, die an Unfällen mit Personenschäden beteiligt waren, vollständiges Aquaplaning zum Unfall führte. Das bedeutet auch, dass bei Nässeunfällen das vollständige Aquaplaning 100-mal seltener auftritt als "normale" Nassgriff-Situationen (0,6% bzw. 62%), wobei zu berücksichtigen ist, dass ein partielles Aquaplaning auch in der Nassgriff-Situation existieren kann.

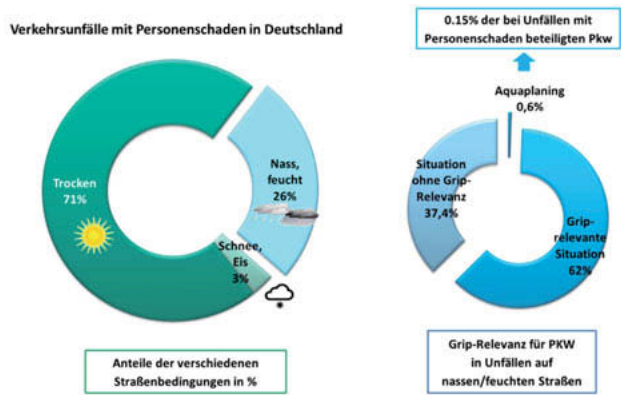


Bild 3: Relevanz von Nässeunfällen in Deutschland und Anteil mehrerer Griffsituationen auf nasser Fahrbahn

Aufgrund der Tatsache, dass Aquaplaning bei einem so geringen Prozentsatz der Unfälle identifiziert werden konnte, wurden in einem weiteren Schritt die polizeilichen Dokumentationen des Landes Sachsen ausgewertet. Dabei wurde ein Zeitraum von zwei Jahren (Juli 2015 bis Juni 2017) mit mehr als 204.000 Unfällen mit Pkw berücksichtigt. Das Ergebnis ist deckungsgleich mit der GIDAS Auswertung, was die Aussagefähigkeit der Daten bekräftigt. Mit den Erkenntnissen sind Forscher nun in der Lage, die Anzahl der Unfälle durch Aquaplaning wissenschaftlich und objektiv zu quantifizieren.

Die aus den Analysen resultierenden Endergebnisse sind in der folgenden Tabelle zusammengefasst:

Tabelle 1: Ergebniszusammenfassung für Aquaplaning als Grundursache für Unfälle in Deutschland

Datenquelle	Aquaplaning in % der bei Nässeunfällen beteiligten Pkw	Aquaplaning in % der bei allen Unfällen beteiligten Pkw
GIDAS Datenbank	0.59 %	0.15 %
Sächsischer Polizeireport	0.46 %	0.11 %

Quantifizierung von Einflussfaktoren auf Menge des Reifenabrieb

Quantification of influencing factors on tire wear volume

Dr. rer. nat. **Benjamin Oelze**, **Ulf Steinhagen**, **Simon Dachner**,
Prof. Dr.-Ing. **Burkhard Wies**
Continental Reifen Deutschland GmbH, Hannover

Zusammenfassung

Reibung zwischen Reifen und Straßenoberfläche ist ein essentieller Sicherheitsaspekt in unserem täglichen Leben. Ein Nebeneffekt dieser Reibung ist allerdings Reifen- sowie Straßenabrieb. In der aktuellen Debatte über Mikroplastik werden Abriebpartikel von Reifen und Straße oftmals zu den größten Verursachern gezählt. Hieraus resultiert eine zunehmende Diskussion über gesetzgeberische Maßnahmen und den Bedarf einer Standardtestmethode für Reifenabrieb.

Die wichtigsten Einflussfaktoren auf Reifenabrieb bei PKW Reifen werden identifiziert und beschrieben. Basierend auf internen Testresultaten wird ein Quantifizierungsansatz für diese Faktoren aufgezeigt (Fahrweise, Klima, Straßenoberfläche, etc.). Da die Interaktionen zwischen Reifen und Straßenoberfläche und verschiedenen äußeren Bedingungen sehr komplex sein können, werden die Herausforderungen für die Entwicklung einer Standardtestmethode für Reifenabrieb aufgezeigt.

Abstract

Friction between tire and road surface is an essential safety asset in our daily life. A side effect of this friction is tire as well as road wear. In the current debate about microplastics tire and road wear particles are often counted as one of the biggest contributors. Based on this a discussion about regulatory actions and the need for a standard test method on tire wear is raised. Most important factors on tire wear for passenger car tires are identified and described. Based on internal test results a quantification approach of these factors is presented (e.g. driving style, climate, road surface, etc.). As the interaction between tire and road surface and several outside conditions is quite complex the challenges to develop a standard test method for tire wear are pointed out.

1. Motivation

Friction between tire and road surface is an essential safety asset in our daily life. A side effect of this friction is tire as well as road wear. In the current debate about microplastics tire and road wear particles are often counted as one of the biggest contributors. Based on this a discussion about regulatory actions and the need for a standard test method on tire wear is raised. The European tire industry is currently working on the feasibility for the development of such a standard test method.

Definition of microplastics:

“Microplastics are any synthetic solid particle or polymeric matrix, with regular or irregular shape and with size ranging from 1 μm to 5 mm, of either primary or secondary manufacturing origin, which are insoluble in water.” [1]

Why does it seem so difficult to estimate tire wear while it is such a common thing in our daily life? The answer is simple: because tire wear is a complex process influenced by many factors.

2. Summary of most common tire wear mechanisms

Tire wear can be roughly broken down to four mechanisms based on the driving and outside conditions as summarized in the following Fig. 1.

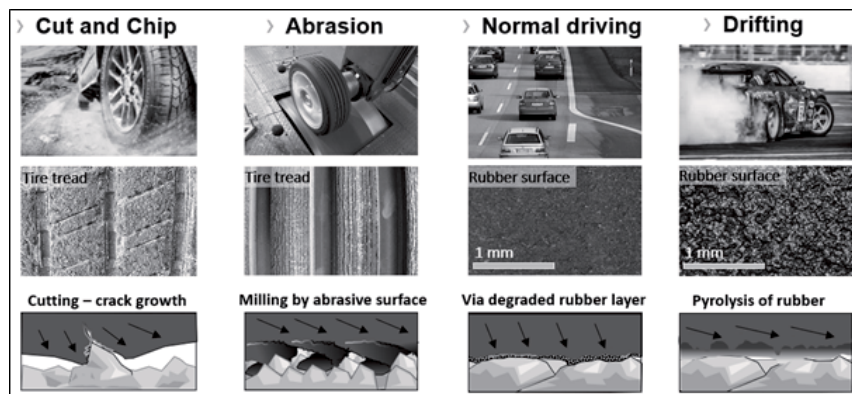


Fig. 1: Tire wear mechanism in various applications

Tire wear due to cut and chip highly depends on the road conditions and can predominantly be observed on gravel roads. Abrasive mechanisms mainly occur either near the glass transition point (T_g) of the rubber (very cold temperatures at which rubber is brittle and inelastic) or on very sharp and flat abrasive surfaces.

Tire wear generated by degraded layers is the most common mechanism and could also be described as fatigue like. In marked contrast to it, the pure pyrolysis mechanism is usually not common for normal end consumer usage. It is caused by very severe application of driving torque and extreme driving maneuvers resulting in high frictional heating and instant tribochemical degradation of the rubber polymers. Under real life conditions it is very likely, that not a single mechanism occurs, but that a combination of all of them will appear in certain shares.

Tire wear can be described as a two-step process:

- a) Damaging of the tread compound
- b) Removal of the damaged material causing tire wear

At normal outdoor driving conditions damaged rubber is removed in form of so-called "Tire Road Wear Particles" (TRWP) formed via mixing of degraded polymers with inorganic material (e.g. dust, sand, road particles, etc.). This is the main form of appearance of tire wear in the environment.

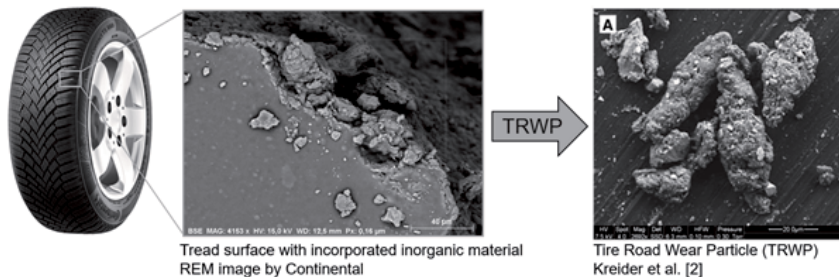


Fig. 2: Tire Road Wear Particles (TRWP)

3. Identification of most important influencing factors on tire wear particles volume

Tire wear is determined by the applied forces on the tire during road contact, the wear resistance of the tire itself and the further ambient conditions. The applied forces on the tire are by one part determined by the vehicle itself (load, toe and camber settings, driving torque, etc.). Another important factor determining the forces on the tire is the traffic routing in terms

of road topography and curviness. The driver himself is then influencing the magnitude of the applied forces by his individual driving style.

As being the contact partner for causing friction and tire wear, the road surface is an important factor too. Here the road surface abrasiveness in terms of micro and macro roughness is the main factor. Ambient outside conditions are mainly temperature and wet conditions, which are setting boundary conditions for the tire road contact and the resulting tire wear. And of course, the tire design itself must be mentioned, which determines the wear resistance of the tire under the mentioned conditions.

Summary of commonly known influencing factors on passenger car tire wear [3]:

- Driving behavior
- Road topography and curviness
- Road surface
- Vehicle
- Tire design
- Ambient conditions (mainly temperature and wet influence)

These factors are influencing and interacting with each other making tire wear a complex process. There are basically two approaches possible to identify and quantify the mentioned influencing factors. The first approach is to vary only the object of investigation and keep all other parameters constant. The drawback would be that only the influences within the set boundary conditions could be studied. A second approach is to investigate tire wear under real life conditions on large statistical basis. Here a drawback is the possible overriding of one factor over the other and the large amount of tire wear performance data needed.

In the following, examples for both approaches as well as their outcome are shown.

4. Attempts to quantify influencing factors based on test results

4.1 Units to measure tire wear performance

There are several possibilities to measure and express tire wear. The commonly and in this report used terms will be briefly explained.

Tire wear is often discussed in terms of mileage, whereby two different values can be used:

- a) The "removal mileage" is the mileage value at which a tire is removed from a vehicle, regardless of the current wear state.
- b) The "estimated mileage" is a value projecting the theoretical mileage of a tire, until it is reaching the legal limit of 1,6 mm remaining pattern depth. This value is closely related

to the wear performance the customer will buy. In terms of comparing tire wear volumes this measurement can be misleading, as it is depending on the initial pattern depth and the wear rate.

As it is the aim to evaluate tire wear volumes of different tire specifications, the mileage terms will not be used in this report.

For the calculation of a wear rate per driven kilometer two different measurements can be applied:

- a) The weight loss of a tire per driven distance. This measurement is accurate but has the drawback that the tires must be demounted. In this report the unit driven kilometers per kilogram weight loss [km/kg] is used.
- b) The pattern depth reduction per driven distance. For this measurement the tire does not have to be demounted and it can be easily performed for field studies. To indicate a high wear performance the unit driven kilometers per millimeter pattern depth reduction [km/mm] is reported.

Both measurements and units will be used in this report. A high value will indicate a high wear performance, which refers to a low wear rate.

4.2 Determining influencing factors based on controlled vehicle tests

To examine the various influencing factors on tire wear, Continental performed a series of controlled vehicle tests on public roads under various conditions. In each test the same three tire specifications (summer tires) were used and experienced the same conditions. All tires used the same construction besides the tread compound. In the graph below (Fig. 3) the 13 results are summarized as wear performance in 1.000 km per kg weight loss of the tire. It is worth to note that all these test results meet Continental's internal test quality standards and were reproduceable.

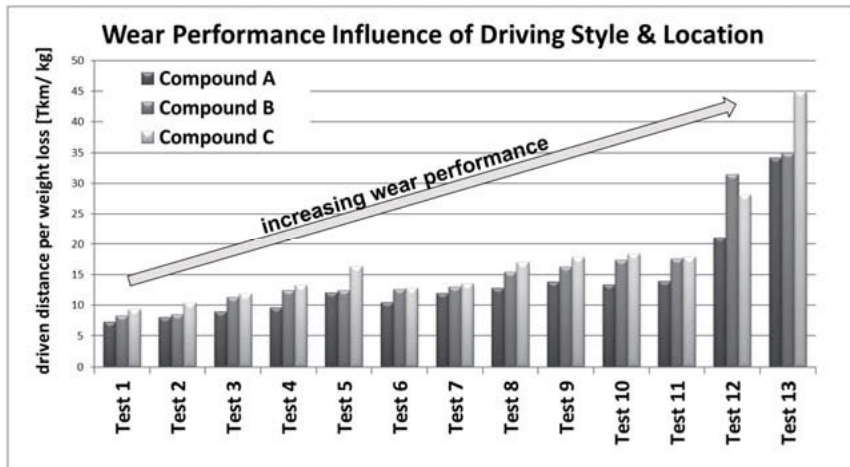


Fig. 3: Wear performance influence of various driving styles and locations

The obvious variety in absolute performances indicates the huge dependency of wear results on the outside conditions. A first conclusion is, that the wear performance must be rated in each test versus a known reference tire. Reporting of a single absolute wear rate value (or mileage) without a reference point is unprecise and could be highly misleading.

A second observation is, that depending on the test conditions, the rating and ranking of the three tires is not constant. Each single test result is reproduceable and the observed ranking reversals and rating differences can be confirmed.

Several influencing factors on tire wear rate could be identified and quantified in the following. It is important to note that identified impacts are based on the applied test conditions. It must be stated that there are (at least theoretically) more extreme conditions possible, leading to a higher spread, respective to a higher maximum impact factor.

4.2.1 Driving style influence; Test 1 vs Test 13

Test 1 (sporty driving conditions) and Test 13 (soft driving conditions) were performed on the same route under similar outside conditions. The only significant difference is, that Test 1 was driven with maximum 1,0 g lateral acceleration while for Test 13 0,4 g in lateral acceleration were not exceeded. Comparing the average wear performance values of the three tires in each test gives a factor of up to 4,5x for the driving style influence.

It is worth mentioning that the largest variety of driving styles can be accomplished on curvy roads due to many opportunities for driving with high lateral accelerations (cornering) and longitudinal accelerations (braking and accelerating), especially before and after curves.

4.2.2 Surface influence; Test 2 vs Test 12

Test 2 and Test 12 were performed on very different routes with partly obvious different road surfaces. The extremes were coarse asphalt (Test 2) versus smooth concrete roads (Test 12). Both tests were performed under similar driving styles, monitored by tracking lateral and longitudinal accelerations. The test results show 3x times less wear performance on the coarse asphalt route.

Also, a ranking reversal between Compound B and C was observed, which is highly reproducible. In the following further testing was conducted to investigate the impact of different road surfaces to this ranking reversal more deeply.

4.2.3 Surface Influence; further investigation ranking reversal Compound B and C

To identify the potential road surface influence, Compound B and Compound C were tested on two different motorways in Germany. One with mainly smooth concrete road surface and the other one with asphalt paved road surface, which were not the same surfaces as used in Test 2 and Test 12. The driving styles were ensured to be very comparable.

The wear performance of Compound B on asphalt road surface was set for the following evaluation to 100%, measured as driven distance per weight loss [1.000 km/ kg].

Table 1: Wear performance differences caused by road surface

	Compound B	Compound C
Asphalt motorway	100%	130%
Concrete motorway	125%	75%

Compound C has a better wear performance on asphalt motorway compared to Compound B. On concrete motorway the wear performance is reverse. Compound B is gaining absolute wear (+25%) performance on concrete, while Compound C is losing significant wear performance (-42%). This result is highly reproduceable and shows the same ranking reversal as shown in Test 2 versus Test 12. These observations imply that the road surface is not only influencing the wear performances by a simple factor. Different compound systems may react completely different on micro and macro roughness in terms of wear performance.

Further research on this topic for better understanding the road surface and tire interactions in terms of tire wear performance is still ongoing.

4.2.4 Temperature influence

As the ambient temperatures in the above described tests were very similar, no evaluation of this factor was possible with this test setup.

To investigate the ambient temperature influence, another test program with tires from different performance segments (summer and winter) was set up. The tires have been driven on the same route at different times during the year to ensure ambient temperature differences. The tests were conducted at 4°C and 12°C average ambient temperature applying the same driving style. Considering that the ambient temperature difference between both conducted tests is only 8°C, it is remarkable that already ranking reversals could be observed, as shown in the Fig. below.

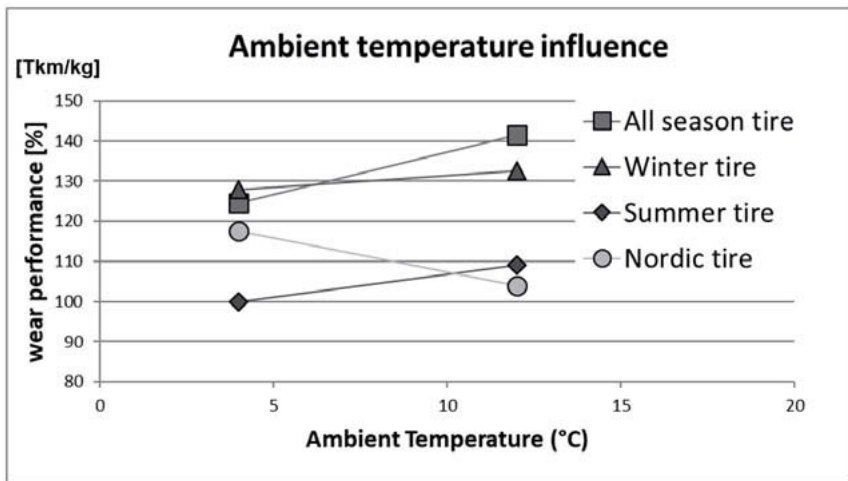


Fig. 4: Ambient temperature influence on wear performance

While the wear performance of Tire A, B and D lies at 4°C in a 10% range, the spread between these tires widens at 12°C up to a 40% range. This results in a wear performance factor of 1,4x for the tire design. The tires show different slopes in their wear performances with increas-

ing ambient temperature. Tire D is having a negative slope, while the other tires showing different degrees of positive slopes. These different behaviors are resulting in ranking reversals between Tire A and B and Tire C and D between 4 and 12°C ambient test temperatures.

Tire A is showing the steepest slope with a performance increase of 13% between the two tested temperature points.

The occurrence of different slopes indicates clearly that there is no basic linear relation between wear performance and temperature increase. These behaviors are depending on the individual tire and especially compound properties. At temperatures near the glass transition point of the tread compound (T_g) the wear performance is quite low and will increase with increasing temperature. A common description in the literature for this behavior is called "Plastic deformation wear" and was stated by Veith [4]. At more elevated temperatures a kind of wear optimum is reached and wear rate changes over temperature becoming marginal [5]. Tire A and C are showing in the investigated temperature window still an increasing slope, while Tire B seems to be already near the temperature dependent wear optimum.

Tire D reached its wear optimum presumably already at lower temperatures as investigated here and shows decreasing wear performance with increasing temperatures. Such behavior is usually observed for low T_g compounds in combination with soft tread packages (combined pattern and compound stiffness). The properties of Tire D could be described in that way. Veith described this behavior as "Elastic deformation wear" occurring dominantly at high temperatures [4]. In addition, a more severe driving style, resulting in higher frictional energy can favor this mechanism.

The maximum influence of ambient temperature would be estimated for a high T_g compound over a 40°C range to be a factor of about 2x.

As a conclusion it is important to point out that there is no linear relationship between wear performance and temperature variation, although it might occur in some publications and discussions. As shown above, significant ranking reversals can be observed simply by variation of the average ambient test temperature.

4.2.5 Influence of wet conditions

The influence of wet conditions on wear rate in the literature delivers an unclear Fig. of its impact. There are examples where the wear performance is increasing as well as decreasing. One influence of wet conditions is a cooling effect of the tire tread temperature, resulting in the dependencies as mentioned in the chapter 4.2.4 above.

Additionally, the water layer will interfere the tire road contact. This leads to different friction regimes, causing wear rates changes. Such effects are presumable depending on the tread compound and road surface properties.

For evaluating the influence of wet roads on the wear performance, a test program with four different tread compounds (summer tire pattern) was set up. The tires were driven under wet and dry conditions at comparable track surface temperatures on a closed circuit which could be watered. Under both conditions it was ensured to reach the same lap time and the same maximum lateral accelerations ($<0,6g$). This driving style is quite comparable to normal end consumer driving styles on public roads.

Table 2: Wear performance differences under dry and wet conditions

	Weight loss dry [g]	Weight loss wet [g]	Difference dry vs wet [g]	% Difference dry vs wet
Compound 1	234	191	+43	+18%
Compound 2	278	250	+28	+10%
Compound 3	189	215	-26	-14%
Compound 4	212	228	-16	-8%

The difference in wear performance between dry and wet surfaces ranged from +18% to -14% resulting in a factor of around $\pm 1,2x$. This leads for example to a ranking reversal between Compound 1 (best under wet conditions) and Compound 3 (best under dry conditions).

This non-linearity depends on the individual compound properties and is subject of further research.

4.3 First field study on different commercial passenger car fleets in Europe

In the previous sections of this report, single test conditions were defined and several influencing factors on tire wear were identified and quantified. These findings leave the question open which factors can be found and still quantified in the field under real life service conditions on a larger statistical scale?

Three tire specifications (summer tires) were tested at four different commercial fleets in Europe (in total around 250 tires per tire specification). These fleets were based in Spain, Germany and at two locations in the United Kingdom (UK). All fleets used front driven vehicles from different car manufactures. Overall, the vehicle differences in terms of engine power, axle alignments, vehicle weight, etc. have been comparable and no noticeable impact on the wear performance was detected.

For the evaluation, only tires with a certain amount of wear from the driven axle have been considered. Their wear performance was evaluated based on the pattern depth reduction and driven kilometers at several points in the tire life. The wear performance is evaluated in driven kilometers per millimeter pattern depth reduction [km/mm] for each measuring interval. Therefore, a single tire can appear more than once in the following evaluations.

4.3.1 Wear performance spread

For evaluating the overall wear performance of the three tire specifications at the four commercial fleets, the median of the performance distributions was used. The results can be found below, whereby tire 2 was defined as 100% reference.

Table 3: Relative wear performance total and at each fleet; Tire 2 is set to 100%

	Tire 1	Tire 2	Tire 3
Total	75%	100%	93%
UK 1	70%	100%	83%
Spain	89%	100%	108%
UK 2	66%	100%	93%
Germany	73%	100%	87%

A closer look at the results of each single fleet provides a more indifferent Fig.. The ratings versus Tire 2 (as 100% reference) are varying for Tire 1 from 66% to 89% and for Tire 3 from 83% to 108%. This implies at first sight, that there might be different operating and outside conditions between the fleets, leading to the rating differences between the tire specifications.

An evaluation of all wear rate intervals in driven kilometers per lost mm pattern depth [km/mm] is shown in the following Fig..

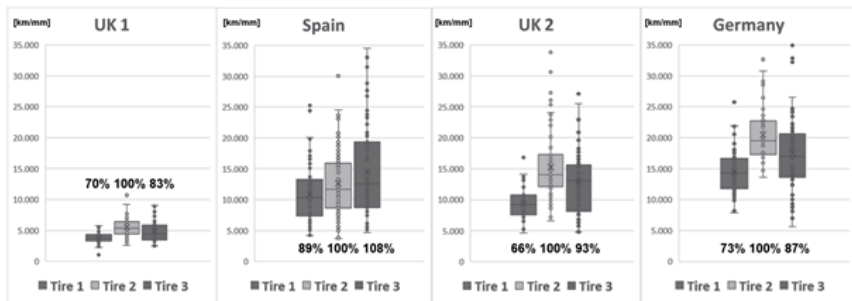


Fig. 5: Boxplots of kilometers driven per lost mm pattern depth [km/mm] per fleet

The largest performance spread over all locations equals a factor of about 14x for Tire 3 (UK 1 vs Germany fleet; 2.500 to 35.000 km/mm).

For one tire specification within one fleet a wear performance factor of up to 7x (Tire 3: Spain and Germany fleet; 5.000 to 35.000 km/mm) could be found. Considering that only the front driven axle was evaluated, the performance spread including also the non-driven axle would be much higher. The performance differences between different tire specifications in this case seem to be less significant than the spread within one tire specification as the wear rate (km/mm) distributions are largely overlaying. This could be an indicator that the driver influence plays an important role, while assuming that in average the vehicles in one fleet will have a comparable service profile.

As the described performance spread within one fleet is high, it is an obvious conclusion that evaluating tire wear performance under non-controlled conditions without an adequate statistical basis can lead to completely random results.

4.3.2 Driving style analysis and influence

To derive more detailed information about the service conditions, some vehicles per fleet were equipped with GPS and acceleration logging devices. The gathered information was used to identify hints and trends about the application profile of each fleet.

An evaluation of three different speed clusters and their spread plus the spread of the average velocity delivers already a quite good impression about the application profiles (see Fig. 6 and 7 below). In the UK 1 fleet the drivers are operating at a lower average speed mainly below 55 km/h, indicating a more frequent city operation. This leads to a high amount of braking, accelerating and cornering although at low speeds, corresponding to the low overall wear performance. The opposite operation profile can be found at the Germany fleet. Here the average

speeds range around 83 km/h and the highest populated speed cluster is the one above 110 km/h which indicates a high share of motorway service. This leads to high constant speeds but lower amounts of braking, accelerating and cornering resulting in a much better wear performance compared to UK 1 fleet (factor 3-4x).

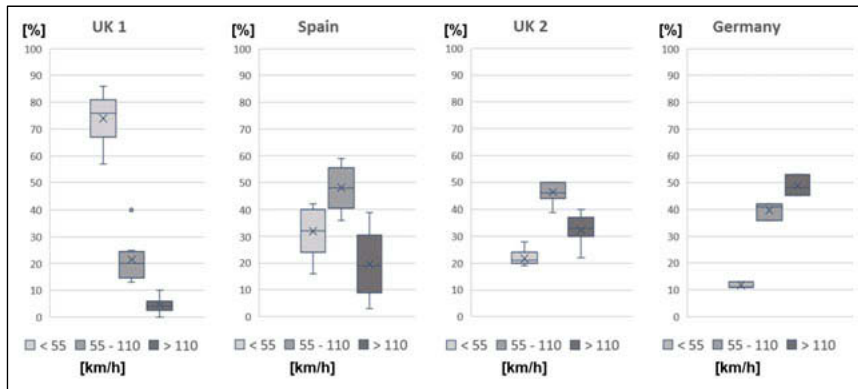


Fig. 6: Boxplots of speed clusters for each fleet (<55 km/h; 55- 110 km/h; >110 km/h)

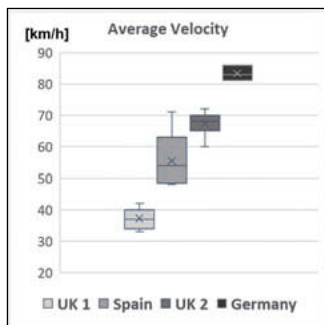


Fig. 7: Boxplots of average velocities per fleet

4.3.3 GPS analysis

Based on the recorded GPS data, it is furthermore possible to estimate the road topography (in height change per km) and curviness (in sum of degrees per kilometer) as shown in Fig. 8 below.

The flat topography and low curve values for the Germany fleet supports the indicated predominant motorway usage. For UK 1 the topography as well as the curve values are significant higher compared to the Germany fleet. This is another important application difference which can cause the wear performance differences between both fleets.

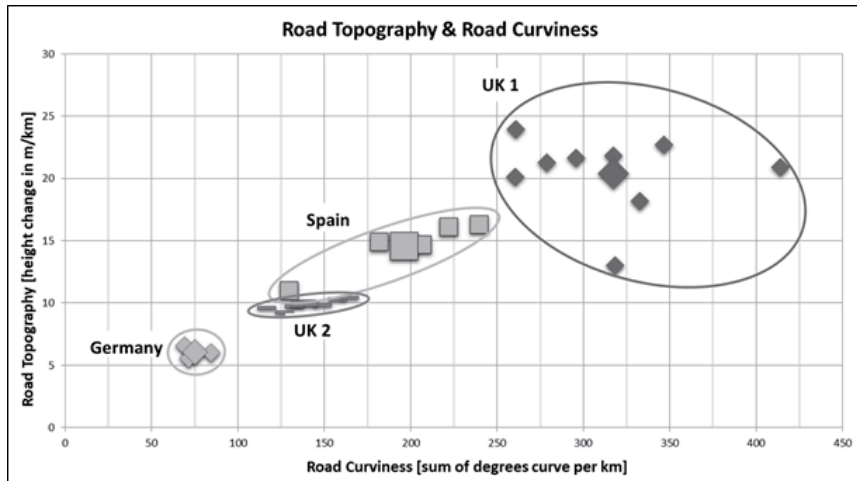


Fig. 8: Road topography and road curviness evaluation based on GPS data

Although the performance spread is already relatively high (factor 7x for driven axle possible), it is assumed that the evaluated commercial passenger car fleets have comparable driving and outside conditions within each fleet. Especially for the estimation and evaluation of passenger car tire wear performance, it is important to have deeper insight into the end consumer usage. Due to expected even more diverse route profiles and driving styles, it is assumed that the performance spread would be even higher.

4.4 Second field study, wear performance of end customer tires in the USA

A second field study was conducted in the USA, in which one single tire specification after customer use was examined. Tires from both axles were considered, with the boundary condition that the tires must have at least 20% wear in terms of pattern depth reduction. This leaves in total 30.014 tires for detailed analysis.

Following information was available for detailed evaluation of the wear performance:

- Remaining pattern depth measurement
- tire mileage
- customers place of residence, with the assumption that this is also the predominant area of usage.

The wear performance will be, as in the previous chapter, reported in driven kilometers per millimeter pattern depth reduction [km/mm].

4.4.1 Wear rate distribution

The distribution follows the shape of a Weibull curve. The maximum spread of wear performance ranges from 1.000 km/mm up to 60.000 km/mm, which results in a factor of 60x. It is very likely that the extreme low values (high wear rate) representing tires which were used only on the driven axle. The other extreme might be caused by only non-driven axle usage. Cutting off the first and last 5% (considering the middle 90% of the sample) results in a spread from 5.000 km/mm up to 25.000 km/mm. This equals a factor of 5x.

As it is quite common in the US to rotate tires between the axles, it is assumed that the tires in the middle of the Weibull distribution curve are representing this usage.

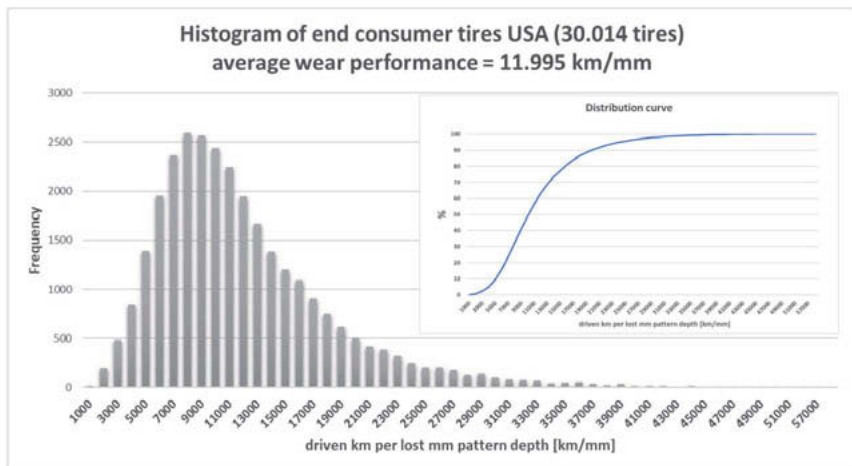


Fig. 9: Histogram and distribution curve of evaluated end customer tires USA

The availability of the geographical information in combination with the large sample size, enables us to identify “wear sensitive regions” in the USA and make attempts to correlate those with outside conditions.

4.4.2 Regional clustering by ZIP code (postal code)

The data have been clustered based on the 5-digit US postal code (ZIP = zone improvement plan). To ensure a good compromise between geographical resolution and enough tire data in each cluster, it was decided to use the first three digits of the ZIP codes (ZIP 3). For example, the area of postal code 10278 New York will be added to a ZIP 3 cluster called "102" together with all other 98 postal code areas from 10200 to 10299. This results in 999 clusters in total. With the use of commercially available Geodata Software ("ArcMAP" © by ESRI) it was possible to visualize the results, which helps to identify certain patterns of influencing factors. In a second step, all clusters with less than 20 tires have been excluded from the further analysis, resulting in 536 remaining clusters with 27.099 tires.

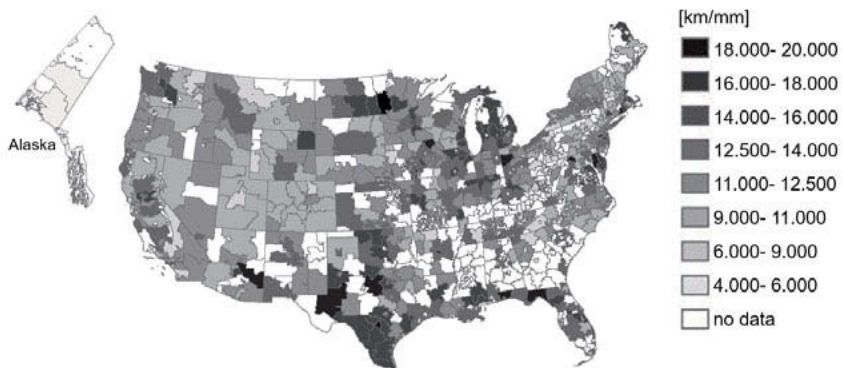


Fig. 10: Wear performance distribution USA in ZIP 3 clusters (≥ 20 tires, 536 clusters, 27.099 tires)

The wear performance of the evaluated tires is in Alaska outstanding low. Large areas with lower wear performance than the peak of the Weibull distribution curve (light grey colors) can be identified across the USA, for example around Utah. Large areas with better wear performance (dark grey to black) are cumulating for example in Texas and around Lake Michigan. While overlaying the wear performance map with the topography information of the USA, a pattern can be identified:

- the low wear performance areas are more concentrated in hilly and mountainous regions
- the high wear performance areas are dominantly found in rather flat regions

R. H. Snyder identified similar wear performance areas in the USA in the early 1970's [5].

The challenge is to quantify the topography influence. Topography maps themselves only providing altitude values but not the change in altitude, which would be the wear relevant factor. A procedure to evaluate this altitude change based on available altitude information was developed and applied [6]. The so-called topography index is used in the following and can also be clustered in the above described ZIP 3 clusters.

It must be mentioned, that unfortunately the relevant satellite data for Alaska were missing at the point of the analysis and therefore, no further evaluation for this state could be conducted.



Fig. 11: Topography map of North America

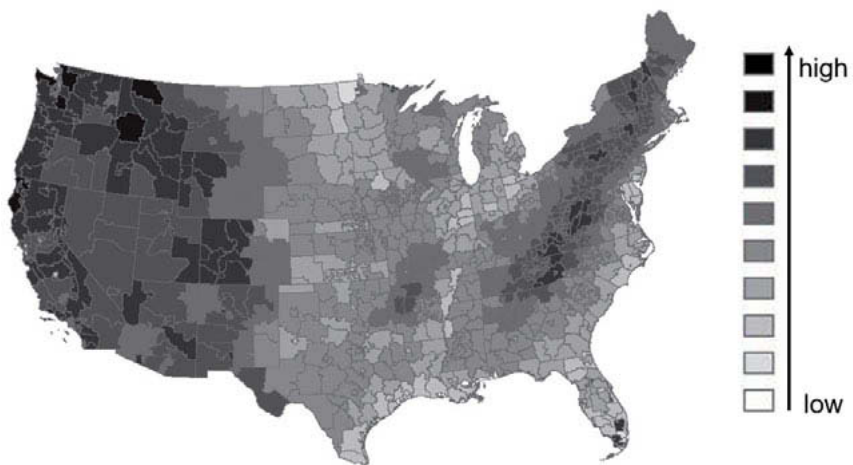


Fig. 12: Topography index USA (without Alaska) in ZIP 3 cluster

A correlation chart between topography index and wear performance (Fig. 13) shows the same trend. However, as there are ZIP 3 clusters with high topography index values but good wear performance and vice versa, the correlation is not strong. Several hypotheses are existing to explain these mismatches. First, the statistical basis could be too low. With a minimum of 20 tires in each cluster, this basis might be still too low to be representative enough for the conditions in this cluster. Adjusting the boundary conditions to a minimum of 50 tires per ZIP 3 cluster or even higher to a minimum of 100 tires does significantly strengthen the trend. Secondly, the topography impact is interfering with other wear influencing factors, which is very likely. Nevertheless, the correlation to topography is the best to be found and there could no other significant trend e.g. for ambient temperature be identified. Thirdly, the topography for a whole cluster is accessed, whereby actually only the parts with streets are relevant to assess tire wear performance.

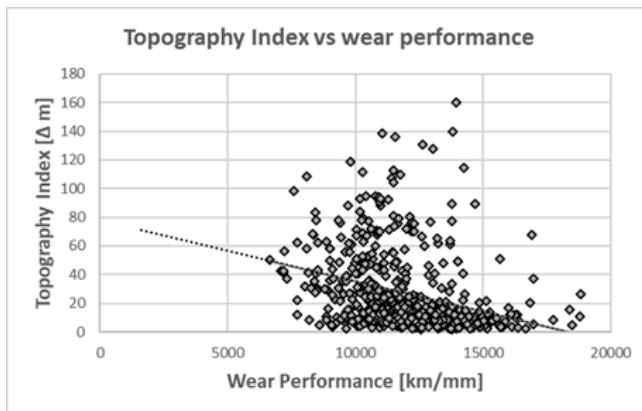


Fig. 13: Topography index versus wear performance of ZIP 3 clusters
(≥ 20 tires, 536 clusters, 27.099 tires)

4.4.3 Road inclination and curviness

To evaluate the streets themselves regarding their severity impact in terms of inclination and curviness, a similar approach as shown in Fig. 8 was chosen. First, a road map of each cluster was joined with the altitude information from the topography map. Afterwards the inclination in height change per kilometer [m/km] can be evaluated. Additionally, also the curviness information in sum degrees curve per kilometer [°/km] can be calculated. For better comparison the streets were classified according their importance:

- Class 1: motorways and trunks
- Class 2: primary roads
- Class 3: secondary and tertiary roads

Purely residential streets were not considered. For each ZIP 3 cluster it is now possible to evaluate the average inclination and curviness values for each of these three road classes regarding their impact on the wear performance.

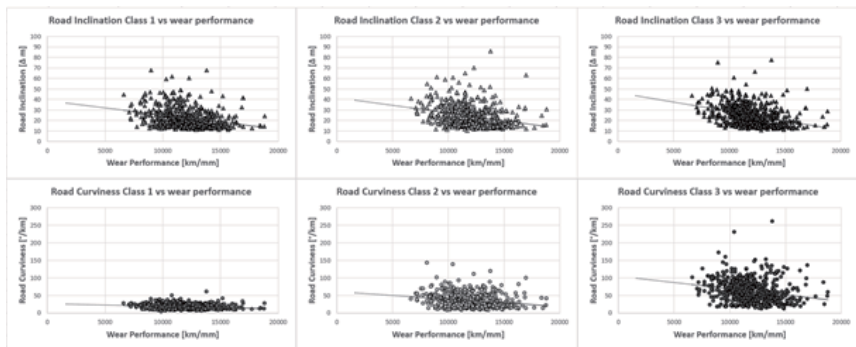


Fig. 14: Road inclination and curviness for three road classes versus wear performance of ZIP 3 clusters (≥ 20 tires, 536 clusters, 27.099 tires)

The trend between road inclination and curviness appears to be obvious than for the topography index, but it is still not a strong correlation. This solidifies the previous conclusion that there are other important influencing factors on tire wear performance interfering with road inclination and curviness [5].

4.4.4 Comparing a low wear performance cluster with high wear performance cluster

Two ZIP 3 clusters with a high number of tires and a large wear performance difference were chosen for a one-to-one comparison. ZIP 3 cluster "530" is located in Wisconsin at the Lake Michigan with an average wear performance of 15.392 km/mm. ZIP 3 cluster "841" is around Salt Lake City, Utah and shows a lower average wear performance of 8.108 km/mm.

Table 4: Comparison ZIP 3 cluster "530" and "841"

ZIP 3 Cluster	"530"		"841"	
State	Wisconsin		Utah	
# tires	166		105	
Average wear [km/mm]	15392	100%	8108	53%
Road curviness Class 1 [°/km]	13	100%	22	166%
Road inclination Class 1 [Δm/ km]	15	100%	28	188%
Road curviness Class 2 [°/km]	29	100%	34	119%
Road inclination Class 2 [Δm/ km]	19	100%	32	174%
Road curviness Class 3 [°/km]	39	100%	78	198%
Road inclination Class 3 [Δm/ km]	20	100%	31	154%
Topography index [Δm/ km]	9	100%	109	1244%

The topography index value of 109 [Δm/ km] for ZIP 3 cluster "841" is one of the highest, which can be found in the USA and 12x higher than for ZIP 3 cluster "530". In comparison the road inclinations of all road classes are only up to 2x higher. It is remarkable that also the Class 1 roads (motorways) show a 1,9x higher inclination and 1,7x higher curviness value, as motorways usually are built flat and straight where possible. In conclusion ZIP 3 cluster "841" can be judged to have a highly demanding topography, while ZIP 3 cluster "530" has quite flat and straight roads. However, it cannot clearly be stated if the observed wear performance factor of 2x is only influenced by the topography or if other factors are interacting respectively interfering.

5. Summary and Conclusions

The quantification of tire wear is a complex topic, as there are many influencing factors interacting with each other. In the previous chapters attempts to separate and quantify these factors were described. The maximum impact factors were summarized in Table 5 below. It must be mentioned that the derived factors are depending on the described test conditions. Therefore, it is possible to find different impact values in other studies.

It has been shown, that due to variation of ambient test temperature, wet conditions or road surface ranking reversals between different tires could be generated. The tread compound properties are the main parameter, which contributes to this behavior from the tire side. Under real-life conditions there will never be only one factor which varies. Additionally, the interaction of factors must be considered, which is part of ongoing research.

The shown complexity outlines the challenges for the development of a standardized wear performance test method. In the interaction with individual tire properties, mainly defined by the tread compound, the impact of applied test conditions could be different. The derived rating of one test result is only strictly valid under precisely the same applied conditions. Any change of conditions can (but does not have to) lead to a change of the rating itself.

One attempt would be to test under the most representative conditions for a market or application. Anyway, this would need a lot of definition and evaluation work to define for example representative conditions for Europe.

But such an approach alone will not solve the problem that some customers will experience different conditions with their tires, due to the high spread of applications in real-life. Additionally, a strict target setting for e.g. ambient temperatures is not feasible for efficient outdoor testing operations. Another approach might be to define more than one representative set of conditions and drive more tests. This would multiply the test costs and does not deliver a rather simple wear performance evaluation, which could be for example used for regulatory purposes. Even though the computer simulation of tire wear seems to be continuously improving, it cannot yet reproduce the vast complexity of real-life conditions.

The only outcome of this dilemma seems to be in the opinion of the authors a combination of real-life tire wear performance testing with prediction of condition influences based on tire and compound properties. Nevertheless, such an approach will require huge efforts in basic research and evaluation tool developments.

Table 5: Summary of investigated influencing factors and their maximum impact

Influencing factor	Importance	Maximum impact as shown	Comments
Combination of all factors besides tire specification	extreme high	5-60x	
Driving style	very high	4,5x	
Road surface	high	3x	Ranking reversal observed
Road topography and curviness	high	2x	Based only on one field example
Tire design	medium	1,4x	Ranking reversal observed
Ambient temperature	medium	1,13x (4°C-12°C) max 2x estimated	Ranking reversal observed
Wet conditions	low	1,2x	Ranking reversal observed

Literature

- [1] Frias, J.P.G.L., Nash, R., Microplastics: Finding a consensus on the definition; Marine Pollution Bulletin 138 (2019) 145–147.
- [2] Kreider et al. Science of the Total Environment, 2010 Jan 1;408(3): 652-9.
- [3] Le Maître, O., Süßner, M., Zarak, C.: Evaluation of Tire Wear Performance. Developments in tire, wheel, steering and suspension technology. SAE Technical Paper Series, 1998.
- [4] Veith, A. G.: Tire Treadwear: The Joint Influence of T_g , Tread Composition and Environmental Factors. A Proposed 'Two-Mechanism' Theory of Treadwear, Polymer Testing 7, 1987, 177-207.
- [5] Snyder, R. H., Environmental Effects on Tire Treadwear, Tire Science and Technology, TSTCA, Vol. 1, No. 2, May 1973, 202-209.
- [6] Bartsch, M.: Bestimmung eines Index zur Beschreibung der Geländerauigkeit und Untersuchung des Zusammenhangs mit der Straßenkurvigkeit., Bachelorarbeit. Leibniz Universität Hannover 2015.

Untersuchung des Partikelemissionsverhaltens von Scheibenbremsen unter transienten Lasten

Hartmut Niemann, Prof. Dr. rer. nat. **Hermann Winner**,
Fachgebiet Fahrzeugtechnik, Technische Universität Darmstadt;
Dr.-Ing. **Christof Asbach**, **Heinz Kaminski**,
Institut für Energie- und Umwelttechnik IUTA e.V., Duisburg;
Marco Zessinger, Link Europe GmbH, Limburg

Kurzfassung

Bremspartikelemissionen tragen gemäß Schätzungen [1] bis zu einem Anteil von 21% zu den verkehrsbedingten PM₁₀-Emissionen in städtischen Umgebungen bei. Die Untersuchung des Emissionsverhaltens ist daher Gegenstand aktueller Forschung, um ein tieferes Verständnis über die Emissionsprozesse zu erlangen und daraus Reduktionsansätze abzuleiten. Aus der Literatur ist ein transientes Verhalten (Übergangsverhalten) der Bremse bezüglich des Reibwertes, der Oberflächentopographie sowie der pro Bremsung maximal emittierten Partikelkonzentration bekannt. Ausgehend von den Erkenntnissen des aktuellen Forschungsstandes wird in dieser Arbeit eine Versuchsreihe zur systematischen Untersuchung des Emissionsverhaltens unter transienten Lasten bzw. Betriebsbedingungen in Form von Bremsdruck- und Geschwindigkeitssprüngen vorgestellt. Die Versuchsreihe umfasst einen für Standardfahrbedingungen repräsentativen Betriebsbereich von Bremsdrücken $p = 2,5 - 20$ bar und Fahrzeuggeschwindigkeiten von $v = 25 - 100$ km/h. Die Messungen werden auf einem Schwungmassenprüfstand durchgeführt, der mit einer Einhausung der Radbremse zur Erfassung von ultrafeinen und feinen Bremspartikelemissionen in Echtzeit ausgestattet ist. Als Kenngröße zur Beschreibung des transienten Emissionsverhaltens wird die pro Bremsung emittierte Gesamtpartikelanzahl der Fraktion PM₁₀ relevanter Partikel ($D_{p,opt} > 300$ nm) herangezogen. Diese Kenngröße zeigt in Korrelation zu den aufgebrauchten Lastsprüngen eine asymptotische Adaption an einen stationären Wert auf. Abhängig von der vorangegangenen Last und somit der Reibhistorie der Bremse treten Emissionsüberhöhungen bzw. -reduktionen um bis zu einem von Faktor 3 auf. Auf Grundlage dieser Messungen wird ein Erklärungsansatz in Form eines PT1-Übertragungsglieds, d.h. einem zeitlich exponentiell verlaufenden Anpassungsverhalten, zur quantitativen Beschreibung des Phänomens vorgestellt. Durch Regression der Messdaten mit dem PT1-Modell wird die Übereinstimmung von Messung und dem PT1-Erklärungsansatz

überprüft. Hierbei treten je nach vorangegangenem Arbeitspunkt stark heterogene Bestimmtheitsmaße zwischen $R^2 = 0,1 - 0,97$ auf. Insbesondere die Messungen bei den oberen Bremsdrücke von 20 bar zeigen eine hohe Übereinstimmung zwischen Messung und PT1-Modell. Das transiente Emissionsverhalten der Scheibenbremse lässt sich somit partiell mittels eines solchen asymptotischen Modells beschreiben. Korrelationen zwischen dem transienten Emissionsverhalten und dem Reibwert sind Gegenstand weiterführender Untersuchungen.

1. Einleitung

1.1 Motivation

Der Straßenverkehr trägt als eine der Hauptquellen für Feinstaub gemäß Schätzungen zu ca. 64 % zum gesamten Feinstaub in urbanen Umgebungen innerhalb der EU bei. Neben Feinstaub aus den Abgasen von Verbrennungsmotoren stellen Brems-, Reifen-, Kupplungs- und Fahrabrieb wesentliche Feinstaubquellen dar. Diese Quellen werden als nicht-verbrennungsmotorische Quellen zusammengefasst und tragen zu etwa gleichen Teilen zum verkehrsbedingten Feinstaub bei. Abriebpartikel, die durch den verschleißbehafteten Betrieb von Pkw-Bremsen erzeugt werden, nehmen einen Anteil von ca. 55 % dieser nicht verbrennungsmotorischen Feinstaubemissionen ein und ca. 21 % der gesamten verkehrsbedingten Feinstaubemissionen [1]. Die negativen Auswirkungen von Feinstaub in der Umgebungsluft auf die menschliche Gesundheit wurden in zahlreichen toxikologischen und epidemiologischen Studien nachgewiesen. Als Folge dessen bestehen innerhalb der EU Grenzwerte für die Partikelemission von Verbrennungsmotoren in Form der EURO-Normen. Die Untersuchung des Emissionsverhaltens von Pkw-Scheibenbremsen ist hingegen Gegenstand aktueller Forschung, um ein tieferes Verständnis über die Emissionsprozesse zu erlangen und daraus Reduktionsansätze, sowie mögliche Grenzwerte abzuleiten. Ein Ansatz besteht in der Vermessung von Emissionskennfeldern zur Untersuchung der Einflussgrößen auf das Emissionsverhalten von Scheibenbremsen. Neben den Betriebsgrößen Bremsdruck, Geschwindigkeit und Temperatur zählt ebenfalls die Reibhistorie zu den potentiellen Einflussgrößen auf das Emissionsverhalten und wird daher im Rahmen der vorliegenden Arbeit mittels eines Versuchsplans untersucht, der die auf die Reibpaarung aufgeprägten Lasten (Bremsdrücke und Geschwindigkeiten) systematisch, sprungförmig variiert, um den Effekt der Reibhistorie auf das Emissionsverhalten zu quantifizieren.

1.2 Stand der Forschung und Forschungsbedarf

Ostermeyer und Willkening führten Studien zur Messung des Reibwertes und der Oberflächentopographie von Reibbelägen auf einem High-Load-Tribometer durch [2]. Der Versuchsplan beinhaltet unter anderem 3 Blöcke à 30 Schleppbremsungen mit einem Bremsdruck von 30 bar, wobei die Geschwindigkeit im ersten und letzten Block 80 km/h und im mittleren Block 30 km/h beträgt. Der Reibwert weist dabei ein ausgeprägtes „langsames“, transientes Verhalten beim Übergang von Block 1 (80 km/h) zu Block 2 (30 km/h) auf. Zeitlich korreliert zur transienten Anpassung des Reibwertes verändert sich die Topographie der Belagoberfläche dahingehend, dass sich die Fläche des „realen Kontaktes“ in Form von Belagplateaus, die aus harten Metallfasern bestehen, beim Übergang von Block 1 (80 km/h) zu Block 2 (30 km/h) wesentlich reduziert. Beim erneuten Übergang zu hohen Geschwindigkeiten (Block 2 zu Block 3) weisen sowohl der Reibwert als auch die Oberflächentopographie eine abrupte Anpassung zum Ausgangswert aus Block 1 auf.

In einer weiteren Versuchsreihe führten Ostermeyer und Kijanski Messungen mit einem ähnlichen Block-Versuchsplan bei gleichzeitiger automatisierter, messtechnischer Erfassung der Verschleißhöhe nach jeder Bremsung [3]. Analog zu Reibwert und Oberflächentopographie weist die Verschleißrate der Belaghöhe ebenfalls einen asymptotischen Übergang von hohen zu niedrigen Geschwindigkeiten auf. Die Autoren führen diese Anpassung der Belaghöhenänderung darauf zurück, dass sich beim Übergang von hohen zu niedrigen Reibgeschwindigkeiten die Belagtäler neben den Plateaus zunächst mit Verschleißpartikeln füllen und somit die mittlere Belaghöhe kurzfristig stabilisieren.

Gramstat untersuchte die Bahn von Verschleißpartikeln mit Hilfe von Videoaufzeichnungen des Belages im Kontakt mit einer transparenten Borosilikatglasscheibe [4]. Er zeigt auf, dass die Bahnen der Verschleißpartikel auf der Belagoberfläche durch Plateaus abgelenkt werden. Dies legt die Vermutung nahe, dass die Verschleißpartikelbahnen ebenfalls dynamischen Änderungen unterworfen sind. Unter der (rein hypothetischen) Annahme, dass die Bewegung der Verschleißpartikel auf der Belagoberfläche einen Einfluss auf das Emissionsverhalten besitzt, leitet sich die Frage ab, ob das Emissionsverhalten selbst ebenfalls dynamische Anpassungsprozesse aufweist.

Sachse verwendete einen Schwungmassenprüfstand mit Sammelbehälter am Bremsattel, ein Messgerät zur Erfassung der elektrischen Partikelmobilität und einen Versuchsplan mit

abwechselnden Blöcken hohen und niedrigen Bremsdrucks, um das transiente Emissionsverhalten zu untersuchen [5]. Dabei traten abfallende Partikelanzahlkonzentration N beim Wechsel von niedrigen (ca. 15 bar) zu höheren Drücken (ca. 20 bar) auf. Umgekehrt zeigte sich ein Anstieg der Partikelanzahl N bei Lastsprüngen von hohen (ca. 20 bar) zu niedrigeren Drücken (ca. 15 bar). Sachse führt dies auf die Ansammlung von Verschleißpartikeln in Phasen hoher Belastung zurück, die erst in Phasen niedriger Belastung wieder aus dem Tribofilm zwischen Belag und Scheibe entweichen und somit in die Umgebungsluft emittiert werden.

Eine vorherige Arbeit von Niemann et al. [6] untersuchte im Rahmen von Kennfeldvermessungen auf einem Schwungmassenprüfstand die Abhängigkeit des PM-Emissionsverhaltens von den Betriebspunkten Bremsdruck, Geschwindigkeit sowie Temperatur (siehe Bild 1). Für die Partikelmessungen kam ein optisches Aerosolspektrometer (OPS, TSI Modell 3330) zum Einsatz, welches die Anzahlkonzentration der emittierten Partikel im Größenbereich $0,3 \mu\text{m} \leq d_p \leq 10 \mu\text{m}$ misst. Zur Vermeidung von Reihenfolgeeffekten fand eine zufällige zeitliche Abfolge der Messpunkte statt. Die Untersuchung identifiziert die Drehgeschwindigkeit als dominierende Einflussgröße auf das Emissionsverhalten der PM_{10} relevanten Partikel. Diese Abhängigkeit kann in erster Näherung durch einen kubischen Zusammenhang $N \sim v^3$ beschrieben werden, wie er in Bild 2 dargestellt ist.

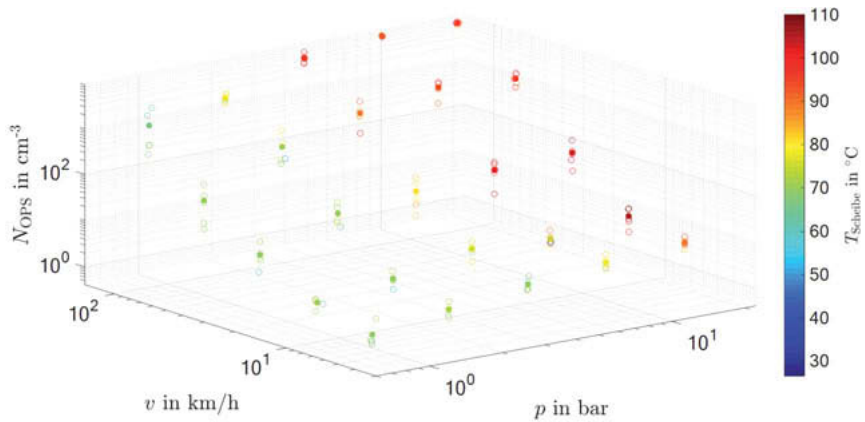


Bild 1: Kennfeld der mit dem OPS (TSI Model 3330) gemessenen, mittleren Anzahlkonzentration grober Partikel in Abhängigkeit von Bremsdruck und Geschwindigkeit für eine Messreihe mit 125 Schleppbremsungen. Vollfaktorielle Kennfeldvermessung mit 5 Variationsstufen des Bremsdrucks (1 – 20 bar) und ebenfalls 5 Variationsstufen der Geschwindigkeit (6,7 – 135 km/h). In jedem der $5 \cdot 5 = 25$ Arbeitspunkte liegen 5 Einzelmessungen vor ($5 \cdot 25 = 125$), die durch offene Kreise gekennzeichnet sind. Der Mittelwert der 5 Wiederholungen ist durch einen gefüllten Kreis gekennzeichnet [6].

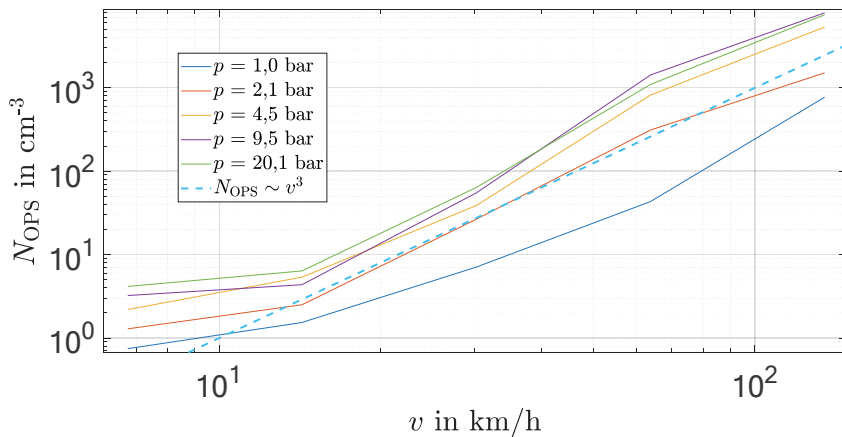


Bild 2: Projizierte Darstellung der Kennfeldvermessung aus Bild 1. Verlauf der mittleren OPS-Anzahlkonzentration über der Geschwindigkeit für Linien gleichen Bremsdruckes. Eine hypothetische Abhängigkeit $N \sim v^3$ ist als gestrichelte Linie eingezeichnet [6].

Neben dem starken Einfluss der Geschwindigkeit treten in den Messungen große Streuungen der mittleren gemessenen Partikelkonzentrationen innerhalb einzelner Betriebspunkte auf (siehe Streuung der offenen Kreise in Bild 1). Die Streuung beträgt vereinzelt bis zu einem Faktor von 7 zwischen der minimalen und maximalen in einem Betriebspunkt gemessenen Konzentration. Als Standardabweichung ausgedrückt, beträgt die entsprechende Streuung bis zu 75 % der mittleren Konzentration in dem Betriebspunkt. Aus Versuchsreihen mit stets konstanter Reibhistorie sind deutlich geringere Messunsicherheiten des Prüfaufbaus bekannt. In Bild 3 sind die Zeitverläufe der Konzentration sowie die Standardabweichung für eine Messreihe von 10 aufeinander folgenden WLTP-Zyklen auf dem gleichen Prüfstand dargestellt. Dabei liegt die Standardabweichung in der Größenordnung von ca. 10 % der gemessenen Konzentrationen und somit deutlich niedriger als die Standardabweichungen im Rahmen der Kennfeldvermessung. Dies legt die Vermutung nahe, dass die Streuungen innerhalb eines Arbeitspunktes der Kennfeldvermessung nicht aus der Messunsicherheit des Prüfaufbaus resultieren, sondern vielmehr Folge eines charakteristischen transienten Übertragungsverhaltens sind.

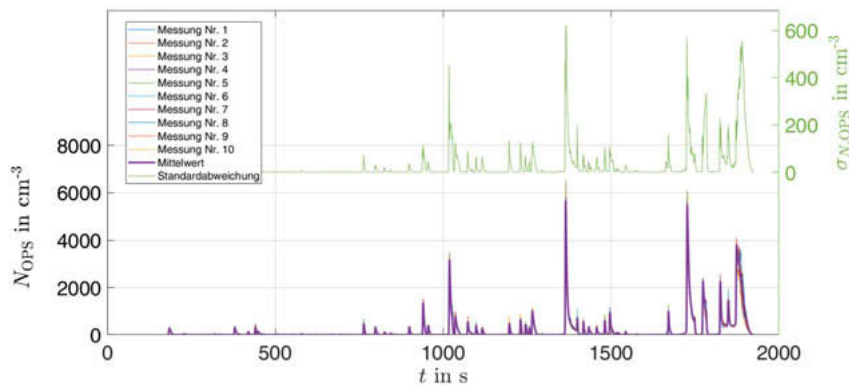


Bild 3: Zeitverlauf der in 10 Zyklen gemessenen OPS-Konzentrationen, der daraus resultierende Mittelwert (linke y-Achse, unterer Graph) sowie Standardabweichung (rechte y-Achse, oberer Graph) für Konfiguration 1 (Festsattel, glatte Grauguss Scheibe, ECE) [6]

Basierend auf dem Stand der Forschung, der bereits ein transientes Verhalten bzw. ein Gedächtnis der Bremse bezüglich des Reibwertes [2], der Oberflächentopographie des Belags [2, 3] sowie der Verschleißhöhe [3] beschreibt und aus dem eine qualitative Untersuchung zum transienten Emissionsverhalten bekannt ist, leitet sich folgende Hypothese ab:

H₀: Scheibenbremsen weisen ein Adaptionsverhalten der Partikelemission bezüglich transienter Lasten von Bremsdruck und Geschwindigkeit auf, dessen Effekt größer als die Messunsicherheit des experimentellen Aufbaus ist.

Ziel der vorliegenden Arbeit ist daher die systematische Untersuchung der Einflussgröße Reibhistorie auf das Emissionsverhalten von Scheibenbremsen bzw. in systemtheoretischer Ausdrucksweise die Untersuchung des transienten Emissionsübertragungsverhaltens von Scheibenbremsen unter sprungförmigen Lasten bei gleichzeitiger vollfaktorieller Variation der Bremsdruck- und Geschwindigkeitshistorie. Als Versuchswerkzeug dient hierzu ein Schwungmassenprüfstand mit Einhausung und echtzeitfähiger Aerosolmesstechnik, der im folgenden Abschnitt beschrieben wird.

2. Untersuchungsmethodik

2.1 Versuchsaufbau

Zur Messung der emittierten Bremspartikel wird ein klimatisierter Schwungmassenprüfstand der Firma Link Engineering sowie eine durchströmte Einhausung verwendet, die vom Institut für Energie- und Umwelttechnik e.V. entwickelt wurde. Der Schwungmassenprüfstand ermöglicht den Betrieb einer Radbremse bei vorgegebenen Geschwindigkeiten und Bremsdrücken bzw. -momenten. Neben den vorgegebenen Eingangsgrößen werden auch die resultierenden Größen, wie z.B. Scheiben- und Belagtemperaturen, aufgezeichnet. Die Datenaufzeichnung des Schwungmassenprüfstandes und der Aerosolmessgeräte erfolgt synchronisiert [7].

Um die emittierten Partikel repräsentativ zu erfassen, ist die Bremse in einer durchströmten Einhausung gekapselt (siehe Bild 4). Der Kühlluftstrom wird von einem HEPA-Filter der Klasse H13 gefiltert und durch die Einhausung geführt. Um eine möglichst laminare Strömung in der Einhausung zu gewährleisten, passiert die Strömung zunächst ein Edelstahlgitter, das durch seinen geringen Druckverlust eine leichte Staupunktströmung erzeugt und so die Strömung laminarisiert. Die Einhausung wurde auf Grundlage von CFD-Simulationen ausgelegt. Ab einem Kühlluftstrom von 500 m³/h ist die Strömungsgeschwindigkeit hoch genug, damit keine PM₁₀ Partikel aufgrund ihrer Trägheit oder von Sedimentation verloren gehen und so in der Strömung schwebend verharren und zum Auslass der Einhausung transportiert werden. Am Auslass findet eine isokinetische Probenahme für die Aerosolmessinstrumente statt. Mittels variabler Düsendurchmesser kann die Geschwindigkeit des Probenahmeluftstroms an verschiedene Kühlluftgeschwindigkeiten angepasst werden.

Obwohl eine Probenahme in einem Abstand vom fünffachen Auslassrohrdurchmesser für eine isokinetische Probenahme idealerweise notwendig wäre, kann dies auf Grund der geometrischen Beschränkungen durch die Einhausung des Schwungmassenprüfstandes nicht erfolgen. Stattdessen erfolgt die Probenahme unmittelbar am Übergang von Einhausung und Auslassrohr, wo eine Pfropfenströmung angenommen wird.

Der Probenahmestrom wird zunächst durch einen PM₁₀ Impaktor gemäß ISO 12341 (Modell SH 10-47, Comde-Derenda GmbH, Stahnsdorf, Deutschland) geleitet, um sicherzustellen, dass lediglich PM₁₀ Partikel die Aerosolmessinstrumente erreichen. Hinter dem Impaktor erfolgt eine zweite isokinetische Probenahme für die Echtzeit-Partikelmesstechnik. Der restliche Luftstrom kann zudem durch einen Filter geleitet werden, um eine gravimetrische Messung und chemische Analyse durchzuführen. Die Echtzeit-Partikelmesstechnik besteht aus einem Fast Mobility Particle Sizer (FMPS, Model 3091, TSI Inc. Shoreview, MN, USA), um die Anzahlgrößenverteilung der emittierten Partikel im Partikelgrößenbereich zwischen 5,6 – 560 nm

an Hand der elektrischen Mobilität der Partikel zu bestimmen. Der FMPS ist zu großen Teilen baugleich mit dem Engine Exhaust Particle Sizer (EEPS, Modell 3090, TSI Inc.), der zur Messung von automobilen Verbrennungsemissionen entwickelt wurde und dessen Eignung unter zahlreichen Betriebsbedingung nachgewiesen wurde [8, 9]. Im Größenbereich von $0,3 - 10 \mu\text{m}$ wird ein optischer Partikelgrößenzähler (OPS, Model 3330, TSI Inc.) für die Bestimmung der Anzahlgrößenverteilung genutzt. Ein zusätzlicher Kondensationspartikelzähler (CPC, Model 3776, TSI Inc.), der ebenfalls zur Messung von Abgasemission genutzt wird, kann zudem verwendet werden, um die Anzahlkonzentration der emittierten Partikel bis zu einer minimalen Größe von $2,5 \text{ nm}$ zu bestimmen. Die Abtastrate aller Aerosolmessgeräte beträgt $f_{\text{Abtast}} = 1 \text{ Hz}$.

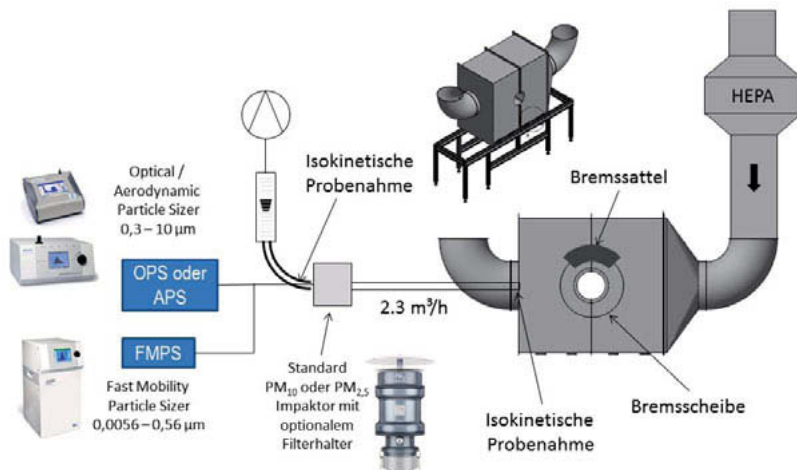


Bild 4: Einhausung zur Messung von Bremspartikelemissionen auf einem Schwungmassenprüfstand [7]

2.2 Versuchsplan

Aus dem Stand der Forschung geht die Hypothese hervor, dass analog zu den bekannten Adaptionprozessen des Reibwertes und der Belagtopographie ebenfalls das Emissionsverhalten von der Reibhistorie der Bremse abhängt und somit ein transientes Verhalten aufweist. Zur Überprüfung dieser Hypothese nutzt der unten beschriebene Versuchsplan sprunghafte Änderungen der Reiblast. Als Last ist in diesem Zusammenhang das Produkt aus Geschwindigkeit und Spannkraft bzw. Bremsdruck definiert. Der in Bild 5 dargestellte Versuchsraum

beinhaltet 8 Arbeitspunkte und einen Referenzpunkt. Pro Arbeitspunkt werden n Schleppbremsungen in Folge (z. B. $n = 30$) durchgeführt. Die Reibzeit pro Bremsung beträgt $t = 5$ s und vor jeder Bremsung liegt eine maximale Starttemperatur von $T_{\text{Scheibe}} = 75$ °C vor. Nach n Bremsungen in einem Arbeitspunkt erfolgt der Sprung zurück zum Referenzpunkt, in dem ebenfalls n Schleppbremsungen hintereinander erfolgen. Nach diesem Prinzip durchläuft der Versuchsplan eine sternförmige Variation innerhalb des Arbeitsraumes, der sich über Bremsdrücke von $p = 1 - 20$ bar bzw. Geschwindigkeiten von $v = 25 - 100$ km/h erstreckt und in Bild 5 dargestellt ist. Der Arbeitsraum deckt somit einen Großteil der unter Standardfahrbedingungen (z.B. WLTP) auftretenden Lasten ab.

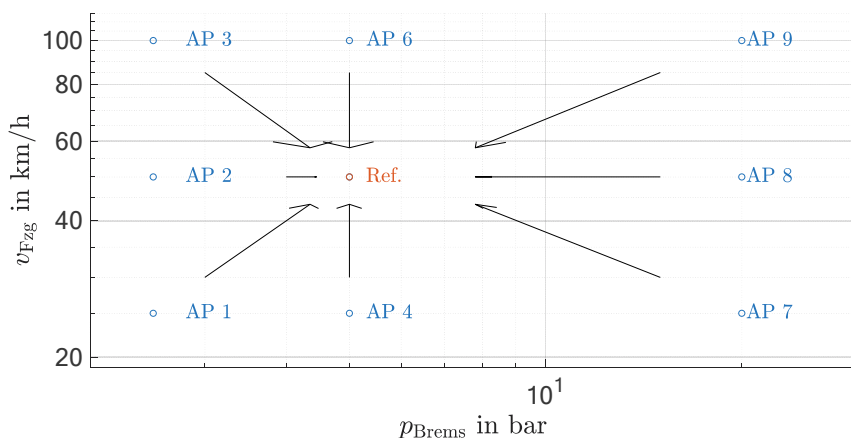


Bild 5: Versuchsplan zur Variation der Reibhistorie durch sprunghafte Variation der „Last“.

3. Ergebnisse

Um die Reibhistorie als Einflussgröße quantitativ zu untersuchen, erfolgt in diesem Abschnitt die Betrachtung der Ergebnisse des im vorangegangenen Abschnitt 0 vorgestellten Versuchsplans zunächst am Beispiel einer Schwimmsattelbremse mit glatter Grauguss-Scheibe und ECE-Belägen. Bild 6 zeigt den Verlauf der pro Bremsung emittierten und mit dem OPS gemessenen Gesamtpartikelanzahl n_{ges} für jeweils 30 Bremsungen im Referenzpunkt (5 bar, 50 km/h) bei unterschiedlicher Reibhistorie. Neben den gemessenen Rohdaten enthält die Darstellung einen mittels Savitzky-Golay-Filterung geglätteten Verlauf. Zur Filterung wurde jeweils ein Polynom zweiten Grades in ein gleitendes Fenster von 11 Stützpunkten der Rohdaten

gelegt. Die verschiedenen Reibhistorien wurden durch jeweils 30 Schleppbremsungen in den 8 Arbeitspunkten des Versuchsplans variiert. Die Darstellung zeigt ein asymptotisches Verhalten der emittierten Partikelzahlen mit fortschreitender Bremsungsnummer und somit auch mit fortschreitender Reibhistorie. Ein ähnliches Verhalten ist aus der Literatur bereits bekannt und qualitativ für den Verlauf von Maximalkonzentrationen gezeigt worden [5]. Für alle 8 Verläufe wird ein Endwert von ca. $n_{\text{ges}} = 2 \cdot 10^7$ Partikel erreicht, wobei der Verlauf in 6 der 8 Fällen abfallend und in 2 Fällen ansteigend ist. Die beiden ansteigenden Verläufe treten nach den Arbeitspunkten AP 3 (2,5 bar, 100 km/h) und AP 6 (5 bar, 100 km/h) auf. Um das asymptotische Verhalten zu beschreiben, wird nachfolgend ein exponentieller Zusammenhang zwischen emittierter Gesamtpartikelanzahl und fortschreitender Bremsungsnummer bzw. Reibzeit angenommen:

$$n_{\text{ges}} = n_0 + \Delta n_{\text{Adapt}} \cdot e^{\frac{-t_B}{\tau_{\text{Adapt}}}} \quad 3.1$$

Darin ist n_{ges} die emittierten Gesamtpartikelanzahl pro Bremsung, Δn_{Adapt} die maximale Überhöhung oder Verringerung der Gesamtpartikelzahl pro Bremsung durch Adaption, t_B die fortschreitende Bremszeit und n_0 der stationäre Wert der emittierten Gesamtpartikelzahl pro Bremsung nach erfolgter Adaption. Das Vorzeichen von Δn_{Adapt} ist abhängig davon, ob ein ansteigender oder abfallender Verlauf vorliegt. Dieser exponentielle Erklärungsansatz würde einem aus der Systemtheorie bekannten PT1-Glied mit Zeitkonstante τ_{Adapt} entsprechen. Zur Überprüfung dieser Hypothese dient die Darstellung der Gesamtpartikelzahl n_{ges} über der negativen Änderung der Gesamtpartikelzahl pro Bremsung Δn_{ges} (siehe Bild 7). In dieser Darstellung entspricht ein PT1-Glied einer Geraden mit Steigung τ_{Adapt} und y-Achsenabschnitt n_0 :

$$n_{\text{ges}}(t_B) = n_0 - \tau_{\text{Adapt}} \cdot \Delta n_{\text{ges}}(t_B) \quad 3.2$$

In Bild 7 ist zu jedem gemessenen Verlauf von Rohdaten daher eine Regression dargestellt, die ein PT1-Verhalten beschreibt, das den wahren Emissionsverlauf annähert. Sowohl die entsprechenden Bestimmtheitsmaße R^2 als auch die aus der Geradensteigung berechneten Zeitkonstanten τ_{Adapt} sind den jeweiligen Legenden in den Arbeitspunkten zu entnehmen. Als Zeitkonstante ist die Anzahl an Bremsungen zu verstehen, nach der 63 % (ergibt sich aus PT1-Verhalten: $1 - \frac{1}{e} \approx 0.63$) der durch Adaption bedingten Emissionserhöhung oder -verringerung abgebaut sind. Die errechneten Bestimmtheitsmaße liegen zwischen sehr schwacher ($R^2 = 0,09$) und sehr starker ($R^2 = 0,95$) Übereinstimmung. Bestimmtheitsmaße unter 0,5 liegen in den Arbeitspunkten AP 4 (5 bar, 50 km/h) und AP 8 (20 bar, 50 km/h) vor. Der Grenzwert von

0,5 wird als subjektiv festgelegtes Kriterium herangezogen, um qualitativ zwischen „guter“ und „schlechter“ Erklärungsgüte zu unterscheiden. In den Regressionen mit einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 > 0,5$ liegen die Zeitkonstanten zwischen 3 und 4,4 Bremsungen, was einer Reibzeit von 15 – 25 Sekunden entspricht.

Nach einmaliger Beobachtung dieses Adaptionssphänomens verbleibt die Frage nach der Reproduzierbarkeit dieses Effektes sowie nach der Übertragbarkeit auf andere Reibpaarungen. Da aus der Literatur die Oberflächentopographie des Reibbelages als mögliche Ursache für das Adaptionsverhalten genannt wird, werden weitergehende Betrachtungen an Hand von Messungen mit einem NAO-Belag in einer Festsattelbremse mit glatter Graugusssscheibe vorgenommen. In Bild 8 sind die entsprechenden Ergebnisse dargestellt. Der Versuchsplan unterscheidet sich von dem vorherigen dadurch, dass der gesamte Plan insgesamt drei Mal durchlaufen wird, jedoch nur 20 statt 30 Schleppbremsungen in jedem Arbeitspunkt durchgeführt werden.

Die untersuchte Reibpaarung NAO-Grauguss weist qualitativ die gleichen asymptotischen Adaptionsprozesse wie die zuvor betrachtete Reibpaarung ECE-Grauguss auf. Ähnlich zu den Ergebnissen mit ECE-Belag sind nach allen Arbeitspunkten mit Ausnahme von AP 3 (2,5 bar, 100 km/h) und AP 6 (5 bar, 100 km/h) abfallende Emissionen zu beobachten. Nach den Arbeitspunkten AP 1 (2,5 bar, 25 km/h) und AP 2 (2,5 bar, 50 km/h) ist eine – relativ zu den anderen Arbeitspunkten – große Streuung zu beobachten. Bemerkenswert ist, dass die einzigen beiden global ansteigenden Verläufe erneut nach den Arbeitspunkten AP 3 (2,5 bar, 100 km/h) und AP 6 (5 bar, 100 km/h) auftreten. Dieses Phänomen zeigt sich auch bei Messungen mit einer der gleichen Festsattelbremse und ECE-Belägen. Ein neues Phänomen ist, dass nach Arbeitspunkt AP 9 (20 bar, 100 km/h) nach anfänglichem Abfall der emittierten Gesamtpartikelzahl ein „langsamer“ Anstieg zu verzeichnen ist, der jedoch innerhalb der 20 Bremsungen nicht über die anfängliche Überhöhung hinausgeht. An Hand der hier gezogenen Grenze von $R^2 > 0,5$ liegen mittlere und hohe Regressionsgüten in den Arbeitspunkten AP 4 ($R^2 = 0,82$), AP 7 ($R^2 = 0,97$), AP 8 ($R^2 = 0,93$) und AP 9 ($R^2 = 0,61$) vor. Dabei treten deutlich kürzere Zeitkonstanten von $\tau_{\text{Adapt}} = 1,1 - 2,3$ Bremsungen auf, was einer Reibzeit von ca. 5 – 15 s entspricht.

Als Zusammenfassung der Ergebnisse konnten die aus der Literatur bekannten Adaptionsprozesse der Emission [5] reproduziert werden. Darüber hinaus liegt ein mathematischer Erklärungsansatz basierend auf einem exponentiellen Anpassungsprozess als Ergebnis vor. Dieser

Ansatz entspricht im systemtheoretischen Sinne einem PT1-Glied. Zu Beginn der Adaptionphasen kommt es zu transienten Erhöhungen oder Verringerungen der emittierten Partikelanzahl pro Bremsung um bis zu einem Faktor von 4. Je nach Reibhistorie bzw. Vorgängerarbeitspunkt liegen sehr schwache bis sehr starke Übereinstimmungen ($R^2 = 0,091 - 0,97$) zwischen den Messungen und dem exponentiellen Erklärungsansatz vor. Die bei drei verschiedenen Bremsen durchgängig höchste Korrelation liegt im Arbeitspunkt AP 7 bei 20 bar Bremsdruck und einer Geschwindigkeit von 25 km/h vor. Qualitativ ist bei allen drei getesteten Bremsen ein ähnliches Verhalten bezüglich Anstieg oder Abfall der emittierten Partikelanzahl in den unterschiedlichen Arbeitspunkten zu verzeichnen.

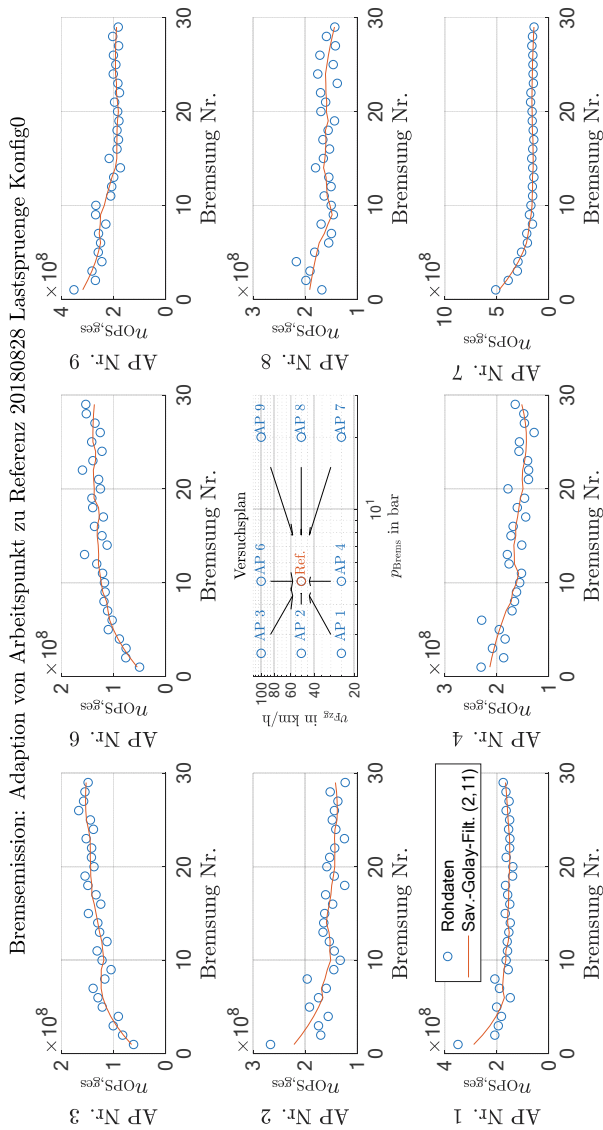


Bild 6: Verlauf der emittierten OPS-Gesamtpartikelzahlen über der Anzahl an Bremsungen während der Adaption vom jeweiligen Arbeitspunkt zum Referenzpunkt. Schwimm-sattel, glatte Scheibe, ECE

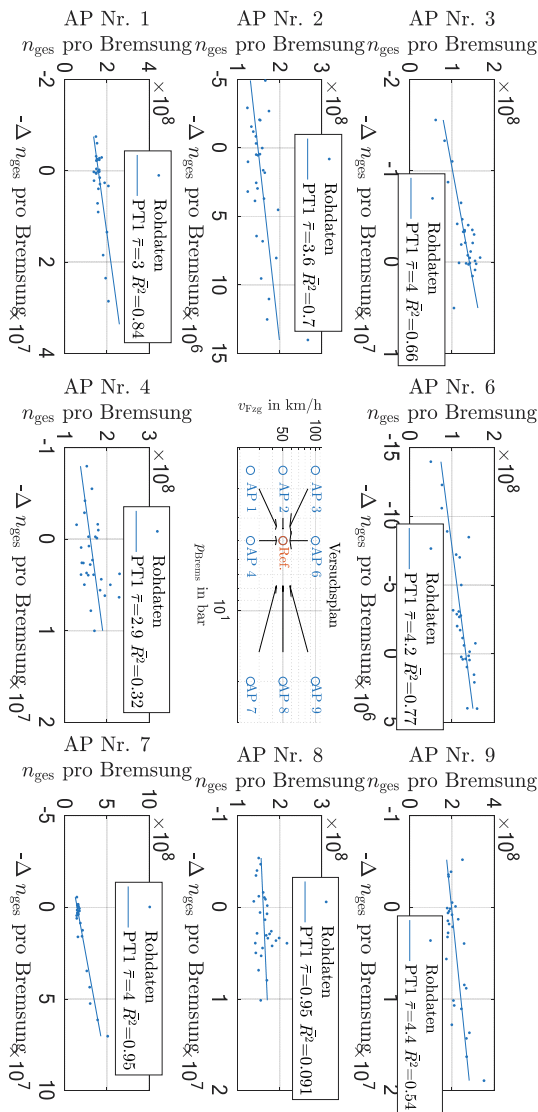


Bild 7: Regression der in Bild 6 dargestellten Gesamtpartikelzahlen pro Bremsung über der Änderung der Gesamtpartikelzahl pro Bremsung. Eine ideale lineare Regression würde einem PT1-Glied entsprechen.

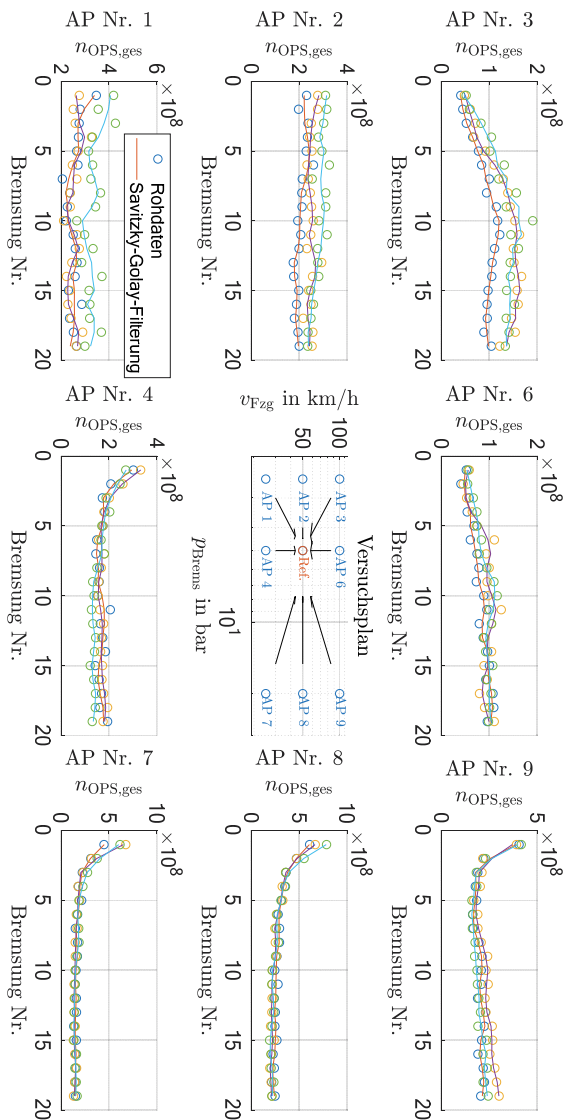


Bild 8: Verlauf der emittierten OPS-Gesamtpartikelzahlen über der Anzahl an Bremsungen während der Adaption vom jeweiligen Arbeitspunkt zum Referenzpunkt. Festsattel, glatte Scheibe, NAO

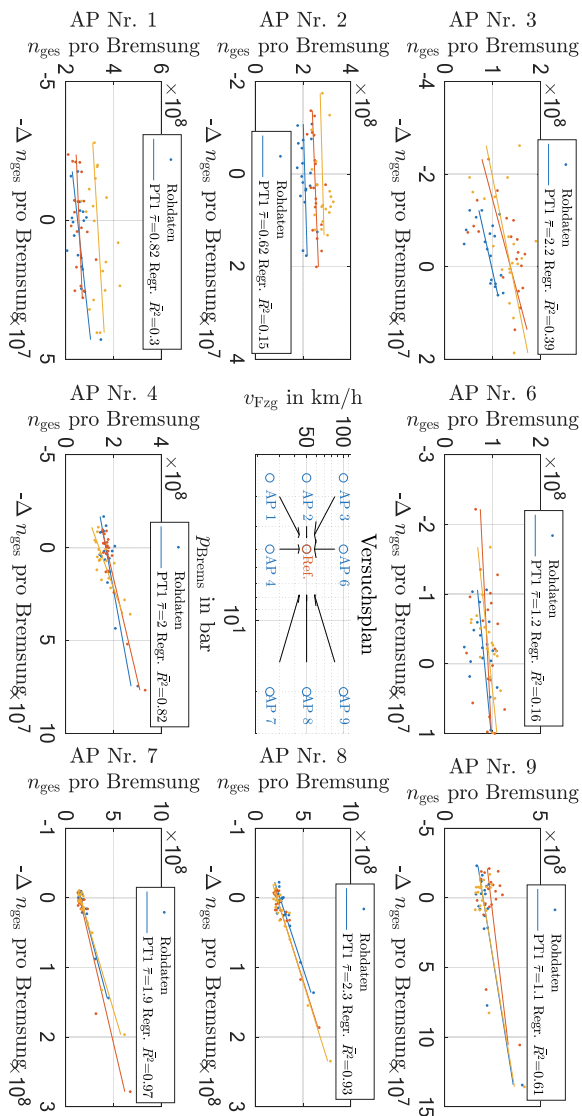


Bild 9: Regression der in Bild 8 dargestellten Gesamtpartikelzahlen pro Bremsung über der Änderung der Gesamtpartikelzahl pro Bremsung. Eine ideale lineare Regression würde einem PT1-Glied entsprechen. Festsattel, glatte Scheibe, NAO

4. Diskussion

Das aus der Literatur bekannte, qualitative Phänomen der transienten Adaption der Emissionsrate in Abhängigkeit der Reibhistorie wurde für zwei Reibpaarungen reproduziert und im Rahmen eines vollfaktoriellen Versuchsplans quantifiziert. Je nach vorangegangener Belastung in Form eines Bremsdruck- und Geschwindigkeitsarbeitspunktes kam es zu einer Erhöhung oder Verringerung der Anzahl emittierter feiner Partikel ($0,3 \mu\text{m} > d_p > 10 \mu\text{m}$). Dieses Verhalten lässt sich zum Teil mittels eines bekannten Erklärungsansatzes von Ostermeyer und Kijanski [3] erklären. In diesem Erklärungsmodell führen die Autoren die temporäre Verringerung der Belaghöhenänderung darauf zurück, dass die Täler in der Belagoberfläche beim Wechsel von hohen zu niedrigen Reibgeschwindigkeiten zunächst von losen Verschleißpartikeln aufgefüllt werden und somit die Rate der Belaghöhenänderung temporär reduziert wird bevor sich ein neuer Gleichgewichtszustand eingestellt hat.

Mit diesem Ansatz lässt sich sowohl für die ECE-Schwimmsattel-Bremse als auch für die NAO-Festsattel-Bremse das Verhalten in den Arbeitspunkten 3 und 6 (Geschwindigkeitssprung von 100 km/h nach 50 km/h) als auch in den Arbeitspunkten 1, 4 und 7 (Geschwindigkeitssprung von 25 km/h nach 50 km/h) erklären, wobei in letzterem Fall die Belagtäler zunächst temporär durch die erhöhte Geschwindigkeit geleert werden. Zusätzlich zur Änderung der Reibgeschwindigkeit wurde in den Arbeitspunkten 1, 3 und 7 der Bremsdruck variiert.

In Arbeitspunkt 9 tritt trotz Verringerung der Geschwindigkeit (100 km/h nach 50 km/h) eine temporäre Erhöhung der Emission auf. Dieses Verhalten lässt sich nicht mit dem Ansatz von Ostermeyer und Kajinski erklären. Da in Arbeitspunkt 9 ebenfalls nicht nur die Reibgeschwindigkeit, sondern auch der Bremsdruck geändert wurde, leiten sich die Hypothesen ab, dass entweder der Einfluss der Bremsdruckhistorie den Einfluss der Geschwindigkeitshistorie übersteigt oder dass beide Reibhistorien miteinander interagieren. Erstere Hypothese wird dadurch bestärkt, dass eine temporäre Emissionsüberhöhung in allen drei Arbeitspunkten auftritt, in denen eine Verringerung des Bremsdruckes vorgenommen wurde (AP 7, 8 und 9). Ein Erklärungsansatz für dieses Verhalten ist, dass hohe Bremsdrücke zur Verdichtung beziehungsweise Verpressung loser Verschleißpartikel auf der Belagoberfläche führen und somit zunächst nicht aus der Reibzone entweichen können. Während einer Folgebremmung mit niedrigeren Bremsdrücken würde sich diese Verpressung lösen, sodass temporär mehr Verschleißpartikel aus dem Reibkontakt emittiert werden. Auf Grund der begrenzten messtechnischen Zugänglichkeit der Reiboberfläche ist die Falsifizierbarkeit eines solchen Erklärungsansatz

eingeschränkt. Eine Möglichkeit zur messtechnischen Erfassung von charakteristischen Größen der Belagoberflächentopographie sind Mikroskopaufnahmen der Oberfläche, die Gegenstand von Folgeuntersuchungen sind.

Mit einer Ausnahme ist das qualitative Verhalten der beiden Bremskonfigurationen in allen Arbeitspunkten gleich. Beim Lastsprung von Arbeitspunkt 9 zum Referenzpunkt mit der NAO-Festsattel-Bremse trat nach anfänglicher kurzer Emissionsüberhöhung ein langsamer Anstieg der im Größenbereich des OPS emittierten Gesamtpartikelanzahl auf. Wenngleich die Ursache dieses Verhaltens unklar ist, leitet sich hieraus die Erkenntnis ab, dass bei der Adaption der Emissionsrate mehrere Effekte mit verschiedenen Zeitskalen auftreten, die sich überlagern. Die Überlagerung von Effekten mit verschiedenen Zeitskalen lässt sich mit dem vorgestellten einfachen exponentiellen PT1-Ansatz mit einer Zeitkonstante nicht beschreiben. In dem genannten Arbeitspunkt liegt dennoch eine Regressionsgüte von $R^2 = 0,61$ vor, die oberhalb des oben eingeführten Grenzwertes von 0,5 liegt. Alle Arbeitspunkte mit niedriger Regressionsgüte $R^2 < 0,5$ haben gemeinsam, dass der Effekt der Emissionsüberhöhung oder -verringerung in diesen Arbeitspunkten sehr gering im Vergleich zu den anderen Arbeitspunkten ist, was die geringen Regressionsgüten in diesen Arbeitspunkten erklärt. Dieser Zusammenhang wird anhand von Bild 10 verdeutlicht, in der die Regressionsgüte des exponentiellen Erklärungsansatzes in Abhängigkeit der adaptionsbedingten Emissionsüberhöhung dargestellt ist.

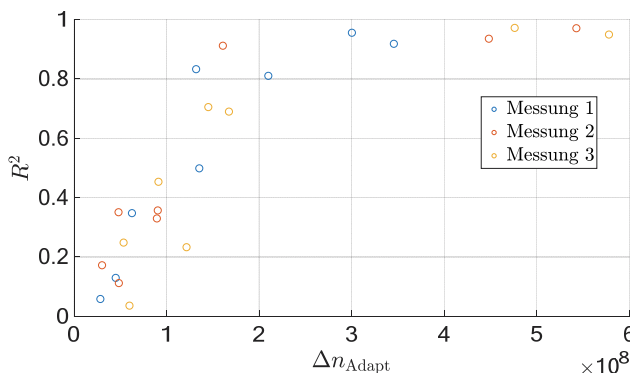


Bild 10: Regressionsgüte des exponentiellen Erklärungsansatzes in Abhängigkeit der adaptionsbedingten Emissionsüberhöhung bzw. -verringerung

5. Fazit und Ausblick

Die vorliegende Arbeit stellt eine Methodik zur quantitativen Untersuchung des transienten Partikelemissionsverhaltens von Scheibenbremsen vor. Anhand dieser Methodik wurde eine Versuchsreihe auf einem Schwungmassenprüfstand mit Einhausung zur Probenahme von Bremspartikelemissionen durchgeführt. Aus den Versuchsergebnissen ergibt sich, dass die Reibhistorie von Scheibenbremsen sowohl in Form des Bremsdruckes als auch der Reibgeschwindigkeit einen messbaren Einfluss auf das Partikelemissionsverhalten der Bremse hat. Im Rahmen der vorliegenden Untersuchung hat sich somit die Arbeitshypothese bewährt, die diesen messbaren Einfluss vorhersagt. Der Effekt lässt sich in 10 von 16 Arbeitspunkten eines vollfaktoriellen Versuchsplans reproduzierbar mittels eines exponentiellen Erklärungsansatz durch zwei Kenngrößen beschreiben. Diese Kenngrößen sind die Emissionsadaption Δn_{Adapt} sowie die Adaptionzeitkonstante τ_{Adapt} . In Relation zur stationären emittierten Gesamtpartikelanzahl n_o , die nach erfolgter Adaption vorliegt, treten Emissionsadaptionen von ca. $\frac{1}{3} > \frac{\Delta n_{\text{Adapt}}}{n_o} > 5$ auf. Dabei liegen die zugehörigen Zeitkonstanten bei Bremszeiten zwischen $1,1 \cdot 5 \text{ s} > \tau_{\text{Adapt}} > 4,4 \cdot 5 \text{ s}$.

Um den Einfluss der beiden Größen Bremsdruck- und Geschwindigkeitshistorie näher zu quantifizieren und somit ein tieferes Verständnis zu erlangen, ist die unabhängige Variation der beiden Größen im Rahmen einer Einzelvariation geplant. Die Korrelation des transienten Emissionsverhaltens mit dem transienten Verhalten von Reibwert und Oberflächentopographie sind ebenfalls Gegenstand dieser weiterführenden Untersuchungen.

Literaturverzeichnis

- [1] Grigoratos, T.; Martini, G.: Brake wear particle emissions; Environmental science and pollution research international (4), Jahrgang 22, S. 2491–2504, 2015
- [2] Ostermeyer, Georg P.; Wilkening, L.: Experimental Investigations of the Topography Dynamics in Brake Pads. SAE International Journal of Passenger Cars - Mechanical Systems (3), Jahrgang 6, S. 1398–1407, 2013
- [3] Ostermeyer, G.-P.; Kijanski, J.: Surface Reservoir Dynamics in Friction Interfaces. EuroBrake 2019, Dresden
- [4] Gramstat, S.: Methoden der in-situ Visualisierung der Reibzonendynamik trockenlaufender Reibpaarungen unter Ergänzung physikalischer und chemischer Charakterisierungen der Reibpartner. Dissertation, Technische Universität Ilmenau, Fachgebiet Kraftfahrzeugtechnik, 2015
- [5] Sachse, H.: Untersuchungen zu geeigneten Messmethoden und Prüfverfahren für die Bewertung bremseninduzierter Emissionen. XXXIV. Internationales μ -Symposium, Bad Neuenahr, 2015
- [6] Niemann, H. et al.: Application of a Sampling Enclosure for the Identification of the Influencing Parameters on Brake Wear Particle Emissions. Konferenzvortrag, European Aerosol Conference, Göteborg, 2019
- [7] Asbach, C.; Todea, Ana M.; Zessinger, M.; Kaminski, H.: Entstehung und Möglichkeiten zur Messung von Fein- und Ultrafeinstaub beim Bremsen. XXXVII. Internationales μ -Symposium, Bad Neuenahr, 2018
- [8] Asbach, C.; Kaminski, H.; Fissan, H.; Monz, C.; Dahmann, D.; Mülhopt, S.; Paur, H. R.; Kiesling, H. J.; Herrmann, F.; Voetz, M.; Kuhlbusch, T. A. J.: Comparison of four mobility particle sizers with different time resolution for stationary exposure measurements. Journal of Nanoparticle Research (7), Jahrgang 11, S. 1593–1609, 2009
- [9] Kaminski, H.; Kuhlbusch, T. A.J.; Rath, S.; Götz, U.; Sprenger, M.; Wels, D.; Polloczek, J.; Bachmann, V.; Dziurawitz, N.; Kiesling, H.-J.; Schwie-Gelshohn, A.; Monz, C.; Dahmann, D.; Asbach, C.: Comparability of mobility particle sizers and diffusion chargers. Journal of Aerosol Science, Jahrgang 57, S. 156–178, 2013

Performanceorientierte Fahrbahnoberflächen

„Top-down-Modell mit implementierter KPI – Schnittstellenkommunikation“

Dr.-Ing. **Marko Wieland**, Bundesanstalt für Straßenwesen,
Bergisch Gladbach

1. Einleitung und Motivation

Eine Verkehrsinfrastruktur ist wesentliche Voraussetzung für den wirtschaftlichen Erfolg eines Landes und Grundlage für Wachstum, Beschäftigung und Teilhabe des Einzelnen am gesellschaftlichen Leben. Kurz gesagt:

Ohne funktionierende Verkehrsinfrastruktur kein Wohlstand!

In Deutschland ist der Verkehrsträger Straße zum zentralen Nervensystem der Wirtschaft und Gesellschaft herangewachsen und wird auch künftig für die Sicherstellung von Mobilität und Transport eine Schlüsselrolle einnehmen. Hinsichtlich der Leistungsfähigkeit ist allgemein bekannt, dass die Kriterien Verfügbarkeit und Zustand Defizite aufweisen. Aus diesem Grund werden im Rahmen des Investitionshochlaufs des BMVI seit einigen Jahren Rekordsummen in Autobahnen und Bundesstraßen investiert, um den Modernitätsgrad des Bundesfernstraßennetzes zu erhöhen.

Neben der digitalen Transformation, E-Mobilität und dem autonomen Fahren gewinnen insbesondere Themen wie Klimawandel, Klimaschutz und Ressourcenknappheit immer mehr an Bedeutung. Hieraus ergibt sich die dringende Notwendigkeit, den Verkehrsträger Straße und somit auch den Straßenoberbau hinsichtlich seiner Nachhaltigkeit zu überprüfen und anzupassen. Hauptsächlich im Kontext mit dem Investitionshochlauf sind Maßnahmen zu treffen, die alle beteiligten Akteure zum Umdenken und einem nachhaltigen Handeln bewegen, denn heute werden die Straßen von morgen gebaut. Zu beachten ist, dass einige der angeführten Aspekte eine treibende Wirkung besitzen oder gar disruptive Veränderungen hervorrufen können.

2. Nachhaltigkeit

Der Begriff Nachhaltigkeit existiert schon seit dem frühen 18. Jahrhundert und findet spätestens mit der Agenda 21 der Vereinten Nationen in Rio de Janeiro 1992 [1] auch außerhalb wissenschaftlicher Diskussionen vermehrt Anwendung. Über die Jahre hat der Begriff eine starke semantische Aufladung erfahren und stellt seit einiger Zeit einen Mainstream dar.

Nachhaltigkeit sollte sich auf ökologische, ökonomische und soziale Aspekte beziehen. Dabei stellt die vollkommene Nachhaltigkeit einen theoretischen „Idealzustand“ dar, der nie vollends erreicht werden kann. Vielmehr ist sie als Ziel eines Prozesses bzw. einer fortwährenden Entwicklung (nachhaltige Entwicklung) zu sehen, die auch im Bereich des Straßenbaus stattfindet.

Für die Beschreibung der Nachhaltigkeit von Produktionsprozessen oder Lebenszyklen – wie dies im Kontext mit dem Straßenoberbau der Fall ist – wird im Allgemeinen eine Erweiterung der drei Grundaspekte um die Gesichtspunkte Produkt- und Prozessqualität vorgenommen (siehe Bild 1). Im Rahmen eines ganzheitlichen Ansatzes sind die Aspekte der Nachhaltigkeit in den unterschiedlichen Lebenszyklusphasen (LZP) des Straßenoberbaus bzw. des Produktes Straße zu beleuchten. Die verschiedenen LZP des Straßenoberbaus sind in Bild 2 lebenszyklusübergreifend gemäß dem Cradle to Cradle – Prinzip vereinfacht dargestellt.

Grundsätzlich ist anzumerken, dass das Argument von Nachhaltigkeit oder Qualität unscharf und unbestätigt bleibt, wenn keine Ziele existieren und keine objektive Beschreibung bzw. Bewertung möglich ist. Für eine sachliche Bewertung werden demzufolge entsprechende inhärente Merkmale für die angeführten Nachhaltigkeitsaspekte benötigt. Spätestens an dieser Stelle wird erkennbar, dass die Betrachtung der Nachhaltigkeit ein sehr komplexes vernetztes Themenfeld darstellt. In diesem Beitrag wird daher nur ein Teilaspekt behandelt, ohne die Verbindung zum ganzheitlichen Ansatz und zur realen Praxis zu verlieren.

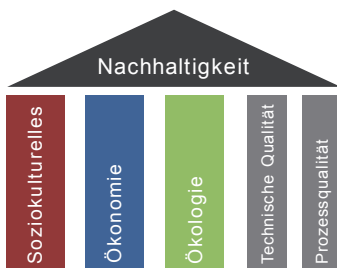


Bild 1: Kriterien der Nachhaltigkeit gemäß dem Fünfsäulenprinzip

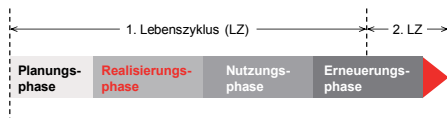


Bild 2: Lebenszyklusphasen eines Straßenoberbaus gemäß dem Prinzip „Cradle to Cradle“

3. Nachhaltiger Straßenoberbau

Zum Aufbau einer geeigneten Grundlage für die Bewertung der Nachhaltigkeit des Straßenoberbaus ist es daher nicht nur erforderlich, eine neue Denkweise einzuführen, bei der bestehende Wechselwirkungen und Vernetzungen hinreichend genau beachtet werden. Vielmehr müssen neue Modelle bzw. Methoden Akzeptanz finden, welche es ermöglichen, z. B. die

Dauerhaftigkeit, Robustheit und Qualität von Straßen im Kontext mit einem ganzheitlichen Ansatz zu bewerten und letztlich zu verbessern. Dabei spielen insbesondere die Nachhaltigkeitskriterien „Produkt- und Prozessqualität“ in Verbindung mit den LZP „Planung und Realisierung“ eine große Bedeutung. Denn nur in diesen Phasen ist die Qualität bzw. die Nachhaltigkeit des Straßenoberbaus beherrschend steuerbar. Zudem werden schon hier die Ausgangsbedingung für den nachfolgenden Lebenszyklus beeinflusst bzw. geschaffen (siehe Bild 3).

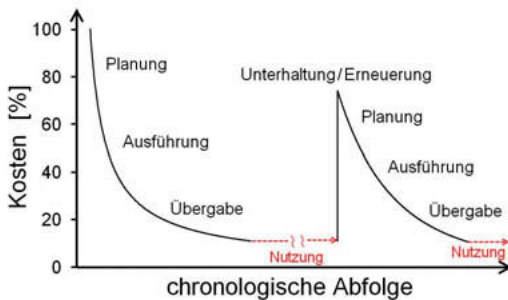


Bild 3: Einflussnahme der LZP auf die Kosten (lebenszyklusübergreifender Ansatz)

Die Qualität ist im Allgemeinen als ein konsistentes System subjektiver Einstellungen hinsichtlich des Grades der Eignung eines Produktes zu sehen, die Eigenschaften der Produktelemente gemäß den Erwartungen der Produktnutzer auszuprägen (vgl. [2]). Für das Produkt Straße tritt primär die Qualität der Straßenoberfläche in den Vordergrund, da sie die eigentliche Kommunikationsschnittstelle bzw. Verbindung zwischen dem Nutzer (Fahrzeug/Reifen) und dem Straßenoberbau bildet. Zudem werden über die Fahrbahnoberfläche bzw. -textur die relevanten Funktions-/Gebrauchseigenschaften bereitgestellt. Das heißt, alle verkehrssicherheits- und fahrkomfortrelevanten Parameter des Fahrens werden hauptsächlich durch die Interaktionen zwischen rollendem Reifen und der Fahrbahnoberfläche bestimmt. Eine weitere wesentliche Rolle spielt die Substanz des Straßenoberbaus, da sie die Trägerfunktion – Fähigkeit des Straßenoberbaus, als dauerhafte Basis zu dienen – besitzt. Die Substanz beeinflusst jedoch nicht das direkte Qualitätsempfinden des Nutzers. Die Qualität der Oberfläche hingegen bezieht sich auf das erfahrbare Produkt, auf „das, was der Nutzer erhält – die funktional-nutzungsbezogenen Eigenschaften der Straße“.

Aus diesem Grund wurde für die Bewertung der Qualität im Kontext mit der Nachhaltigkeit von Straßenoberflächen ein denkbare Bewertungsmodell der Effektivität entwickelt. Dies hat zum Vorteil, dass die Effektivität die Gesamtwirkung bewertet und nicht nur die Wirkung einzelner Qualitätsmerkmale (Teilqualitäten). Zudem kann somit die Qualität in Anlehnung an die gülti-

ge Norm zum Qualitätsmanagement beschrieben werden. Hier wird die Qualität als „Grad, in dem ein Satz inhärenter Merkmale eines Objekts Anforderungen erfüllt“ definiert [3]. Außerdem war wichtig, für die Operationalisierung eine Dimension von messtechnisch quantifizierbaren Merkmalen zu nutzen, die die relevanten Oberflächenmerkmale einschließen und der objektiven Leistungscharakterisierung dienen. Ferner wurde auf eine eindeutige Interpretationsfähigkeit und Beeinflussbarkeit der Merkmale geachtet. Hinsichtlich der Messbarkeit ist zu beachten, dass diese in direkt und indirekt messbare Merkmale zu unterscheiden sind.

Da der Reifen das Fahrzeug – den Nutzer – mit der Straße verbindet, wurden in einem ersten Schritt die drei Kriterien des Reifenlabels: Nasshaftung (Bremsweg auf nasser Straße), externes Rollgeräusch (Lautstärke) und Rollwiderstand (Kraftstoffverbrauch) als mögliche Merkmale aufgegriffen (siehe Bild 4). Obwohl diese Kriterien auch im Bereich des Straßenbaus Anwendung finden bzw. genutzt werden, sind die eigentlichen Kenngrößen nicht direkt miteinander vergleichbar. Die Möglichkeit einer abgestimmten Operationalisierung in Richtung Reifen und Straße ist daher nur bedingt möglich und sollte künftig verbessert werden. Das aktuell gültige Regelwerk des Straßenbaus beachtet derzeit die Merkmale Griffigkeit und Ebenheit, die auch bauvertraglich geschuldete Leistungen darstellen. Das Rollgeräusch bzw. der Geräuschpegel wird aktuell nicht im oben angeführten Sinne betrachtet. Vielmehr wird diesem Merkmal über den sog. Korrekturwert für Straßenoberflächen (D_{Stro}) Rechnung getragen, der den verschiedenen Fahrbahnoberflächen fest zugeordnet ist. Gemäß den Richtlinien für Lärmschutz an Straßen (RLS-90) beachtet der Korrekturwert den Einfluss der Straßenoberfläche auf den sog. Mittelungspegel [4]. Das Merkmal Rollwiderstand wird derzeit nicht verfolgt.

Für die ganzheitliche Bewertung einer Straßenoberfläche wird in dem entwickelten Modellansatz ein sog. Effektivitätsindex für Straßenoberflächen E_{Stro} verwendet. Er ist ein Maß für die Gesamtwirksamkeit, welches das Verhältnis von erreichtem Ziel zu definiertem Ziel zum jeweiligen Betrachtungszeitpunkt oder über einen gewählten Zeitraum beschreibt. Das Ziel setzt sich dabei aus den gewählten Einzelzielen zusammen, deren Leistungsgrad aus den Verhältniswerten der inhärenten Merkmale des Objektes bestimmt wird. So sind in diesem ersten Ansatz die Performanceeigenschaften der Straßenoberfläche als ein Satz inhärenter Merkmale des Objekts "Oberfläche" zu verstehen. Der Effektivitätsindex erschafft somit ein objektives Beurteilungskriterium, mit dem sich darstellen lässt, ob eine Oberfläche geeignet ist, ein vorgegebenes globales Ziel zu erreichen. Über die Art und Weise der Zielerreichung werden dabei keine Aussagen getroffen. Das Bild 5 zeigt an einem frei gewählten Fallbeispiel den entwickelten Modellansatz für die ganzheitliche Bewertung einer Straßenoberfläche. Hierzu wurden in einem ersten Schritt vier identifizierte Hauptmerkmale (Oberflächenperformances) – mit einem exemplarisch festgelegten Wichtungsanteil – zum Ansatz gebracht (siehe Tabelle 1).

Tabelle 1: Exemplarisch gewählte Eingangswerte für die Beispieldarstellung in Bild 5

Performance der Oberfläche (inhärente Merkmale)	Wichtungsanteil [-] (Anteil am Gesamtziel)	Leistungsgrad [-] (LZ-Anfang)	Leistungsgrad [-] (LZ Zeitpunkt $t_{x,i}$)	Leistungsgrad [-] (LZ-Ende)
Griffigkeit / Drainage	0,30	1,00	0,80	0,40
Ebenheit	0,20	0,85	0,75	0,70
Geräuschpegel	0,25	1,20	1,05	0,55
Rollwiderstand	0,25	0,80	0,85	0,80

Da die Qualität der Straßenoberfläche auch von anderen Kriterien abhängt, ist zu prüfen, ob eine Erweiterung der Oberflächenperformances zweckmäßig bzw. zielführend ist. Zudem wurde jeder Performance ein zeitlich bezogener Leistungsgrad zugeteilt. Dieser kann auch Werte > 1 annehmen. Als Bewertungszeitpunkte wurden der Anfang und das Ende im Lebenszyklus (LZ) sowie ein Orientierungspunkt in der Mitte festgelegt.

Das Bild 5 zeigt die grafische Ergebnisdarstellung. Die vorderste Fläche (Summe aller farbigen Rechteckflächen) der Grafik beschreibt die erzielte Effektivität der Oberfläche zu Beginn des LZ (z. B. direkt nach Herstellung der Fahrbahndecke). Der Flächeninhalt dieser Fläche ist im Vergleich zu jenem der schwarz gerahmten Fläche zu sehen, die einer 100%-igen Zielerreichung entspricht. Flächenanteile – die aus einem Leistungsgrad > 1 resultieren – werden nicht beachtet und sind als Reserve oder Überschuss zu werten. Die zu evaluierende Oberfläche weist zum Anfangszeitpunkt einen Effektivitätsindex E_{StrO} von 0,92 auf. Die mittlere und hintere Fläche in der Grafik zeigen die zum Betrachtungszeitpunkt ($t_{x,i}$ - im LZ und t_1 - Ende des LZ) vorliegenden Effektivitätsindizes.

Gemäß dem allgemeinen Wissen, dass sich der jeweilige Leistungsgrad im Zuge der Nutzung ändert, sind hier Szenarien der Ab- und Zunahme dargestellt. Aus der Praxis ist bekannt, dass insbesondere für die Oberflächenperformances Griffigkeit, Ebenheit und Geräuschpegel mit einer signifikanten Abnahme des Leistungsgrades bzw. des E_{StrO} -Wertes zu rechnen ist. Für die Beschreibung der Gesamteffektivität ($E_{\text{StrO,ges}}$) wird das entstandene Hüllvolumen zwischen Anfang und Ende des Lebenszyklus ermittelt. Die Approximation der Hüllgeometrie erfolgt dabei unter Berücksichtigung weiterer Stützpunkte und ist somit hinreichend genau bzw. kann als polygonales Objekt beschrieben werden. Das Gesamtvolumen wird letztlich mit Integralen berechnet. Für den in Bild 5 dargestellten Musterfall beträgt $E_{\text{StrO,ges}} = 0,82$.



Bild 4: Gelabter Reifen auf einer Fahrbahnoberfläche mit Waschbetontextur

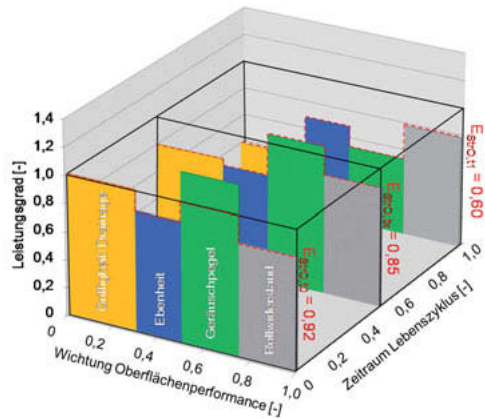


Bild 5: Modellansatz für die ganzheitliche Bewertung von Straßenoberflächen mittels Effektivitätsindex E_{Stro}

An dieser Stelle sei ausdrücklich darauf hingewiesen, dass mit dieser Kennzahl keine grundsätzliche Aussage über die Nachhaltigkeit des Straßenoberbaus getroffen werden kann. Außerdem ist diese nicht in Verbindung mit der „Zustandserfassung und -bewertung der Fahrbahnoberflächen von Straßen“ (ZEB) zu sehen [5]. Vielmehr stellt der Effektivitätsindex für Straßenoberflächen eine Kennzahl dar, die dazu dienen soll, künftig die Produkt- und Prozessqualität sowie die Nachhaltigkeit des gesamten Straßenoberbaus objektiv bewerten, vergleichen bzw. steigern zu können. Das heißt, für die zielgerichtete Weiterentwicklung des Betonstraßenbaus stellt diese Kennzahl eine wichtige Ergänzung dar. Insbesondere soll die Kennzahl jedoch künftig für die systemische Weiter- und Neuentwicklung von Technologien zur Oberflächengestaltung von Fahrbahndecken für Bundesfernstraßen genutzt werden. Dies gilt auch im Zusammenhang mit dem Top-Down-Modell [6], welches seit einiger Zeit im Betonstraßenbau genutzt wird, um den Gedanken „performanceorientierte Fahrbahnoberflächen“ in die Praxis umsetzen zu können.

4. Straßenoberflächen und Oberflächentexturen

Alle dargestellten Überlegungen erscheinen auf den ersten Blick als überzogen oder unangemessen, wenn man sich die aktuelle Situation im Straßenbau vor Augen führt. So weisen Straßenoberflächen herstellungsbedingte Toleranzen auf, die sich mehr oder weniger auf die Performance (z. B. Griffigkeit, Ebenheit) auswirken. Zudem kann die Straßenoberfläche bzw. Oberflächentextur von Asphalt- und Betonfahrbahndecken nahezu ausschließlich über die

verwendete Gesteinskörnung dauerhaft gestaltet werden, die als Naturprodukt einer entsprechenden Heterogenität unterliegt. Im Betonstraßenbau erfolgt die Herstellung der Oberflächentextur in einem gesonderten Arbeitsprozess (z. B. Teilprozess Ausbürsten), der einen hohen Einfluss auf die Prozesssicherheit und die Produktqualität besitzt. Aus diesem Grund werden seit einigen Jahren Bemühungen unternommen, die Prozesssicherheit, die Produktqualität aber auch die Leistungsfähigkeit der Oberflächentexturen zu steigern.

Als wichtigste technologische Neuerung ist in diesem Kontext das sog. Texturgrinding zu benennen, das aus der bestehenden Grinding- und Groovingtechnologie hervorgegangen ist. Mit dem Texturgrinding besteht zum einen die Möglichkeit die Prozesssicherheit im Fertigungsprozess signifikant zu erhöhen, zum andern ist eine präzise und reproduzierbare Herstellung der Textur auch unter den in der Praxis vorherrschenden Randbedingungen möglich. Durch die aktive Weiterentwicklung dieser innovativen Technologie ist das Betreten einer vollkommen neuen Epoche der Oberflächentexturierung möglich. So ist aus wissenschaftlicher Sicht sowohl die Herstellung performanceorientierter Fahrbahnoberflächen als auch die Herstellung von High Performance Road Surfaces (HPRS) in naher Zukunft denkbar.

Um dies zu ermöglichen, ist ein erfolgreicher Transfer dieser Technologie in die Praxis erforderlich. Hierzu sind zum Teil langwierige und neue Wege zu beschreiten, so dass alle Beteiligten Akteure eingebunden werden müssen. Aktuell werden insbesondere folgende Themen bearbeitet:

- Verwendung von Leistungskennzahlen (KPI - Key Performance Indicator) für die Beschreibung der Oberflächenperformance,
- Entwicklung und Erprobung geeigneter Mess-/Prüfverfahren für die zweidimensionale Oberflächen- bzw. Texturansprache im Kontext mit der bauvertraglichen Abwicklung und der Erstellung von Prüfvorschriften,
- dreidimensionale Oberflächen- bzw. Texturansprache für die wissenschaftliche Oberflächencharakterisierung in Verbindung mit dem Top-Down-Ansatz,
- Ableitung relevanter Texturparameter und Kenngrößen für die Oberflächencharakterisierung sowie die Operationalisierung von KPI,
- Monitoring der Oberflächenperformances in der Praxis,
- Weiterentwicklung der Maschinenteknik (z. B. automatisierte Steuerung von Abtrag und Linienführung),
- Weiterentwicklung der Schneidwerkzeuge (z. B. Schneidgeometrie, -präzision und -leistung),

- systematische Erprobung der Technologie „Texturgrinding“ auf BAB sowie
- die Vorbereitung zur Aufnahme der Oberflächentextur in das Regelwerk.

Die systematische Erprobung der Technologie „Texturgrinding“ beschränkt sich in erster Linie auf die Texturen „Typ S“ und „Typ S+“ (siehe Bild 6). Hier werden die Texturen in Verbindung mit verschiedenen Betonrezepturen (z. B. Variation Gesteinsart, Größtkorn) untersucht. Zudem werden hier präferierte Texturen erprobt, die sich hinsichtlich des Texturtypus und deren Ausprägung unterscheiden. Wichtig ist, dass hier noch keine direkte Steuerung der Oberflächenperformances stattfindet. Vielmehr sollen hiermit die aktuellen Basisanforderungen hinsichtlich Griffigkeit, Lärm und Ebenheit abgedeckt werden. Damit stellen derartige Texturen eine vorteilhafte Alternative zur aktuellen Standardtextur „Waschbeton“ dar. Darüber hinaus ergibt sich neben den oben angeführten Vorteilen ein weiterer in Bezug auf die erzielbare Ebenheit. So kann dem eigentlichen Arbeitsgang der Texturierung ein sog. Ebenheitsgrinding vorgeschaltet werden, um ggf. qualitätsbeeinflussende Unebenheiten aus dem konventionellen Fertigungsprozess (Längsebenheit, Wellenlängenbereich bis 15 m) zu beseitigen. Für den Nutzer resultieren hieraus folgende Vorteile:

- geringere Beanspruchung bzw. Beschleunigung für Mensch/Fahrzeug/Ladegut,
- Erhöhung des Fahrkomforts und
- ggf. Senkung des Kraftstoffverbrauchs.

Für den Betreiber der Straße ergibt sich hieraus ggf. eine geringere Belastung des Straßenoberbaus, die bestenfalls in der Dauerhaftigkeit bzw. der Nutzungsdauer zum Ausdruck kommt. Zudem spiegeln sich derartige Leistungsunterschiede in der Oberflächenperformance im Leistungsgrad der Einzelpformance als auch im Effektivitätsindex E_{StrO} wider und können somit bei der ganzheitlichen Bewertung der Nachhaltigkeit objektiv beachtet werden. Eine versachlichte Darstellung der Oberflächenperformance bzw. deren Vergleich ist auch für monetäre Fragestellungen von Bedeutung, z. B. ob der entstandene Nutzen den erbrachten Aufwand (z. B. Kosten) rechtfertigt.

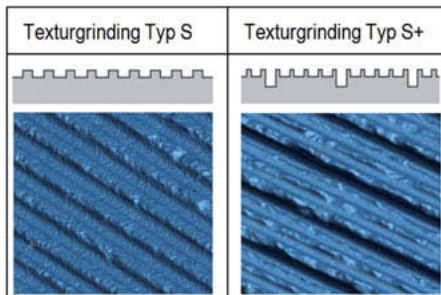
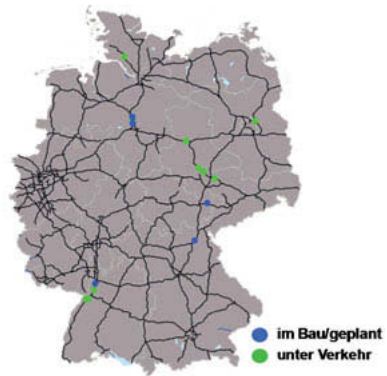


Bild 6: Grindingtonexturen „Typ S“

Bild 7: Lage der Untersuchungsstrecken
„systematische Erprobung Texturgrinding“
im BAB-Netz

Gegenwärtig werden die beiden Texturtypen auf insgesamt zehn realisierten Erprobungsstrecken mit einer Gesamtlänge von ca. 35 km untersucht. Diese umfassen insgesamt 38 verschiedene Einzelabschnitte auf denen in Summe 15 verschiedene Texturvariationen (Textur oder Beton) appliziert sind. Bild 7 zeigt die Lage der realisierten, geplanten und im Bau befindlichen Untersuchungsstrecken im BAB-Netz.

Die bisherigen Erkenntnisse der durchgeführten Untersuchungen und Forschungsvorhaben [z. B. 7,8] zeigen, dass insbesondere die Standardanforderungen an die Oberfläche, die sich aus der konventionellen bauvertraglichen Abwicklung ergeben, erfüllt oder übererfüllt werden. Die Ergebnisse zeigen auch, dass theoretisch eine gezielte Steuerung der einzelnen Leistungsmerkmale möglich ist. Hierfür ist jedoch ein spezifisches Wissen hinsichtlich der Mechanismen und physikalischen Zusammenhänge in der Interaktion Reifen/Fahrbahn erforderlich, um sowohl die Fahrbahneigenschaften, die Grindingtechnologie als auch den Reifen zielorientiert weiterentwickeln zu können.

Bezogen auf die Grundvoraussetzungen des Texturgrindings ist es wichtig, dass der Basisträger (Betondecke bzw. Oberbeton) geeignet sein muss, die eigentliche Textur aufzunehmen und diese dauerhaft zu halten. Der Baustoff Beton muss hierfür z. B. bestimmte Voraussetzungen in der Zusammensetzung sowie hinsichtlich der Festigkeit oder Frost-Tausalz-Beständigkeit erfüllen. Dies ist insofern von Bedeutung, als dass die Standardtexturen (Typ S) bei der Herstellung mit einem bestimmten Basis-/Wirkvolumen ausgestattet werden, welches mit der Zeit verschleißt. Eine erste signifikante Volumenabnahme ergibt sich in der Regel durch das sog. „Brechen der Stege“. Dies geschieht innerhalb weniger Wochen nach Verkehrsfreigabe. Dieser Zustand wird als Nullzustand bezeichnet (siehe Bilder 8 und

9) und kennzeichnet zudem den Zeitpunkt, ab dem eine reale Leistungs- und Effektivitätsbeurteilung möglich ist.



Bild 8: 3D-Aufnahmen Texturgrinding „Typ S“ im Herstellungszustand (rechts) und im Nullzustand (links)

Aktuell ist davon auszugehen, dass der anschließend folgende Volumenverlust mit dem Graph einer linearen Funktion annähernd genau beschrieben werden kann. Der Einfluss aus dem „Brechen der Stege“ auf die Oberflächenperformances ist in Bild 10 zu sehen. Diese Grafik zeigt exemplarisch die Leistungskennwerte einer Grindingoberfläche „Typ S“. Für den Rollwiderstand wurde ein Leistungsgrad von 1,0 angesetzt, da für diesen keine Leistungsanforderungen bestehen und zum anderen kein genormtes Messverfahren zur Kennwertbestimmung existiert.

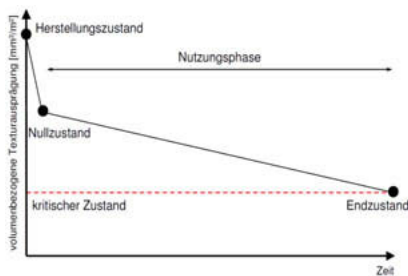


Bild 9: Zustände der Grindingtextur über die Nutzungsdauer (schematische Darstellung)

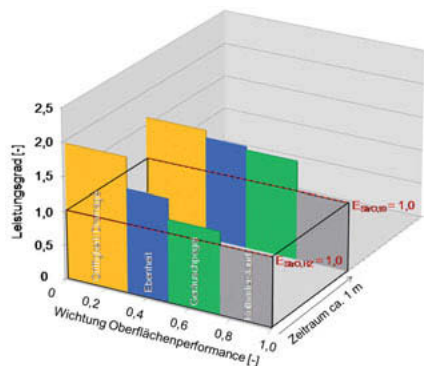


Bild 10: Bewertung einer Grindingoberfläche „Typ S“ mittels Effektivitätsindex E_{str0}

Es ist zu erkennen, dass durch das Brechen der Stege der Leistungsgrad der Griffigkeit abnimmt und der des Geräuschpegels (Lärminderung) ansteigt. Dieser Zusammenhang ist allgemein bekannt und bei Betrachtung der 3D-Oberflächenbilder in Bild 8 selbsterklärend.

Abschließend ist anzumerken, dass eine der gegenwärtigen Entwicklungen der Grinding-technologie darauf basiert, eine vollständige Generierung der Oberflächentextur durch

Schneiden zu erzielen. Rille und Steg werden faktisch gleichermaßen durch Materialabtrag erzeugt. Das bedeutet, die obere Steggeometrie als auch die Stegoberfläche können infolgedessen gezielt hergestellt bzw. nicht mehr durch das Brechen beeinflusst werden. Theoretisch wären dadurch die bautechnischen Voraussetzungen für die Herstellung von HPRS (High Performance Road Surfaces) gegeben. Für die Herstellung derartiger Straßenoberflächen wird aktuell die Möglichkeit geschaffen (Top down Modell), den Straßenoberbau hinsichtlich Oberfläche, Konstruktion und Baustoff systematisch abstimmen zu können.

5. Top – down – Modell „Straßenoberbau“

Um die globale Zielstellung der Nachhaltigkeit systematisch gesteuert erreichen zu können, ist ein ganzheitlicher Ansatz unter Einbindung aller Hierarchieebenen, Prozesse und Akteure notwendig. Hierfür ist eine transparente Kommunikation in der Ebene (horizontal) und zwischen den Ebenen (von oben nach unten und von unten nach oben) mit geeigneten Kriterien / Indikatoren / Kenngrößen erforderlich. Nur so können alle Entwicklungen, Optimierungen oder Veränderungen im Gesamtprozess mit dem globalen Ziel synchronisiert bzw. auf dieses fokussiert werden. Den Ansätzen der Baustatik folgend, ist eine systematische Entflechtung bzw. das Herunterbrechen der globalen Zielstellung von oben nach unten genauso von Bedeutung wie die Bereitstellung der Grundlagen (z. B. Technologien, Roh- und Baustoffe, Normen, Regelwerke, Prognose- oder Rechenmodell).

Der Straßenbau im Bereich von Bundesfernstraßen ist historisch über viele Jahrzehnte gewachsen und konservativ geprägt. Systembedingt findet folglich im Allgemeinen ein verhaltenes Reagieren auf neue Gegebenheiten statt. Die Einführung einer neuen Technologie im Regelwerk kann daher Zeiträume von 10 bis 20 Jahre einnehmen. So wird beispielsweise seit 6 Jahren, basierend auf den Erkenntnissen der letzten Jahre, das wichtigste Regelwerk (ZTV Beton-StB 2007) für den Bereich Betonstraßenbau überarbeitet [9]. Nach der Einführung in zwei bis drei Jahren wird dieses theoretisch für ca. 10 Jahre Gültigkeit besitzen. In Anlehnung an die bisherigen Überarbeitungszyklen werden in den Jahren 2022 bis 2032 jene Straßen gebaut, die auf den Erkenntnissen und Forschungsergebnissen der letzten 5 bis 10 Jahre basieren. Setzt man eine Nutzungsdauer von 30 Jahren an, ergibt sich der maximale Nutzungshorizont bis 2062 (siehe Bild 11).

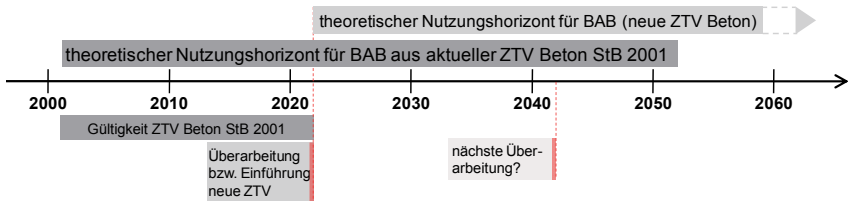


Bild 11: Allgemeine Darstellung der Zeithorizonte im Kontext mit der Erstellung und Gültigkeitsdauer von Regelwerken im Straßenbau, Beispiel ZTV Beton

Schlussfolgernd sind insbesondere im Bereich der Grundlagen Verbesserungen anzustreben, die im Ergebnis ein zielorientiertes Handeln bzw. Reagieren in den ersten beiden Prozessphasen des LZ ermöglichen. Hinzu kommt, dass das aktuelle Regelwerk auch keiner ganzheitlichen performanceorientierten Ausrichtung folgt. Daher erscheint an dieser Stelle die Fragestellung opportun, wie sich die konventionell verwendeten Systeme an die Herausforderungen des modernen Straßenbaus anpassen lassen, um Straßen im Sinne eines nachhaltigen Handelns weiterentwickeln zu können.

Im Rahmen der oben angeführten Regelwerksüberarbeitung (ZTV Beton) und der systematischen Weiterentwicklung der Betonbauweise wird angestrebt, diesen Zustand sukzessive zu beseitigen bzw. zu verbessern. So werden aktuell zur Beurteilung der Leistungsfähigkeit des Straßenoberbaus – im Rahmen von speziellen Netzuntersuchungen – verschiedene Kenngrößen der Straßenoberfläche, der Konstruktion und der Baustoffe aufgenommen und auf KPI-Relevanz getestet. Ziel ist die nutzerorientierte Ausrichtung der Leistungsfähigkeit des Straßenoberbaus mittels eines „Top-down-Modells mit implementierter KPI-Schnittstellenkommunikation“, bei dem die Oberflächenperformance im Vordergrund steht (siehe Bilder 12 und 13)

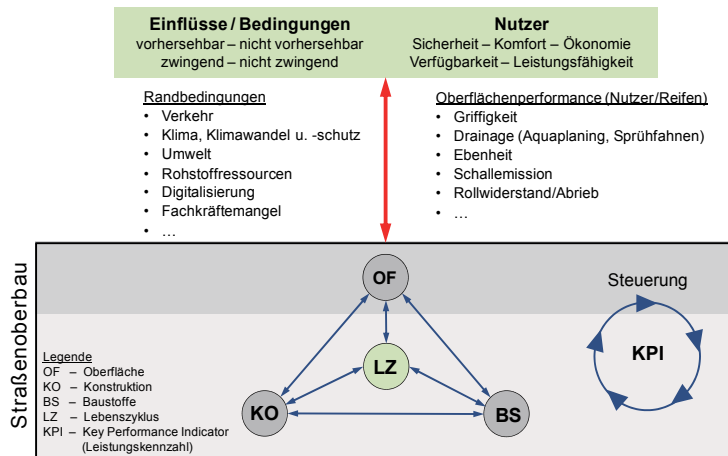


Bild 12: Allgemeines KPI-Modell

Wie bereits in Kapitel 3 angeführt, sind die straßenbauspezifischen KPI, die schon aktuell zur Bewertung von Straßenoberflächen Anwendung finden, nicht direkt mit jenen der Reifenhersteller vergleichbar und müssen daher im Sinne eines gemeinschaftlichen nachhaltigen Handelns sowie der Schnittstellenkommunikation gemäß Bild 12 aufeinander abgestimmt werden. Dies betrifft in erster Linie die Performances:

- Griffigkeit im Kontext mit der Wasserdrainage (Leistungskennzahl: μ_{SKM}),
- Ebenheit (Leistungskennzahl: Unebenheit unter der 4m-Latte in mm),
- Lärminderung (Leistungskennzahl: oberflächenbezogener D_{Stro} – Wert).

Derartige Abstimmungsprozesse sind auch für künftige Fragestellungen von großer Bedeutung, da die Übertragung oder der Austausch von Informationen zwischen Fahrzeug und Fahrzeug sowie zwischen Fahrzeug und Infrastruktur (z. B. der Straßenoberfläche) im Kontext mit den Themen Digitalisierung und autonomen Fahren zu sehen sind und im Ergebnis helfen sollen, Unfälle zu vermeiden und den Verkehr effektiver zu gestalten.

Für die Kommunikation in und zwischen den einzelnen LKP im Kontext mit dem Straßenoberbau ist eine entsprechende Operationalisierung der einzelnen Leistungskennzahlen notwendig. In Bild 13 wird das oben angeführte KPI-Modell für die Oberflächenperformance Griffigkeit exemplarisch spezifiziert. An dieser Stelle ist anzumerken, dass hier nur jene Kenngrößen aufgeführt sind, die derzeit in der Praxis Anwendung finden bzw. den Stand der Technik abbilden.

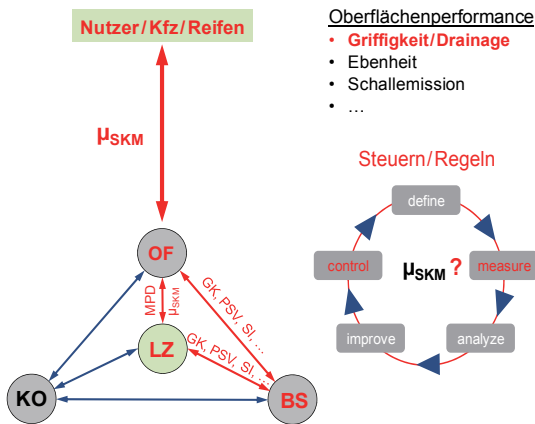


Bild 13: Exemplarische Darstellung der operationalisierten Oberflächenperformance „Griffigkeit“ mit dem straßenbauspezifischen KPI μ_{SKM} für Waschbetonoberflächen

Für die Waschbetonoberfläche, die den Standard in der Betonbauweise (Bereich BAB) darstellt, lassen sich hieraus folgende wichtige Zusammenhänge ableiten.

- Die Performance Griffigkeit wird im Innen- und Außenverhältnis ausschließlich über den KPI μ_{SKM} ($V = 80 \text{ km/h}$) beschrieben und kommuniziert.
- Als operationalisierte Kenngrößen dienen in erster Linie Kenngrößen, die Aussagen zur Leistungsfähigkeit der Gesteinskörnung (z. B. GK – Größtkorn, PSV – Polierwert, SI – Kornformkennzahl) treffen.
- Die mittlere Profiltiefe MPD (Mean Profile Depth) wird im Innenverhältnis (Herstellungsphase, bauvertragliche Abnahme) zur Charakterisierung der Oberfläche verwendet.
- Die Konstruktion nimmt keinen Einfluss auf die Griffigkeit.

Das heißt, die Oberflächentextur kann in der Planungsphase nur über das verwendete Gestein (z. B. Größtkorn, Korngrößenverteilung, SI- und PSV-Wert) beeinflusst werden. In der Herstellungsphase ergibt sich die Textur einbautechnologisch in ihrer Ausprägung und Homogenität durch die Fertigung und durch die beim Ausbürsten erzielte mittlere Profiltiefe. Eine direkte Steuerung oder Regelung des Ausbürstprozesses in Hinblick auf die Oberflächenperformance Griffigkeit mithilfe der Kenngröße MPD ist nur begrenzt möglich. Das liegt

im Wesentlichen darin begründet, dass die geometrische Feingestalt (Rauheit) der Oberfläche, die als Primärgröße für die Performances Griffigkeit, Lärminderung, Sprühfahnenbildung und dem Rollwiderstand gilt, mit dem MPD-Wert nicht hinreichend abgebildet wird. Im Ergebnis ist daher eine gezielte Steuerung der Oberflächentextur bzw. der Oberflächenperformances nur in begrenztem Umfang möglich. Diese Aussage kann im Grundsatz auch auf andere Standardtexturen des Straßenbaus übertragen werden.

Bei der in Kapitel 4 angeführten Grindingtechnologie (Texturtyp A oder A+) besteht hingegen die Möglichkeit, in der Planungsphase die Oberflächentextur hinsichtlich ihrer Geometrie und Ausprägung festzulegen. Im Kontext mit der Griffigkeit lässt sich somit bspw. das Textur- und Drainagevolumen (Wasser) als operationalisierte Kenngröße genau beschreiben. In der Herstellungsphase können diese Parameter dann durch entsprechende Werkzeugauswahl und eine genaue Steuerung des Abtrags weiter verfolgt werden. Bei entsprechender Weiterentwicklung der Technologie ist künftig auch eine Regelung der Abtragstiefe im Kontext mit dem Textur- und Drainagevolumen denkbar.

Aktuell wird an der Spezifizierung des oben angeführten Top-down Modells für Fahrbahnoberflächen mit Texturgrinding gearbeitet. Für die Operationalisierung der Performances sind dafür relevante Kenngrößen zu ermitteln bzw. zu detektieren. Aufgrund der vorliegenden Texturspezifik (längsgerichtete Textur) ist dies mit Untersuchungen verbunden, welche die notwendigen Informationen zur Interaktion Reifen / Fahrbahn liefern. Durch Verfolgung des angeführten Modells wird im Ergebnis erwartet, künftig die einzelnen Effektivitätsindizes und den Effektivitätsindex $E_{\text{StrO,ges}}$ gezielt beeinflussen bzw. steuern zu können.

6. Zusammenfassung und Ausblick

Neben den Herausforderungen der Digitalisierung und den sich daraus ergebenden Chancen im Verkehrssektor, rücken aktuell die Themengebiete Ressourcenknappheit, Klimawandel und Klimaschutz in den Vordergrund. Das bedeutet für alle Verkehrsträger gemeinsam, alle möglichen Potenziale zu bergen, um künftig die Lärm-, Schadstoff- und Treibhausgasemissionen sowie den Verbrauch an natürlichen Ressourcen signifikant zu reduzieren. Kurz gesagt: Das globale Ziel heißt, nachhaltig zu handeln! Um die Zielverfolgung und -erreichung messbar zu machen, sind entsprechende inhärente Merkmale für die zu betrachtenden Nachhaltigkeitskriterien notwendig.

Im Bereich des Straßenbaus sind insbesondere die Kriterien „Produkt- und Prozessqualität“ in Verbindung mit den LZP „Planung und Realisierung“ anzuführen, da in diesen beiden Phasen die Qualität bzw. die Nachhaltigkeit des Straßenoberbaus maßgeblich geprägt wird. Über den Nutzungszeitraum hinweg schaut letztlich der Nutzer auf die Qualität des fertigen Produktes Straße, auf „das, was er erhält – die funktional-nutzungsbezogenen Eigenschaften der Stra-

ße“. In Bezug auf die Nachhaltigkeit kann der Straßenoberfläche faktisch eine Schlüsselrolle zugeschrieben werden. Die Substanz hingegen ist als Basisträger der Oberfläche bzw. der Oberflächentextur zu sehen. Daher ist es essentiell, dass dieser möglichst dauerhaft ist.

Für die ganzheitliche Bewertung der Qualität im Zusammenhang mit der Nachhaltigkeit von Straßenoberflächen wurde ein vorstellbares Bewertungsmodell entwickelt. Mit diesem wird die Effektivität in Form von Effektivitätsindizes E_{Stro} für einen Betrachtungszeitpunkt oder eine Zeitspanne ermittelt, welche die Gesamtwirkung der verschiedenen Teilqualitäten der Oberfläche bewerten. Durch die Verwendung inhärenter Merkmale in Verbindung mit dem entsprechend vorliegenden Leistungsgrad können objektive Aussagen zur Performance, Qualität bzw. zur Nachhaltigkeit getroffen werden. Die Performances Griffigkeit, Ebenheit, Geräuschpegel und Rollwiderstand wurden in Anlehnung an das europäische Reifenlabel sowie aufgrund ihrer signifikanten Wirkung auf die fünf Aspekte der Nachhaltigkeit gewählt und daher nahezu gleich gewichtet.

Eine derartige ganzheitliche Bewertungsmöglichkeit wird insbesondere für die gezielte Weiter-/Neuentwicklung von Straßenkonstruktionen und -oberflächen benötigt, um einen objektiven Vergleich bzw. eine Bewertung zu ermöglichen. Zudem ist eine Adaption des Modells bzw. der generierbaren Kennwerte für operative und globale Fragestellungen vorstellbar. Dies könnten beispielsweise monetäre Aspekte im Rahmen der bauvertraglichen Abwicklung wie auch die Bewertung der Nachhaltigkeit des Verkehrsträgers Straße betreffen.

Im Bereich des Betonstraßenbaus kann dieses Modell beispielsweise dazu dienen, eine ganzheitliche Bewertung von Grindingtexturen vornehmen zu können. So wird derzeit eine Vielzahl verschiedener Texturen der Generation „Texturgrinding“ (Typ S und Typ S+) auf Bundesautobahnen erprobt. Dabei wird primär das Ziel verfolgt, diese zeitnah als alternative Standardtexturen für den Betonstraßenbau einzuführen. Die nachfolgende Generation (Typ A und Typ A+) verfolgt u. a. die gezielte Texturierung für eine performanceorientierte Oberflächengestaltung. Das heißt, jede Performance der Oberfläche ist für sich steuerbar. Hierfür werden aktuell der Baustoff Beton, die Konstruktion und die Grindingtechnologie systematisch weiterentwickelt. In einer nächsten Texturgeneration wäre somit die Herstellung von High Performance Road Surfaces (HPRS) möglich. Das Label (siehe Bild 14) besitzt die Aufgabe, den Nutzer beim Kauf über die Kriterien Rollwiderstand, Nasshaftung und Geräuschemission im Zusammenhang mit einer höheren Fahrsicherheit, weniger Umweltverschmutzung und weniger Kraftstoffverbrauch hinreichend zu informieren.

Um die Oberflächenperformances in der Weiterentwicklung des Straßenoberbaus gezielt beachten und darstellen zu können, wird im Betonstraßenbau ein Top-down-Ansatz verfolgt.

Dieser umfasst eine Operationalisierung der geforderten Performances unter Beachtung der einzelnen LZP im Kontext mit den wesentlichen Bestandteilen des Oberbaus (Oberfläche – Konstruktion – Baustoff). Durch die Implementierung relevanter Kennzahlen bzw. KPI im Modell ist letztlich eine transparente Schnittstellenkommunikation möglich. Theoretisch wäre eine Darstellung der Performances analog dem Reifenlabel vorstellbar (siehe Bild 15).

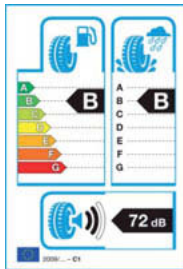


Bild 14: EU-Reifenlabel



Bild 15: Fahrbahnoberfläche „Texturgrinding Typ S 2,4 / 2,2“ mit Effizienzklassen der Performanceindizes (Oberflächenlabel)

Die aktuellen und künftigen Herausforderungen im Kontext mit der Nachhaltigkeit und Leistungsfähigkeit der Straßeninfrastruktur erfordern auch im Bereich des Straßenbaus das Beschreiten neuer Wege. Zudem sind diese als Chance bzw. Aufruf für den Beginn einer neuen globalen Partnerschaft bzw. Zusammenarbeit zwischen den beteiligten Akteuren im Dienste einer nachhaltigen Entwicklung zu sehen. Ein zentrales Themenfeld für eine gemeinsame Forschung stellt die Interaktion zwischen Reifen und Fahrbahn dar.

Literaturverzeichnis

- [1] AGENDA 21: Konferenz der Vereinten Nationen für Umwelt und Entwicklung. Rio de Janeiro, Juni 1992
- [2] Lefkoff-Hagius/Mason: Characteristics, Beneficial, and Image Attributes in Consumer Judgements of Similarity and Judgements. Journal of Consumer Research, Vol. 20, 1993
- [3] DIN EN ISO 9000: Qualitätsmanagementsysteme - Grundlagen und Begriffe. ISO 9000:2015
- [4] DER BUNDESMINISTER FÜR VERKEHR, Abteilung Straßenbau: Richtlinien für den Lärmschutz an Straßen (RLS-90). Ausgabe 1990
- [5] Zusätzliche technische Vertragsbedingungen und Richtlinien für die Zustandserfassung und -bewertung (ZEB) von Straßen, Ausgabe 2006, Fassung 2018 (ZTV ZEB-StB) FGSV Verlag, Köln 2018
- [6] Wieland, M. und Jungen, B.: „Innovationsfeld Betonfahrbahndecken (Betonstraßenbau) – Oberflächenperformance, Straße und Autobahn, FGSV Verlag, Köln, Januar 2019
- [7] Villaret et. al.: Dauerhafte Betondecken - Optimierung der Fahrbahnoberfläche durch Texturierung mittels Grinding-Verfahren (FE 08.0220/2012/ORB), Schlussbericht 2017
- [8] Spielhofer et. al.: Innovative Grinding- und Grooving-Oberflächen (INGGO), Österreichisch-Deutsches Forschungsprojekt, Schlussbericht 2019
- [9] Zusätzliche technische Vertragsbedingungen und Richtlinien für den Bau von Tragschichten mit hydraulischen Bindemitteln und Fahrbahndecken aus Beton, Ausgabe 2007, FGSV Verlag, Köln 2018
- [10] ADAC: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/reifen/reifenkauf/reifenlabel/> (Stand: 01.09.2019)

Investigation of the Effects of Road Texture on Friction Behavior for Passenger Car Tyre Rubber Compounds to Enhance Friction Characteristics on Tyre Model Simulations

Untersuchung der Auswirkungen der Straßentextur auf das Reibungsverhalten von Pkw-Reifen-Gummimischungen zur Verbesserung der Reibungseigenschaften bei Reifenmodellsimulationen

Christian Carrillo Vasquez, M.Sc., fka GmbH, Aachen

Abstract

In the automotive industry, there is a growing need to enhance simulation technologies and integrate them into the engineering workflow since motor vehicles are becoming more complex machines. Computer-aided engineering (CAE) methods allow engineers to create, develop and test virtual models of vehicle components, sub-systems or even the whole vehicle before a prototype is physically available. This has an enormous impact on problem-solving and cost reduction.

The characteristics of the tyres significantly determine vehicle driving dynamics since they are the only link between the vehicle and the road. Furthermore, precise knowledge of tyre properties is fundamental to parameterise tyre simulation models (e.g. FTire and MF-tyre). However, to be able to enhance vehicle dynamics simulations, a better understanding of the effects of the running surface characteristics in road-tyre friction behaviour is needed.

This paper investigates the potential for improving tyre model friction characteristics in tyre and vehicle simulations. By analysing the tyre handling characteristics of three different tyres (SUV, mid-class car and electric vehicle) using the advanced real road tyre test rig FaReP and an MTS Flat-Trac CT+ tyre test rig. Furthermore, the friction characteristics of the rubber compounds were obtained using the mobile linear friction test rig (LiReP), and surface texture characteristics were measured with a high-resolution 2D/3D laser scanner. Additionally, the effects of temperature and different moisture levels on friction characteristics of the rubber compounds are analysed.

1. Introduction

With the aim to increase road traffic safety, modern vehicles are equipped with dynamics control systems (VDC) such as Anti-lock Braking System (ABS), Traction Control System (TCS) and Electronic Stability Control (ESC). The parameterisation process of such controllers is strongly supported by full vehicle simulations, as depicted in Fig. 1.

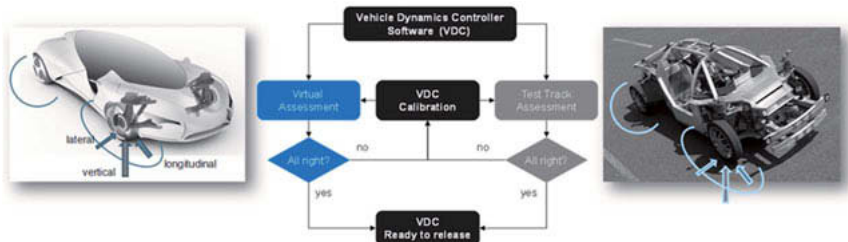


Fig. 1: Validation process for vehicle dynamic controller development [2].

The applied vehicle models are validated with measurements from specialised test rigs and testing manoeuvres performed on selected test tracks. Since the tyres are the only connection to the road, it is fundamental to consider the road surface characteristics in the vehicle dynamics simulations. This study presents an investigation to find the potential to improve friction prediction for tyre simulation models, through finding the most relevant surface texture properties and their best correlations with friction characteristics and tyre handling characteristics. The equipment used for this study is depicted in Fig. 2.



Fig. 2: Illustration of the implemented measurement equipment.

2. Road surface topography characterisation and analysis

The road surface texture is one substantial factor to the tyre/road friction interaction. Therefore the understanding of this relationship is of great worth to increase traffic safety both for the central players in the automotive industry and organisations in charge of road design and maintenance. Studies have proven a good correlation between skid resistance and real road roughness, by the use of optical measurement methods to obtain texture properties [4, 7, 10]. The main surface properties computed for macro- and microtexture measurements to describe texture characteristics are:

- The mean profile depth (MPD) and estimated texture depth (ETD),

Calculated according to the established procedure in ASTM E1845 [1] for each surface cross-section sample in x and y direction, similar to [10] but using all the scan cross-sections.

- Ra: Average roughness or centre-line average,

The arithmetic average of the absolute values of the profile height deviations from the mean line recorded within the evaluation length.

- Rm: Average distance between the highest peak and lowest valley within the evaluation length,
- Rz: Average peak-to-valley height,
- RMS: Root mean square roughness,
- PSD Power spectral density $C(q)$ (m^4) vs Wavelength q ($1/m$) [9],
- PSD $C(q)$ curve slope [9],
- Fractal Dimension Number [9].

To be able to characterise the texture on real roads, a precise mobile texture measurement system was developed to obtain macro- and microtexture properties. The topography measurements of asphalt and sandpaper were performed by using two non-contact high-resolution 2D/3D laser scanners with different spatial resolutions to cope with macro- and microtexture wavelengths, conforming to [6]. These scanners will be referred to in this work as MicroScan and MacroScan. The technical specifications are listed in Table 1.

Table 1: 2D/3D scanners technical specifications.

	Scanner	Line Width X-Axis Profile Data Interval		Repeatability Z-Axis	Measurement Range Z-Axis	Repeatability X-Axis
		Profile width [mm]	Pixel Size [μm / Sample]	[μm]	[+/- mm]	[μm]
Macrotexture	MacroScan	180	300	5	145	60
Microtexture	MicroScan	7	10	0.2	2.6	2.5

The system depicted in Fig. 3 was specially designed to guide the scanner head linearly above the target surface, a servomotor drives the scanner head linearly and parallel to the surface, meanwhile the control unit process the acquired height profile data and the longitudinal displacement from a high resolution digital encoder to create a high resolution 3D surface data set.



Fig. 3: Microtexture (left) and macrotexture (right) 2D/3D profilometer for surface topography characterisation at the track.

The 150m long brake track (BMS) depicted in Fig. 3 was used for the outdoor measurements for this study. The BMS track was divided into ten equally spaced measurement spots. The surface targets were cleaned with a brush and compressed air, the scanner oriented parallel to the surface and finally covered with a shielding box to create a dark environment during the scanning process and avoid unwanted reflections. Each measurement was repeated at least three times to test repeatability. The scan sizes for macro- and microtexture for one measurement spot are illustrated in Fig. 4.

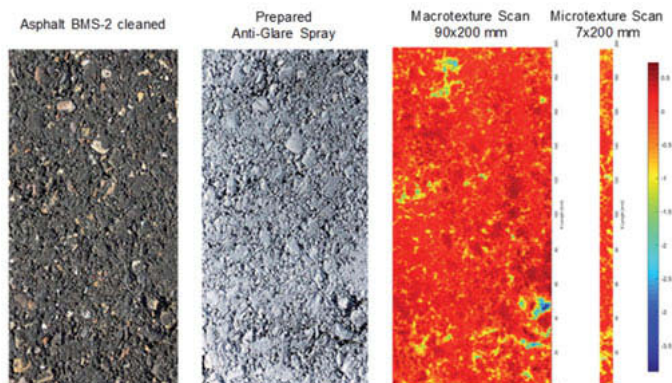


Fig. 4: Macro- and microtexture measurement on asphalt.

The sandpaper texture measurements in the lab were performed with the MicroScan with a spatial resolution of $10\mu\text{m}$ (see Table 1). An example of a scan over sandpaper P120 is shown in Fig. 5. It confirms that the MicroScan can measure the shape of the sandpaper P120 particles, indicating that the resolution of the MicroScan was sufficient. One advantage of this device is the capability to get macrostructure characteristics on asphalt due to the vertical range of $\pm 2.6\text{ mm}$. The width of the measurement is limited to 7 mm . However, the length is only limited by the stroke of the head displacement system and the storage available on the computer, enabling the ability to cover a larger surface area, with the same alignment and testing conditions.

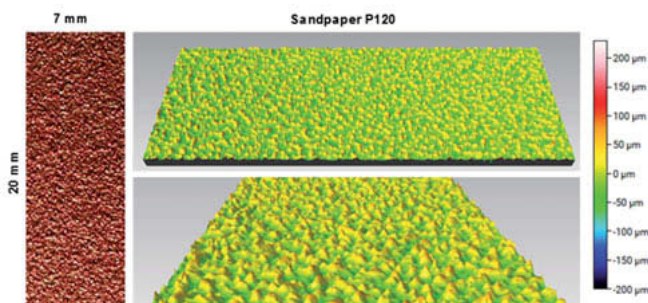


Fig. 5: Microtexture measurement on sandpaper P120.

Surface properties and Data analysis

The surface properties shown in Fig. 6 were processed with the help of a tool developed in Matlab. Since the data from micro- and macrotexture are spatially different, two different processing strategies and routines were needed.

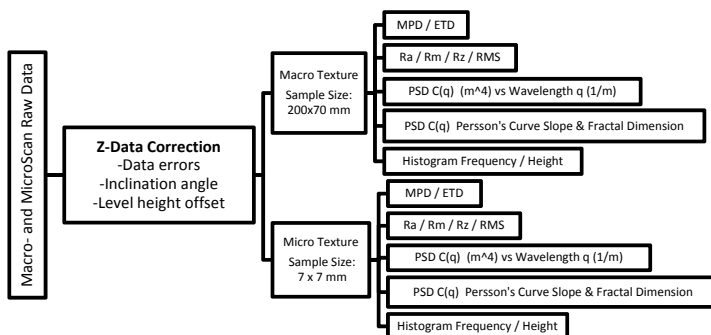


Fig. 6: Macro- and microtexture data analysis to obtain texture properties.

The results for macrotexture properties for the test track BMS are summarized in Fig. 7. Each property was calculated in longitudinal (Y) and lateral (X) direction for each measured surface data set, since the surface roughness descriptors (DIN 4768) are based on 2D sampled data.

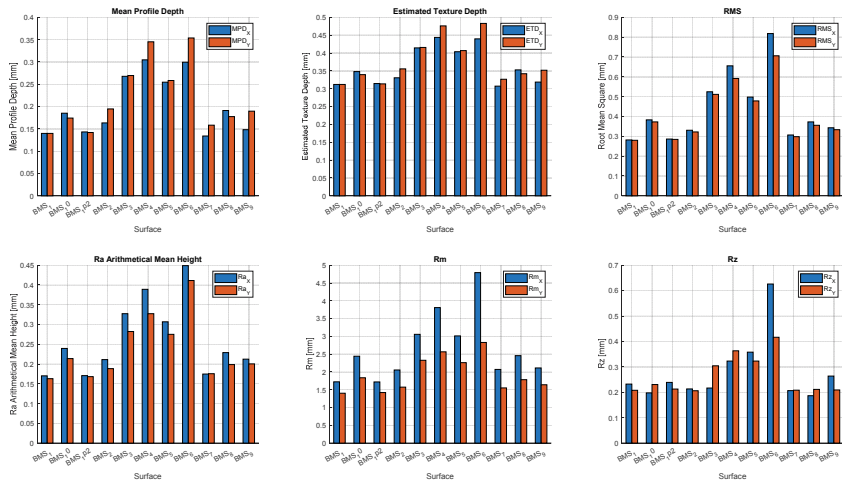


Fig. 7: Results for macrotexture properties for asphalt from the BMS test track.

For microstructure measurements on asphalt, the top surface layer was thresholded by the average height value of each sample to process the microstructure properties of the top layer only, since this layer is the only one in contact with the rubber of both tyres and compound samples. An example of a thresholded measurement segment of $7 \times 7 \text{ mm}^2$ extracted from $7 \times 200 \text{ mm}^2$ scan is shown in Fig. 8.

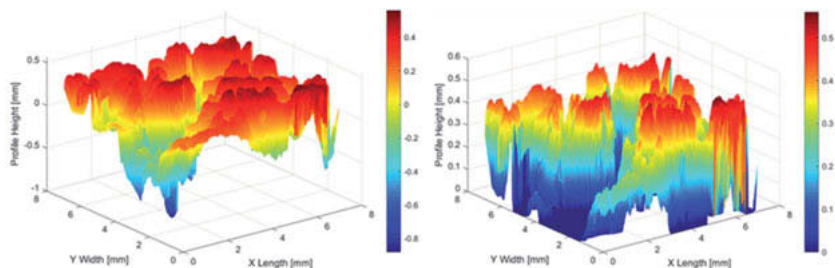


Fig. 8: Comparison of a BMS asphalt microtexture surface measurement with full depth measurement (left) and thresholded (top depth values only).

The characterisation of surface roughness by the power spectral density according to Persson method from [9] had the advantage of describing the texture over all wavelength scales. The PSD $C(q)$ curve can be defined with the following function:

$$C(q) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int d^2x h(x)h(0)e^{-iqx},$$

From Persson's $C(q)$ curve, a valid frequency range was determined for micro- and macrotexture data. Afterwards, a linearization in the logarithmic scale was made, and the slope calculated. The fractal dimension is obtained from the $C(q)$ curve slope [8, 9]. In Fig. 9 the $C(q)$ curves of MacroScan and MicroScan datasets of asphalt.

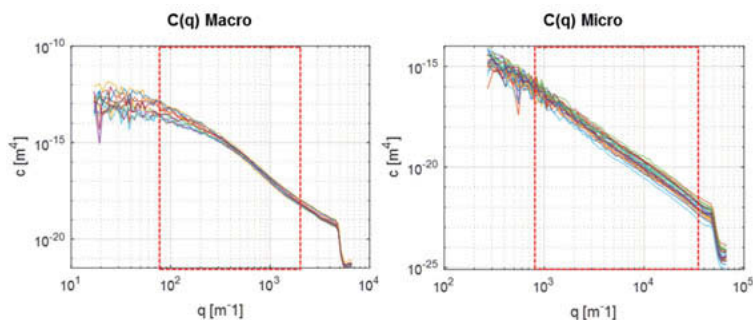


Fig. 9: $C(q)$ Persson's curves for Asphalt macrostructure (left) and microstructure (right)

By plotting both PSD curves of micro- and macrotexture measurements together with the linearised Persson's curves, it is visible that the slopes of the lines are very similar to each other. Showing the self-affine behaviour of the surface characteristics, as described by Persson [8, 9].

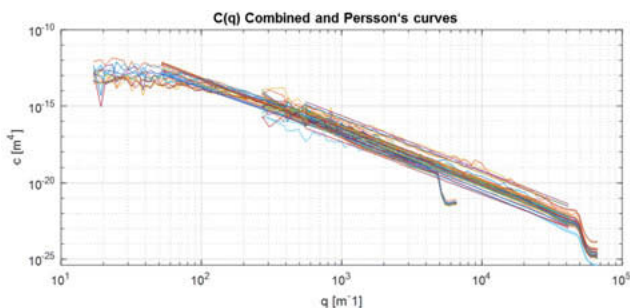


Fig. 10: Exemplary results of $C(q)$ Macro/Microtexture combined with Persson's curves between a defined valid frequency range.

The microtexture properties are summarised in Table 1. These values are fed into the correlation analysis in section 4.

Table 2: Results for microstructure properties for sandpaper and asphalt sections.

Sanpaper P120														
	MPD Meanx Micro Full Depth	ETD Meanx Micro Full Depth	MPD Meany Micro Full Depth	ETD Meany Micro Full Depth	RMSx Micro Full Depth	RMSy Micro Full Depth	Rax Micro Full Depth	Rmx Micro Full Depth	Rzx Micro Full Depth	Ray Micro Full Depth	Rmy Micro Full Depth	Rzy Micro Full Depth	Fractal Dimension Micro Full Depth	Perssons Curve Slope Micro Full Depth
P120	0,024	0,219	0,025	0,220	0,045	0,045	0,029	0,316	0,030	0,028	0,300	0,029	2,436	-3,140

Asphalt Samples BMS / S1 / S2														
	MPD Meanx Micro Full Depth	ETD Meanx Micro Full Depth	MPD Meany Micro Full Depth	ETD Meany Micro Full Depth	RMSx Micro Top Depth	RMSy Micro Top Depth	Rax Micro Top Depth	Rmx Micro Top Depth	Rzx Micro Top Depth	Ray Micro Top Depth	Rmy Micro Top Depth	Rzy Micro Top Depth	Fractal Dimension Micro Top Depth	Perssons Curve Slope Micro Top Depth
BMS	0,216	0,373	0,233	0,386	0,197	0,197	0,098	0,381	0,064	0,098	0,381	0,065	2,208	-3,590
S2	0,201	0,361	0,221	0,377	0,185	0,186	0,107	0,400	0,069	0,106	0,405	0,069	2,152	-3,659
S1	0,221	0,377	0,241	0,393	0,206	0,205	0,119	0,444	0,075	0,115	0,441	0,075	2,149	-3,712

3. Friction Characteristics of the tyre rubber compounds

The rubber compound friction measurements were performed with the mobile linear friction tester (LiReP), shown in Fig. 11 (A), developed at the Institute for Automotive Engineering of the RWTH Aachen University (ika) [5]. The linear friction tester is designed to obtain friction coefficient maps (static and sliding) of tire rubber samples indoors and outdoors, as shown in Fig. 11 (C,D).

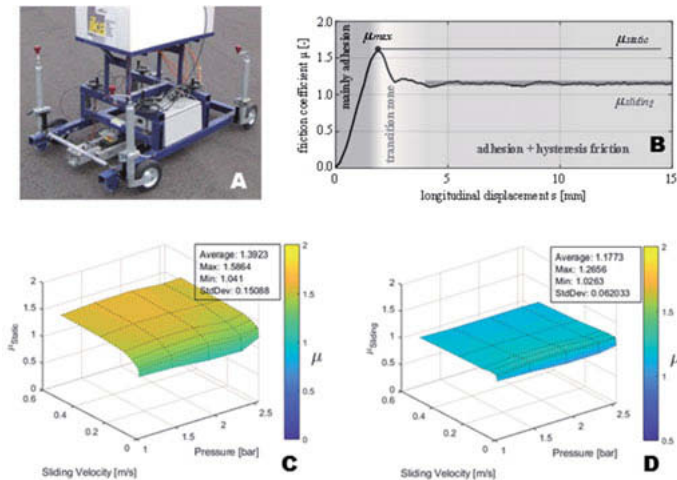


Fig. 11: (A) Linear friction test rig [5], (B) exemplary friction coefficient for one (load/velocity) case combination [3], (C) Static friction coef. Map (D) Sliding friction coef. Map.

The friction coefficient depends on contact pressure, sliding velocity, sample temperature and running surface. By keeping the temperature factor constant, a series of measurements with different loads and sliding speeds can map the friction coefficient of each combination of rubber sample and surface. For this study, five loads (contact pressures), seven sliding velocities and five repetitions were performed to map the friction characteristics of the selected tyre rubber samples for each surface. The prepared rubber samples, shown in Fig. 12, were extracted from the tread pattern of the tyres chosen by water-jet cutting technology, to minimize thermal and mechanical stresses on the rubber compounds. Additionally, the top layer of the samples were sanded to break in the rubber compound and then thermally conditioned in a climate chamber at 23 °C before testing.



Fig. 12: Prepared tyre rubber samples 60x60 [mm²] after conditioning.

The testing program to test the rubber compounds samples is depicted in Fig. 13; it contains a combination of surface conditions for asphalt and sandpaper to investigate their influence.

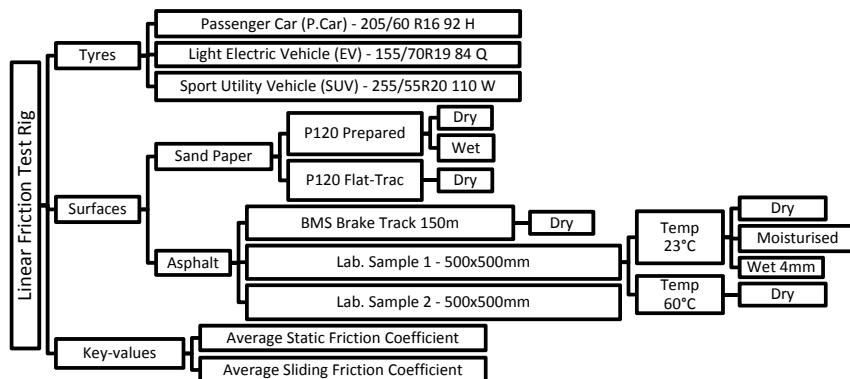


Fig. 13: Overview of rubber compounds, surfaces and testing conditions.

For wet testing two levels of water depth were investigated, one with the surface slightly moisturised (Fig. 14 middle) and the other with a constant water film of 4mm depth, where the rubber probe was flooded entirely (Fig. 14 right).



Fig. 14: Friction measurements on test track asphalt sample, dry (left), moisturised (middle) and wet 4mm (right).

The contact pressure on the linear friction test rig is adjusted with the help of weights between 20 kg and 55 kg. The sliding velocity can be adjusted in a range from 0.001 m/s to 1.2 m/s. For this study, the maximum sliding speed was set to 0.5 m/s and the vertical loads selected were 20,30,40,50, and 55 kg.

Friction results

The average values of the static and sliding friction coefficients for all of the texture-rubber sample combinations are summarized in Fig. 15. These values were obtained from friction maps like the ones shown in Fig. 16. The rubber compound from the light electric vehicle tyre

(EV) showed the highest overall friction performance followed by the passenger car tyre (P.Car) and the sport utility vehicle tyre (SUV). The only condition in which the EV compound struggled the most was over wet asphalt under 4mm water film (see maps in Fig. 16).

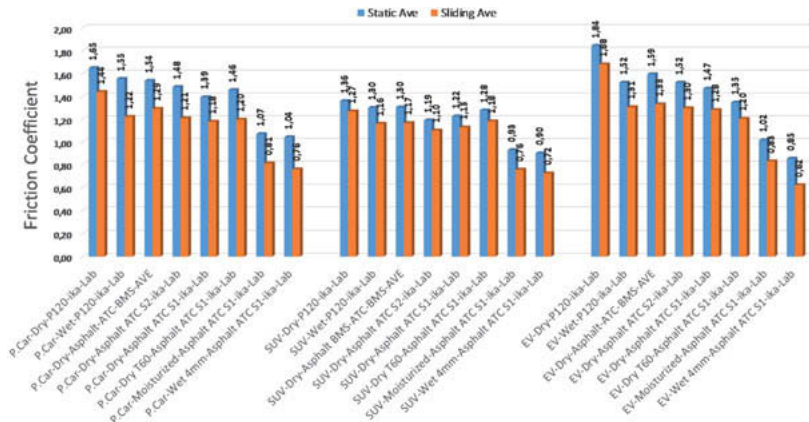


Fig. 15: Overview of the friction coefficients obtained for the tyre rubber compounds on different surfaces.

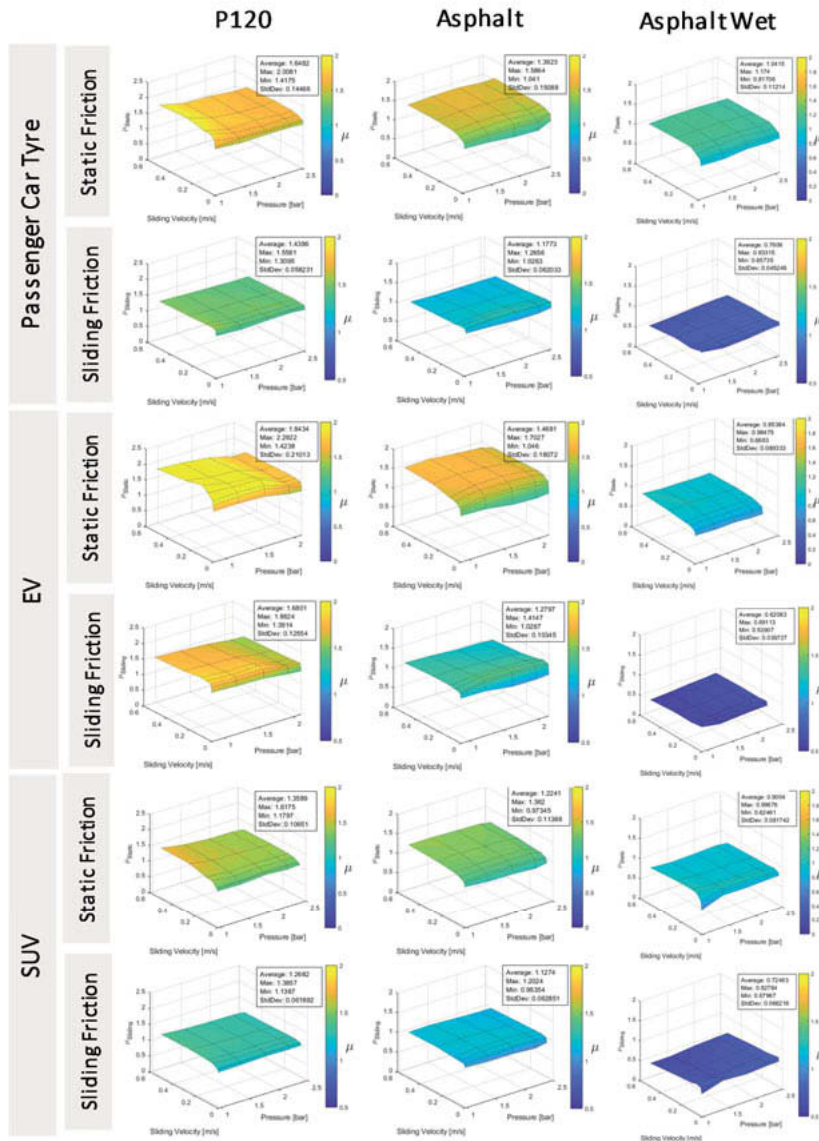


Fig. 16: Friction maps for the rubber compounds on Sandpaper P120, Asphalt Dry and Wet.

4. Correlation analysis of friction vs texture properties

All the texture and friction properties depicted in Fig. 17 were analysed by applying methods from analytical statistics to find the correlation coefficient R^2 . A correlation study was conducted to determine the most significant relationships. The study used the combined results from the asphalt and sandpaper tests (see Table 2).

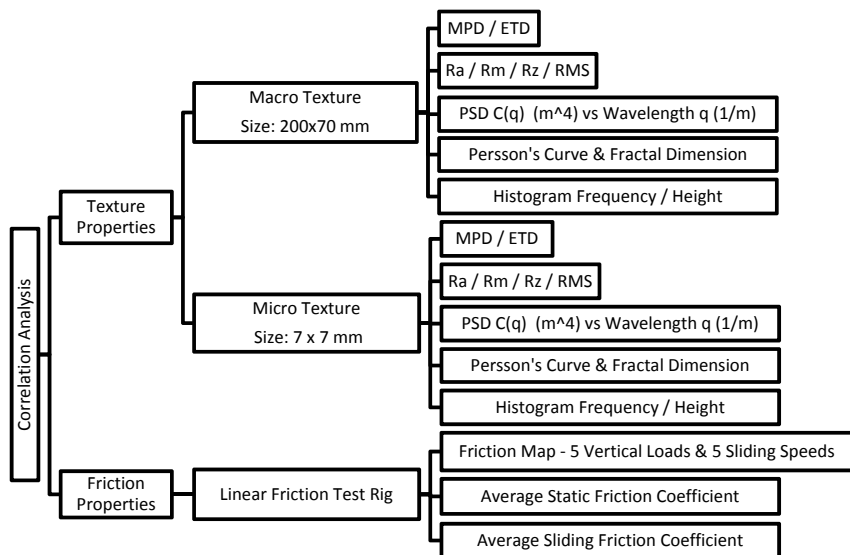


Fig. 17: Overview of core data sets for the correlation analysis.

The best correlations discovered for EV, SUV and P.Car rubber compounds are listed in Table 3 and graphically displayed in Fig. 18. The correlations obtained between friction and standard texture properties MPD and ETD are in agreement with previous studies. However, additional stronger associations were found with the fractal dimension number and the Persson's curve slope values.

Table 3: Top R2- Correlation coefficients between friction characteristics and texture properties

Texture Key Value	Correlation Coef. 95% Confidence		
	SUV	P.Car	EV
Macro T. Persson's Curve Slope	0,879	0,984	0,974
Micro T. Fractal Dimension (Top)	0,899	0,92	0,984
Micro T. Persson's Curve Slope (Top)	0,883	0,935	0,981
Micro Texture Rxz (Top)	-0,885	-0,92	-0,906
Micro Texture Ray (Top)	-0,883	-0,914	-0,912
Macro Texture Rm (Full)	-0,879	-0,909	-0,91
Micro Texture Rax (Top)	-0,888	-0,901	-0,908
Micro Texture Rxz (Full)	-0,868	-0,908	-0,913
Micro Texture Rzy (Top)	-0,877	-0,912	-0,895
Macro Texture Rm (Full)	-0,876	-0,892	-0,905
Micro Texture MPD (Full)	-0,864	-0,895	-0,913
Micro Texture ETD (Full)	-0,864	-0,895	-0,905
Macro Texture RMS (Full)	-0,869	-0,878	-0,889
Macro Texture ETD (Full)	-0,875	-0,863	-0,894
Macro Texture MPD (Full)	-0,875	-0,863	-0,894

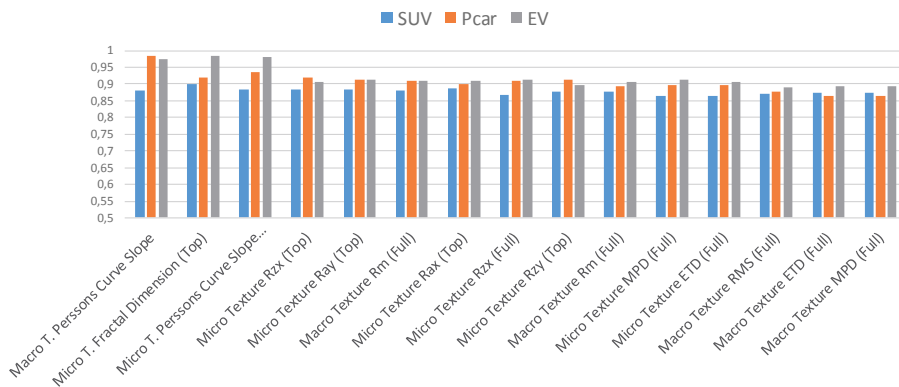


Fig. 18: Diagram of best correlation coefficients found between friction characteristics and texture properties.

The correlation coefficient for P.Car and EV rubber compounds are, in most cases, slightly higher than the SUV rubber compound. The correlation results indicate the significance in characterising road textures macro- and microtexture to obtain texture key data that correlates with friction characteristics. In Fig. 19 the most significant correlation diagrams are shown for the three investigated rubber compounds.

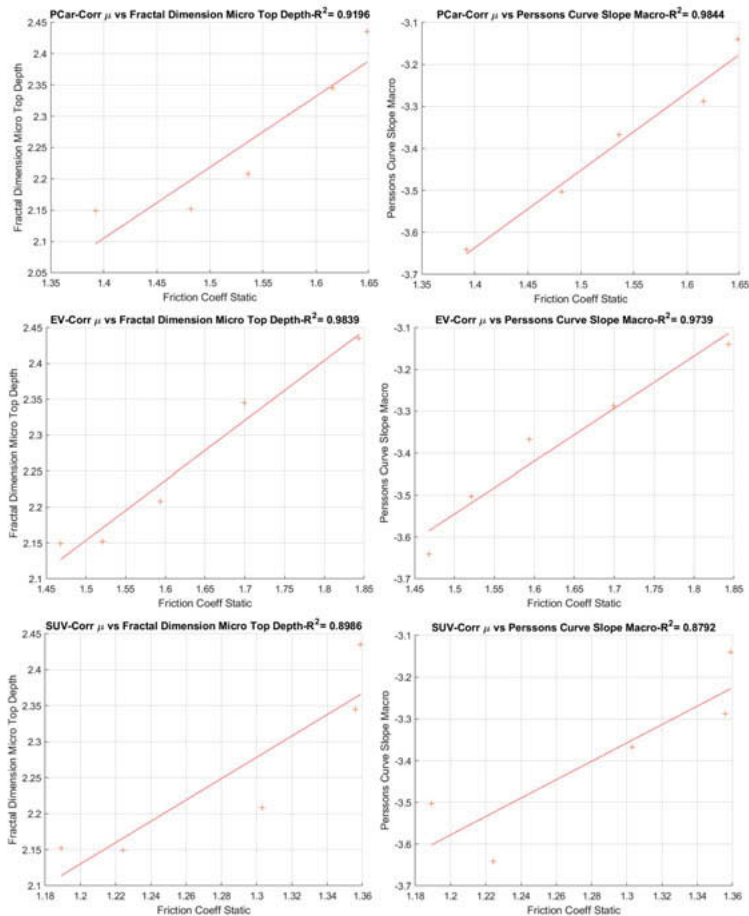


Fig. 19: P.Car, EV and SUV correlation diagrams between friction key-value vs best-correlated texture properties.

Due to unfavourable weather conditions, not all required real road-handling data was available by the completion of this publication. The correlation results between real road tyre handling characteristics and surface texture properties will be presented at the conference in Hannover

Conclusions

Since the road surface texture has a direct influence on the tire/road interaction, it is of great importance to consider the road surface characteristics in vehicle dynamics simulations. An investigation to help improve friction prediction for tyre simulation models was conducted by means of finding surface texture properties that correlate with friction characteristics and lateral tyre handling characteristics.

A contactless mobile texture measurement system was developed to obtain micro- and macrotexture properties of surfaces used for indoors and outdoors tyre testing. The spatial and vertical resolution of the system was sufficient to measure surface textures of both sandpaper P120 and asphalt.

In addition to the most commonly used roughness descriptors (MPD, ETD, Ra, Rz and Rm) concepts from Persson's friction theory [9] were applied to characterise the high-resolution surface data. By displaying the linearised Persson's curves from the MacroScan and MicroScan in the same diagram, it was observed that the slopes of the lines are very similar to each other. This shows the self-affine behaviour of the surface characteristics, as described by Persson's in [8, 9].

The friction maps for the rubber compounds were obtained with the linear friction test rig (Li-ReP) under almost constant temperature condition, to keep the viscoelastic characteristics of the rubber as constant as possible. A direct correlation between surface texture and friction coefficients was demonstrated.

The friction characteristics and texture properties were analyzed with statistical methods, and strong linear correlations were discovered for three different tyre rubber compounds over asphalt and sandpaper P120. In this study the surface texture properties that best correlated with friction are the PSD $C(q)$ curve linearised slope and the fractal dimension.

Unfortunately not all required real road-handling data was available on completion of this publication. The final correlation results between real road tyre handling characteristics and surface texture properties will be presented at the conference in Hannover.

References

- [1] American Society for Testing Materials. 2003. *Standard Practice for Calculating Pavement Macrotexture Mean Profile Depth*, ASTM E 1845-01. Retrieved from.
- [2] C. Carrillo and L. Eckstein. 2016. Increasing the accuracy of tyre performance in vehicle dynamics simulations using tyre models parameterised with real roads test data. In *7th International Munich Chassis Symposium 2016. Chassis.tech plus*, P. E. Pfeffer, Ed. (Keine Angabe). Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, s.l., 843–864.
- [3] J. Friederichs, D. Wegener, and L. Eckstein. 2019. Using a new 3D-print-method to investigate rubber friction laws on different scales. *Thirty-eighth annual meeting of The Tire Society, Akron, Ohio*.
- [4] L. Hartikainen, F. Petry, and S. Westermann. 2014. Frequency-wise correlation of the power spectral density of asphalt surface roughness and tire wet friction. *Goodyear S.A.*
- [5] T. Hüsemann, C. Bachmann, S. Winter, and D. Henrichmüller. 2011. Mobile Prüfstandstechnik zur Messung von Reifen-Fahrbahn-Reibwerten. *ATZ Automobiltech Z* 113.
- [6] INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. 2002. *DIN ISO 13473-2 - Charakterisierung der Textur von Fahrbahnbelägen unter Verwendung von Oberflächenprofilen*, Teil 2. DIN Deutsches Institut für Normung e.V. Retrieved from.
- [7] Sareh Kouchak, Hossein Roshani, and Jorge A. Prozzi. 2018. Field Investigation of Relationship between Pavement Surface Texture and Friction. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*.
- [8] B. Persson and B. Lorenz. *Multiscale Contact Mechanics*.
- [9] B. N. J. Persson, O. Albohr, U. Tartaglino, A. I. Volokitin, and E. Tosatti. 2005. On the nature of surface roughness with application to contact mechanics, sealing, rubber friction and adhesion. *Journal of physics. Condensed matter : an Institute of Physics journal*.

- [10] Burak Sengoz, Ali Topal, and Serhan Tanyel. 2012. Comparison of pavement surface texture determination by sand patch test and 3D laser scanning. *Periodica polytechnica* 2012.
- [11] Murray R. Spiegel and Larry J. Stephens. *Statistik-Das Lehrbuch*. McGraw-Hill Book Company Europe.

Fusionskonzept zur Reibwertschätzung auf Basis von Wetter- und Fahrbahnzustandsinformationen

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

Prof. Dr. **Ferit Küçükay**,

Technische Universität Braunschweig;

Felix Schneider, Prof. Dr. **Joachim Denzler**,

Friedrich-Schiller-Universität Jena;

Bernd Hartmann, Continental AG, Frankfurt a. M.

1 Kurzfassung

Die Fahrsicherheit ist ein zentrales Entwicklungsziel in der Automobilindustrie, welches mit dem automatisierten Fahren vor neuen Herausforderungen steht. Um die Fahrsicherheit zu gewährleisten, bedarf es einer genauen Kenntnis der unmittelbaren Fahrumgebung. Die Fahrumgebung setzt sich dabei aus mehreren Komponenten zusammen. Neben der Straßentopologie 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 werden in Kooperation mit der Friedrich-Schiller-Universität Jena und beauftragt durch die Continental AG Fusionskonzepte zur Fahrbahnzustandsklassifikation entwickelt, welche den Fahrbahnzustand, respektive den Reibwert, innerhalb der Gruppen trocken, nass und winterlich differenzieren.

Grundlage für die Modellentwicklung sind Messdaten einer Messkampagne (ca. 6455 km) auf realen Straßen bei unterschiedlichsten Straßenzuständen und Witterungsbedingungen mit einem Versuchsträger des Instituts für Fahrzeugtechnik. Dieser ist in der Lage, auf unterschiedlichen Informationsebenen, bestehend aus digitalen Wetterkarten, Umfelddaten, Kamera- und Fahrdynamikinformationen sowie optional auch Laserdaten, den Fahrbahnzustand zu klassifizieren. Dabei wird jeweils ein Klassifikationsalgorithmus auf Basis der Frontkamera- als auch der Surround-View-Kamerabilder im rechten Außenspiegel verwendet.

Die aufgezeichneten Signale werden mit einander fusioniert, um einerseits die Verfügbarkeit und andererseits die Genauigkeit der Fahrbahnzustandsklassifikation zu gewährleisten. Hierzu werden die Möglichkeiten zur frühen Fusion von Kamerabildern unter Berücksichtigung von Kontextwissen, wie z. B. Luft- oder Fahrbahntemperatur mittels Deep-Learning-Ansätzen untersucht. Abschließend wird der Zusammenhang zwischen dem tatsächlichen

Fahrbahnzustand und einer maximalen Kraftschlussausnutzung anhand einer repräsentativen Anzahl von ABS-Bremssungen evaluiert.

2 Einleitung

Nach [HAJ15] beschäftigt die präzise, robuste und idealerweise prädiktive Fahrbahnzustands- bzw. Reibwertschätzung seit mehreren Jahrzehnten die weltweite Automobil- und Zulieferindustrie. 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 Randbedingungen 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 Umfeldsensoren.

Aufgrund der Evolution von Fahrdynamik- und Fahrerassistenzsystemen wird die Rechenleistung für Integrationsplattformen weiter gesteigert. Dadurch können immer präzisere und teilweise redundante Umfeldsensoren bei gleichzeitig größerem Erfassungsbereichen, Auflösungen sowie einer erhöhten Verfügbarkeit verwendet werden. 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 erzeugten Informationen werden anschließend für automatisierte Fahrfunktionen aber auch für Fahrerassistenzsysteme, wie z. B. der Abstandsregeltempomat oder das autonome Notbremssystem, bereitgestellt, sofern diese für ihren Anwendungsfall robust und präzise genug sind [JHH16], [HJ17].

In diesem Zusammenhang wird in Kooperation mit der Continental AG eine Vielzahl an Messdaten auf öffentlichen Straßen bei unterschiedlichsten Straßen- und Witterungsbedingungen benötigt. Hierzu erfolgt zunächst eine Vorstellung des verwendeten Messfahrzeugs inkl. der zusätzlich verbauten Messtechnik sowie der eingefahrenen Messkampagne. Ausgehend von dieser Messdatenbasis werden die maximalen Kraftschlussausnutzungen in Abhängigkeit unterschiedlicher Fahrbahnzustände untersucht, woraus sich typische Reibwerte je Fahrbahnzustand ableiten lassen. Mit diesem Wissen erfolgt anschließend die Vorstellung des methodischen Vorgehens zur Fahrbahnzustandsklassifikation. Diesbezüglich werden unterschiedliche Ebenen definiert, in denen jeweils Klassifikationen erfolgen. Deren Ergebnisse werden zunächst einzeln betrachtet und anschließend anhand unterschiedlicher

Fusionskonzepte sowie Verbesserungen der Kameraklassifikation mittels Deep Learning weiter diskutiert. Die Arbeit schließt mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick.

3 Vorstellung des Messfahrzeugs sowie der Messkampagne

Im Rahmen dieser Arbeit werden Messdaten aus Messkampagnen im skandinavischen und deutschen Straßenverkehr untersucht, welche mit einem Versuchsträger des Instituts für Fahrzeugtechnik aufgezeichnet sind, Bild 1. Der Versuchsträger ist mit zusätzlicher Messtechnik ausgestattet, woraus sich im Folgenden Informationen über den Fahrbahnzustand ableiten lassen. So werden sämtliche CAN-Botschaften aufgezeichnet, die Aufschluss über den aktuellen Fahrzeugbetriebspunkt geben. Zusätzlich ist das Fahrzeug mit dem Internet verbunden, um so Zugriff auf digitale Wetterkarten der aktuellen GPS-Position zu erhalten. Der messtechnische Schwerpunkt liegt in den verbauten Kamerasystemen, welche aus Serienkomponenten bestehen. An der Windschutzscheibe ist eine zusätzliche Monokamera und im rechten Außenspiegel eine „Surround View“-Kamera verbaut, auf denen mittels digitaler Bildverarbeitung Fahrbahnzustandsklassifikationen erfolgen. Ferner ist ein Prototyp, Road Condition Sensor, bestehend aus Infrarotlasern und einem Strahlungspyrometer in der Fahrzeugfront verbaut. Um eine eindeutige Zuordnung der Fahrbahnzustände innerhalb der Messdaten zu erhalten, wird zum einen das Experten-Label über eine Fahrtenbuch-Applikation im Tablet eingegeben und zum anderen eine in Fahrzeuginnenrichtung gerichtete Webcam verwendet, deren Bilder zeitsynchron zu den übrigen Daten aufgezeichnet werden.



Bild 1: Iff-Messfahrzeug inkl. externer Messtechnik

Mit diesem Versuchsträger sind insgesamt ca. 6455 km bei einer Fahrzeit von 74 h auf öffentlichen Straßen in Schweden, Dänemark und Deutschland im Zeitraum von Februar bis Mai 2019 eingefahren worden, Bild 2. Dabei wurden sowohl sommerliche als auch winterliche Fahrbedingungen zu annähernd gleichen Verhältnissen aufgezeichnet, was sich in den zeitlichen Anteilen der Fahrbahnzustände widerspiegelt.

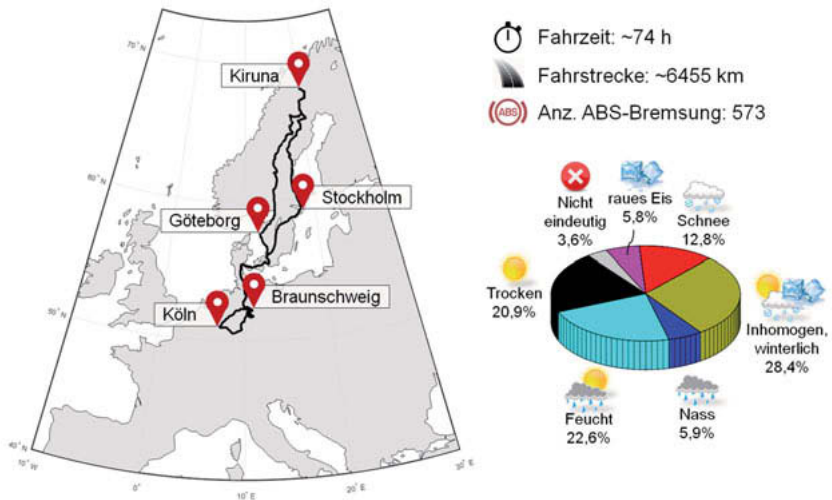


Bild 2: GPS-Verlauf der Messkampagne sowie der zeitlicher Anteil des befahrenen Fahrbahnzustands im Jahr 2019

So wurden 20,9% der gefahrenen Zeit auf trockenen Straßen zurückgelegt, wohingegen auf eindeutig nassen Straßen lediglich 5,9% der gefahrenen Zeit zurückgelegt wurden. Nasse Straßen sind dabei definiert als Straßen, bei denen ein ausgeprägter Wasserfilm auf der Straßenoberfläche vorliegt und entweder zu spiegelnden Reflexionen und / oder Fahrspuren vorausfahrender Fahrzeuge führt. Der Übergangsbereich zwischen trockenen und nassen Straßen wird als feucht definiert. Oftmals bedarf es einer gewissen Zeit und Regenmenge, bis sich ein entsprechender Wasserfilm ausprägt, da ein Großteil der Regenspende abfließt oder versickert. Solchen Straßenbedingungen kommt ein großer zeitlicher Anteil von 22,6% zugute. Auf Straßen mit losem Schnee wurde ein zeitlicher Anteil von 12,8% gefahren, wohingegen der Anteil auf vereisten Straßen bei 5,8% liegt. Bei diesen vereisten Straßen handelt es sich jedoch um raues Eis, engl. Rough Ice. 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 Scraper“ 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 28,4% der Messdaten einer Fahrt auf inhomogenen 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.

4 Statistische Analyse der maximalen Kraftschlussausnutzung

Während der zuvor genannten Messkampagne sind auf den unterschiedlichen Fahrbahnuntergründen 573 ABS-Bremssungen durchgeführt, um die maximale Kraftschlussausnutzung anhand der mittleren Verzögerung und damit den aktuellen Reibwert zu bestimmen, Bild 3. Es wird damit aufgezeigt, in welcher Spannweite der Reibwert in Abhängigkeit des jeweiligen Fahrbahnzustands liegt. Unter diesem Gesichtspunkt wird ein mittlerer Reibwert je Klasse abgeleitet.

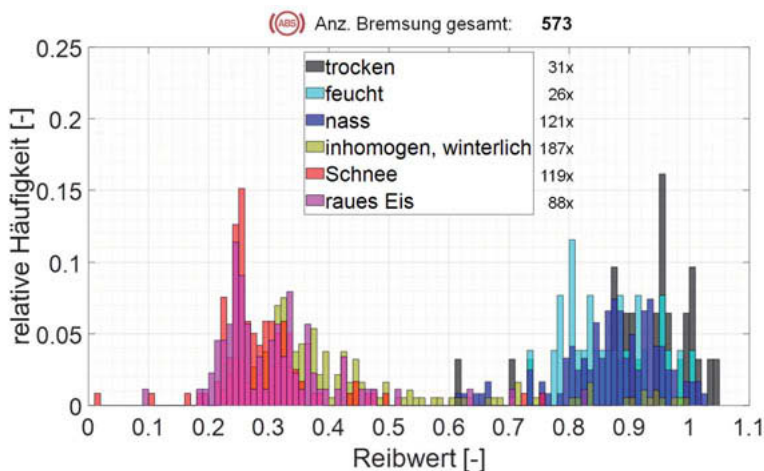


Bild 3: Relative Häufigkeit des Reibwerts bei ABS-Bremssungen in Abhängigkeit der Fahrbahnzustände

Da ABS-Bremungen sowohl die Bremsanlage als auch die Winterreifen, insbesondere auf trockenen und feuchten Straßen, stark beanspruchen, werden die meisten Bremsungen auf Straßen mit durchgängiger Zwischenschicht durchgeführt. Dies hat zur Folge, dass auf trockenen Straßen lediglich 31 ABS-Bremungen durchgeführt werden. Der Reibwert liegt dabei im Mittel über alle Bremsungen bei 0,92. Die Reibwerte auf feuchten und nassen Straßen, mit jeweils 26 und 121 ABS-Bremungen, liegen im Mittelwert bei 0,87. Es zeigt sich jedoch, dass der Reibwert auf nassen Straßen durchaus auf einen Wert von 0,61 herabsinken kann. In dieser konkreten Fahrsituation befindet sich ein ausgeprägter Wasserfilm von mehreren Millimetern infolge von Starkregen auf der Fahrbahn. Wie bereits in Abschnitt 3 beschrieben, handelt es sich bei der Fahrbahnzustandsklasse „inhomogen winterlich“ um Straßenzustände, welche nicht durchgehend von einer Schnee- oder Eisdecke bedeckt sind. Demzufolge ist eine Vielzahl an ABS-Bremungen (187) durchgeführt, um diesen Straßenzustand hinreichend genau abdecken zu können. Die Reibwertspreizung auf solchen Untergründen reicht dabei von 0,18 bis 0,99, wohingegen der Mittelwert bei 0,42 liegt. Innerhalb der eindeutig winterlichen Straßenbedingungen Schnee und rauem Eis liegt der Reibwert bei 0,29 bzw. 0,31.

Zusammenfassend lässt sich anhand dieser Stichprobe aus ABS-Bremungen festhalten, dass die Mittelwerte der Reibwertklassen bei den verwendeten Winterreifen auf trockenen, feuchten und nassen Straßen in diesem Fall auf vergleichsweise ähnlichem Reibwertniveau liegen (0,92 und 0,87). Jedoch kann der tatsächliche Reibwert auf nassen Straßen noch signifikant niedriger ausfallen, sofern die Fahrbahndecke stark durch den überrollenden Verkehr poliert [RDE06] oder ein ausgeprägter Wasserfilm auf der Fahrbahnoberfläche vorhanden ist. In Kombination mit einer erhöhten Fahrgeschwindigkeit kann dieses zum Aufschwimmen des Reifens führen, was den Reibwert abermals herabsenkt [HRK18]. Die eindeutig winterlichen Fahrbahnzustände Schnee und raues Eis weisen einen ähnlichen mittleren Reibwert auf, sodass diese in einer gemeinsamen Klasse zusammengefasst werden. Die inhomogenen winterlichen Fahrbahnzustände unterliegen zwar einer großen Reibwertspreizung sollten jedoch aufgrund des niedrigen mittleren Reibwerts eher den winterlichen Bedingungen zugeordnet werden.

Aus diesen genannten Erkenntnissen wird nachfolgend das methodische Vorgehen zur Fahrbahnzustandserkennung innerhalb der drei Klassen trocken, nass und winterlich näher beschrieben.

5 Methodisches Vorgehen zur Fahrbahnzustandserkennung

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 liegt der Fokus nicht, wie eingangs erwähnt, darauf, den numerisch exakten Reibbeiwert zu bestimmen. Vielmehr wird zwischen den drei Zuständen „trocken“, „nass“ und „winterlich“ unterschieden. Hierzu werden Messdaten auf öffentlichen Straßen aufgezeichnet und innerhalb der einzelnen Klassifikationsebenen ausgewertet, Bild 4. Diese werden dann abschließend miteinander fusioniert, vgl. Abschnitt 7.

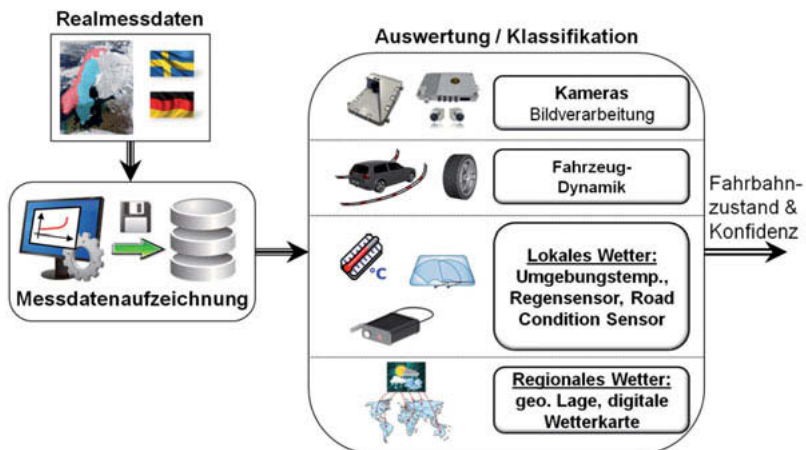


Bild 4: Methodisches Vorgehen

Auf der untersten Schicht 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. Ergänzend sei hier ein prototypischer Road Condition Sensor erwähnt, welcher unter anderem ein Strahlungspyrometer mit einem Infrarotlaser kombiniert. Zusätzlich erfolgt eine Klassifikation anhand der Fahrzeugdynamik. In diesem Abschnitt wird die kombinierte Beschleunigung sowie der Eingriff von Fahrdynamikregelsystemen betrachtet. Die höchste Ebene der Fahrbahnzustandsklassifikation bildet die optische Sensorschicht im Bereich der digitalen Bildverarbeitung. Kernstücke sind die

Fahrerassistenzkamera an der Windschutzscheibe sowie die „Surround View“-Kamera am rechten Außenspiegel. 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 bereitstellen.

6 Klassifikationsebenen

Im nachfolgenden Abschnitt werden die unterschiedlichen Klassifikationsebenen näher beleuchtet.

6.1 Regionales und lokales Wetter

In Anlehnung an [JHH18] wird die erste und zweite Ebene der Fahrbahnzustandsklassifikation 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 Erfahrungswissen in Bezug auf die jahreszeitlich bedingte örtliche Wetterlage. Dieses Wissen wird in Form einer wahr-scheinlichkeitsbasierten Klassifikation einer digitalen Wetterkarte (hier: open weather map) umgesetzt. Auf Basis der Messdaten der Wintererprobung 2017/2018 wird ein naiver Bayes Klassifikator verwendet. 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, $P(F|E)$. Der mathematische Zusammenhang 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 geographische Lage 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 Bewölkungsgrad, relative Feuchte, Luftdruck sowie Windgeschwindigkeit verwendet.

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

Ferner wird der lokale Fahrbahnzustand mithilfe eines zusätzlichen Prototypen, dem sogenannten Road Condition Sensor, bestimmt. Hierzu werden sowohl das charakteristische Absorptionsspektrum des Wassers [ABC07] als auch die Helligkeit der Fahrbahn zugrunde gelegt, vgl. Bild 5. Es zeigt sich, dass auf trockenen Straßen sowohl der Absorptionsgrad als auch die Fahrbahnhelligkeit tendenziell höher sind. Im Gegensatz dazu ist der Absorptionsgrad auf winterlichen Straßenzuständen niedriger, da dort die Straße mit einer geschlossenen und gefrorenen Wasserschicht in Form von Schnee oder Eis bedeckt ist. Nasse Straßen zeichnen sich hingegen durch einen dunklen Untergrund aus. Um nun abschließend zwischen nassen und winterlichen Straßen zu unterscheiden, wird ferner die Straßentemperatur verwendet. Mit diesen drei Größen wird ein k-Nearest Neighbor Klassifikator aufgebaut.

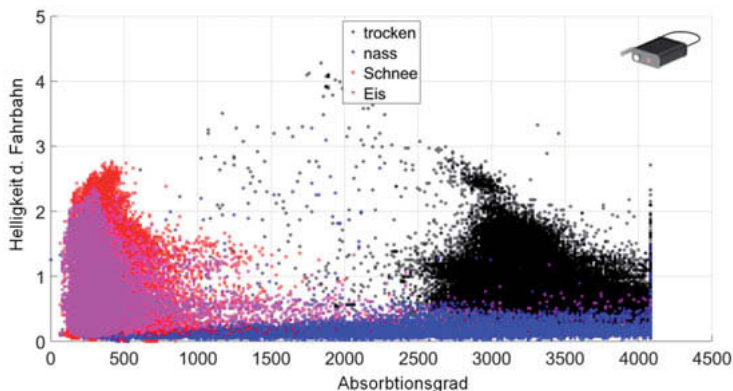


Bild 5: Fahrbahnhelligkeit in Abhängigkeit des Absorptionsgrads auf Basis der Road-Condition-Sensor-Signale

Bei diesem Algorithmus handelt es sich nach [CH67] um eine statistische Methode, bei dem die Klassifikation auf Basis der k nächsten Nachbarn eines Datensatzes erfolgt. Genauer gesagt, ordnet dieses Verfahren einen neuen Datenpunkt X jener Kategorie zu, zu der die Mehrheit seiner k nächsten Nachbarn gehört. Die Anzahl der nächsten Nachbarn ist bei diesem verwendeten Klassifikator auf $k = 10$ empirisch festgelegt. Um die Robustheit des Klassifikators zu erhöhen und ein Overfitting zu vermeiden, werden zum Trainieren lediglich 8 der insgesamt 16 Messtage ausgewählt. Innerhalb dieser Datenbasis werden abermals nur 50% zum Trainieren und 50% zum Testen verwendet.

6.2 Fahrdynamische Ausnutzung

Zusätzlich zu den Ansätzen, welche das lokale Wetter beschreiben, werden fahrdynamische Ausnutzungen zur Plausibilisierung einzelner Fahrbahnzustände verwendet. Ein häufiger Eingriff von Schlupfregelsystemen ist ein deutliches Indiz für winterliche Bedingungen, so dass an diesen Stellen direkt auf den Reibbeiwert geschlossen werden kann, da sich hier der Reifen an seiner Kraftschlussgrenze befindet.

6.3 Kameraklassifikation

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 [AHD15] und [HRK18] 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. Diese Merkmale werden schließlich mittels Fisher Vector Encoding [SPM13] zu einem globalen Merkmalsvektor für jedes Bild zusammengefasst, anhand dessen die finale Klassifikation mittels einer Support Vector Machine [CV95] durchgeführt wird.

7 Einzelklassifikationen und Fusionskonzepte

Nachdem die einzelnen Klassifikationen in ihrer Funktionsweise beschrieben sind, erfolgt nun die detaillierte Betrachtung der erzielten Klassifikationsergebnisse, Tabelle 1. Jede einzelne Klassifikation liefert als Resultat jeweils einen numerischen Wert, stellvertretend für die trockenen, nassen und winterlichen Fahrbahnzustände. Diese können als prozentuale Wahrscheinlichkeiten des jeweiligen Zustands interpretiert werden. Zur Beurteilung der einzelnen Klassifikationen werden neben den Richtigerkennungsraten der Klassen, engl. True Positive, die allgemeine sowie die durchschnittliche Erkennungsrate pro Klasse ermittelt, Tabelle 1. Bei der allgemeinen Erkennungsrate (ORR) wird Anzahl der richtig erkannten Datenpunkte durch die Gesamtanzahl aller Datenpunkte geteilt, wohingegen bei der durchschnittlichen Erkennungsrate pro Klasse (ARR) der Mittelwert der Richtigerkennungsraten aller Klassen gebildet wird. Letzteres ist besonders bei nicht gleichverteilten Klassengrößen sinnvoll und trifft auf die vorliegende Datenbasis zu, vgl. Bild 2. Um ein späteres Overfitting in der Fusion zu vermeiden, wird dabei zusätzlich nur jeder zweite Messtag berücksichtigt.

Im oberen Abschnitt von Tabelle 1 sind zunächst die Einzelklassifikationsergebnisse aufgelistet.

Tabelle 1: Vergleich der unterschiedlichen Methoden zur Fahrbahnzustandsklassifikation

	Bezeichnung	Naive Bayes (Weather Data)	Front Camera	Surround View Camera	k-Nearest Neighbor (RCS ^{a)})	TP ^{b)} [%] (trocken)	TP [%] (nass)	TP [%] (winterlich)	ARR ^{c)} [%]	ORR ^{d)} [%]
Einzel- klassifikation	Naive Bayes (Weather Data)	X				95.1	48.1	95.3	79.5	88.8
	Front Camera		X			74.4	98.0	98.3	90.2	89.0
	Surround View Camera			X		96.3	94.7	81.1	90.7	88.8
	k-Nearest Neighbor (RCS)				X	99.0	89.2	100.0	96.1	98.2
Fusion	Cams		X	X		97.9	98.2	96.9	97.6	97.6
	Weather + Cams	X	X	X		96.7	99.4	99.4	98.5	97.8
	Cams + RCS		X	X	X	99.5	99.3	99.7	99.5	99.5
	Weather + Cams + RCS	X	X	X	X	99.0	99.7	100.0	99.6	99.4

^{a)}RCS: Road Condition Sensor

^{b)}TP: True Positive

^{c)}ARR: Average Recognition Rate

^{d)}ORR: Overall Recognition Rate

Der Naive Bayes Klassifikator auf Basis der Wetterdaten ist in der Lage, trockene und winterliche Fahrbahnzustände gut zu erkennen. Jedoch unterliegt dieser Ansatz großen Schwierig-

keiten bei der Nässeerkennung, sodass die durchschnittliche Erkennungsrate lediglich bei 79,5% liegt. Gründe hierfür sind unter anderem, dass nasse Fahrbahnzustände sehr stark lokal abhängig sind und nicht immer von dem Wetterkartenraster erfasst werden. Der Frontkamera-Algorithmus zum Zeitpunkt der Messkampagne weist sehr gute Erkennungsraten auf nassen und winterlichen Fahrbahnzuständen auf. Da der hier zugrunde liegende und inzwischen weiterentwickelte Algorithmus auf Reflexions- und Texturerkennungen beruht, stellen trockene Straßen bei strahlendem Sonnenschein jedoch eine Herausforderung dar. Durch eine ungünstige Sonnenposition werden auch bei trockenen Straßen Reflexionen auf dem Asphalt erkannt, was zu Fehlinterpretationen und damit -klassifikationen führt. Insgesamt liegt die durchschnittliche Erkennungsrate bei 90,2%. Das zweite Kamerasystem, Surround View Kamera, hat weniger Schwierigkeiten aufgrund der Sonnenposition, da die Kamera im rechten Außenspiegel verbaut und auf die Fahrbahn gerichtet ist. Demnach ist dieses Kamerasystem weniger anfällig gegenüber Störeinträgen infolge der Sonne. Dieses spiegelt sich auch in den Erkennungsraten für trockene und nasse Straßen wider. Hier liegen die Werte deutlich oberhalb von 90%. Lediglich die winterlichen Bedingungen stellen in dem vorliegenden Versionsstand eine Herausforderung dar. In der Fahrbahnzustandsklasse winterlich sind sowohl schneebedeckte als auch vereiste Straßen (raues Eis) zusammengefasst. Das raue Eis hat dabei, wie bereits erwähnt, eine höhere Makrorauigkeit und oftmals einen dunkleren Untergrund. Letzteres hat zur Folge, dass eine Fehlklassifikation erfolgt. Insgesamt liegt aber auch bei diesem Klassifikator die durchschnittliche Erkennungsrate bei 90,7%. Der zusätzlich verbaute Prototyp, Road Condition Sensor, mit seinem k-Nearest Neighbor Klassifikator weist sehr gute Erkennungsraten bei trockenen und winterlichen Bedingungen auf. Die Nässeerkennung liegt mit 89,2% unterhalb der anderen beiden Kameraklassifikationen, da bei den nassen und trockenen Daten eine leichte Überschneidung im Bereich der Fahrbahnhelikkeit vorliegt. Demnach ist in eine exakte Trennung nicht möglich. Die durchschnittliche Erkennungsrate liegt bei dieser Klassifikation bei 96,1%.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass die einzelnen Klassifikationen individuelle Stärken und Schwächen haben, wobei letztere mithilfe einer geeigneten Fusion minimiert werden. Der Vorteil einer Fusion besteht im Allgemeinen schließlich darin, dass durch die Zusammenführung mehrerer Informationsquellen eine präzise Schätzung und ein robuster Ansatz zur Fahrbahnzustandsklassifikation realisiert werden [Pra11]. Im Rahmen dieser Arbeit wird ein gewichteter Mittelwert der Einzelklassifikationen verwendet. Die Gewichtung erfolgt über die Richtigerkennungsraten TP der individuellen Klassifikationen je Fahrbahnzustand. Die allgemeine Berechnungsvorschrift ist in Formel 2 angeführt:

$$P(\text{Zustand})_{\text{Fusion}} = \frac{\sum_{i=1}^n TP(\text{Zustand})_i \cdot P(\text{Zustand})_i}{\sum_{i=1}^n TP(\text{Zustand})_i} \quad (\text{Formel 2})$$

mit n = Nummer der Klassifikation

Für die Fusion der beiden Kameraalgorithmen werden demnach die jeweiligen Richtigerkennungsraten TP mit den individuellen Klassifikationswahrscheinlichkeiten P multipliziert und durch die Summe der Richtigerkennungsraten geteilt, Formel 3.

$$P(\text{trocken})_{\text{cams}} = \frac{74,4 \cdot P(\text{trocken})_{\text{Front Camera}} + 96,3 \cdot P(\text{trocken})_{\text{Surround View}}}{74,4 + 96,3} \quad (\text{Formel 3})$$

Dieses Vorgehen wird in analoger Form auch für die anderen beiden Fahrbahnzustandsklassen, nass und winterlich, durchgeführt. Durch diese gewichtete Fusion wird die allgemeine Erkennungsrate auf 97,6% gesteigert. Unter weiterer Hinzunahme der Wetterdaten wird die durchschnittliche Klassifikationsgenauigkeit abermals um 0,9 Prozentpunkte gesteigert, was sich besonders in der Richtigerkennungsrate der winterlichen Fahrbahnzustände widerspiegelt. Eine vollständige gewichtete Fusion bestehend aus Wetterdaten, Front- und Surround View Kamera sowie Road Condition Sensor wird eine durchschnittliche Erkennungsrate von 99,6% erzielt. Dabei liegt der niedrigste TP-Wert für die Klasse „trocken“ bei sehr guten 99,0%.

Mit einem solchen Fusionsmodell lassen sich aber nicht nur die drei beschriebenen Hauptklassen, sondern auch Mischklassen gut identifizieren. In Bild 6 sind repräsentative Fusionsergebnisse je Fahrbahnzustand, inkl. Mischklassen, dargestellt. Jeder Fahrbahnzustand ist dabei um die Fusionsergebnisse in Form von Wahrscheinlichkeiten für trocken, nasse und winterliche Klassen ergänzt. Zu Übersichts Zwecken wird darüber hinaus nicht nur der aktuelle Betrachtungspunkt, sondern eine zeitliche Spanne von $\pm 2,5$ s um den Betrachtungspunkt visualisiert. Dadurch wird aufgezeigt, ob und in welcher Form die Wahrscheinlichkeiten einer Varianz unterliegen. So ist in Bild 6 oben links ein trockener Fahrbahnzustand mit Bäumen am Straßenrand dargestellt. Trotz der Schlagschatten bleibt die Wahrscheinlichkeit für einen trockenen Zustand bei 99%, wohingegen auf feuchten Straßen ein stetiger Wechsel zwischen Trocken- und Nasserkennung vorliegt. Dieses entspricht auch den Erwartungen. Die Nasswahrscheinlichkeit für die dargestellte nasse Straße, Bild 6 oben rechts, liegt jedoch nur bei ca. 80% auf. Der Grund hierfür liegt in der eingangs beschriebenen Schwierigkeit der Wetterklassifikation. In dem dargestellten Beispiel handelte es sich um ein starkes Sommergewitter, welches von der Wetterkarte nicht eindeutig erfasst wurde. Da dieser Klassifikator

jedoch nur einen kleinen Anteil zur Nässeerkennung beiträgt, fällt diese Fehlklassifikation nicht negativ ins Gewicht ($TP(nass) = 99,7\%$).

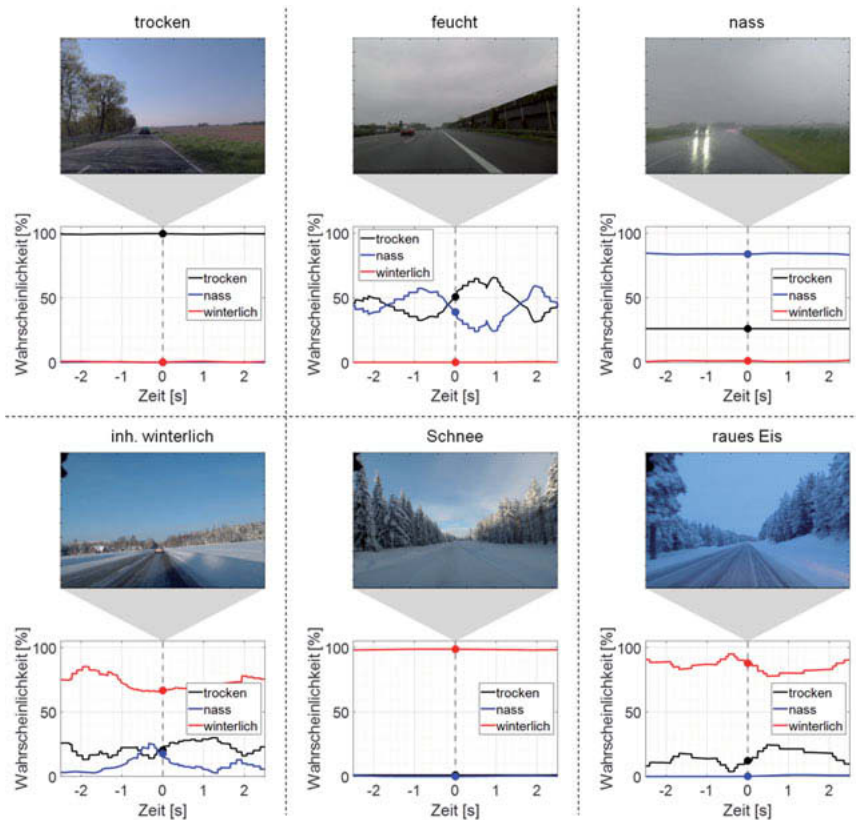


Bild 6: Repräsentative Fusionsergebnisse aus Wetterdaten, Kameras und Road Condition Sensor je Fahrbahnzustand, inkl. Mischklassen

In Bild 6 unten links ist eine typische inhomogene winterliche Straße dargestellt. Dort ist die Straße weder von einer durchgehenden Schnee- oder Eisschicht bedeckt, noch liegt der Fahrbahnuntergrund frei. Diese Einschätzung spiegelt sich auch in dem Klassifikationsergebnis wider, bei dem die Wahrscheinlichkeit für winterliche Bedingungen dominiert aber gewissen Schwankungen unterliegt. Die eindeutigen winterlichen Bedingungen Schnee und

raues Eis sind typischerweise durch winterliche Wahrscheinlichkeiten oberhalb von 90% charakterisiert.

8 Verbesserung der Kameraklassifikation mittels Deep Learning und weiterer Fusionskonzepte

In dieser Veröffentlichung wird die Zusammenführung verschiedenster Sensordaten zum Zweck der Bestimmung des Straßenzustandes behandelt. Eine Sonderstellung nehmen hierbei die Kameras ein, da diese aus verschiedenen Blickwinkeln die gleiche Art von Informationen liefern. Da gleichzeitige Aufnahmen verschiedener Kameraperspektiven verfügbar sind, können diese genutzt werden, um die Auswirkung von Störeffekten einzelner Kameras zu verringern. Ein Beispiel hierfür ist beispielsweise ein ungünstiger Winkel zur Sonne, welcher dazu führt, dass die Bilder einer Kamera stark überbelichtet werden und keine verwertbare Information mehr enthalten. Durch die Kopplung mit einer anderen Kameraperspektive, welche in einem anderen Winkel zur Sonne steht, kann diese Störung reduziert werden.

Desweiteren können die verschiedenen Kameras dazu verwendet werden, eine Plausibilitätsprüfung durchzuführen. Erkennen verschiedenen Kameras verschiedene Straßenzustände, so kann dies zwar bedeuten, dass der Straßenzustand an verschiedenen Orten unterschiedlich ist; es kann aber wahrscheinlicher darauf hinweisen, dass mindestens einer der erkannten Straßenzustände falsch ist.

Entsprechend bietet sich die Zusammenführung verschiedener Kamerasysteme zu einem System vor der Fusion mit den anderen Sensoren an.

8.1 Deep Learning

Die in der restlichen Veröffentlichung beschriebenen Kamera-Algorithmen basieren auf traditionellen Bildverarbeitungs-Verfahren. Spätestens seit dem Durchbruch von AlexNet [KSH12] im Bereich der Bildklassifizierung kommen jedoch überwiegend neuronale Netze in allen Bereichen der Bildverarbeitung mit großem Erfolg zum Einsatz.

Die Grundidee neuronaler Netze besteht in einem mathematischen Modell aus mehreren Schichten. Jede Zelle erhält die Ausgaben aller Zellen der vorherigen Schicht als Eingabe, bildet eine gewichtete Summe dieser Eingaben und wendet eine nichtlineare Aktivierungsfunktion auf das Ergebnis an. Die so in der Schicht errechneten Werte werden an die nächste Schicht weitergereicht. Die Gewichte der gewichteten Summe sind Parameter, welche mittels der Trainingsdaten zu bestimmen sind. Die Summe der Ausgabe der letzten Schicht des neuronalen Netzes wird im Fall der Klassifizierung auf 1 normiert, um die Ergebnisse probabilistisch interpretieren zu können.

Im Fall der Bildverarbeitung werden CNNs (Convolutional Neural Networks) eingesetzt, also neuronale Netzwerke mit Schichten, in denen die mathematische Faltungsoperation durchgeführt wird. Hier wird, analog zu klassischer Bildverarbeitung, eine Faltungsmaske auf eine Schicht angewandt um die Ausgaben für die nächste Schicht zu erhalten. Zusätzlich wird wieder eine nichtlineare Aktivierungsfunktion auf die Ausgabe der Faltungsoperation angewandt. Die Werte der Faltungsmaske sind die zu lernenden Parameter der Schicht.

Das Training der Parameter des Netzwerkes funktioniert, indem Bilder aus dem Trainingsdatensatz von dem Netz klassifiziert werden. Mittels einer Loss-Funktion wird nun der Unterschied der Klassifikationsergebnisse zu den bekannten echten Klassen der Bilder berechnet. Diese Loss-Funktion wird im nächsten Schritt partiell nach allen Parametern abgeleitet. Dieser Schritt nennt sich *Backpropagation*. Anschließend werden diese Parameter für jede Teilmenge an Trainingsbildern in Richtung des nächsten lokalen Minimums der Loss-Funktion verändert. Dieses Gradientenabstiegsverfahren wird *SGD (Stochastic Gradient Descent)* genannt. Der stochastische Teil stammt daher, dass nicht in jedem Schritt alle Trainingsbilder zum Berechnen der Parameteränderungen verwendet werden, sondern nur eine zufällige Teilmenge um das Training effizienter zu gestalten.

Als Architektur für das neuronale Netzwerk wird die ResNet-Architektur [HZR16] verwendet. In diesem Fall wird ein ResNet-10 mit 4.906.058 Parametern, 11 Schichten und 4 residual Blocks genutzt. Die Besonderheit an ResNet sind die sogenannten „Skip Connections“. Für jeden Block aus verschiedenen Faltungsschichten (*Residual Block*), gibt es eine Direktverbindung, welche an den Faltungsschichten vorbeiführt und später mit deren Ergebnis vereint wird. Dies ermöglicht das effiziente Training tieferer Netze, als es ohne diese Verbindungen möglich wäre.

8.2 Vergleich von späten und frühen Fusionsansätzen

Für die Fusion der beiden Kameras werden verschiedene Fusionskonzepte betrachtet. Das einfachste Konzept ist das der *späten Fusion*, bei der auf jede Kamera ein eigener Klassifikator angewandt wird. Aus den resultierenden Wahrscheinlichkeiten wird schließlich der Mittelwert berechnet, um die Ausgabe des Systems zu erhalten. Diese Methode bietet den Vorteil, dass sie sehr einfach zu implementieren ist; sie bedeutet quasi keinen Mehraufwand zum bisher existierenden System. Allerdings wird bei dieser Methode der Vorteil zweier sich ergänzender Kameras nur minimal genutzt.

Ein weiteres Konzept ist das Konzept der *frühen Fusion*, wobei für jede Kamera zunächst ein unabhängiger ResNet-Klassifikator genutzt wird. Nach jedem Residual-Block findet hierbei eine Fusion der Ausgaben der Blöcke der beiden Klassifikatoren durch eine neuronale Netz-

werk-Schicht statt. Zusätzlich zu den Ergebnissen der ResNet-Schicht erhält diese Fusionschicht noch die Ergebnisse der letzten Fusionschicht als Eingabe. Am Ende des Systems steht wieder die Ausgabe der Klassenwahrscheinlichkeiten. Diese Version erhält mehr zu lernende Parameter als einzelne Netze, welche die Wahrscheinlichkeit von Überanpassung an die Trainingsdaten erhöht. Bild 7 zeigt eine Übersicht dieses Ansatzes.

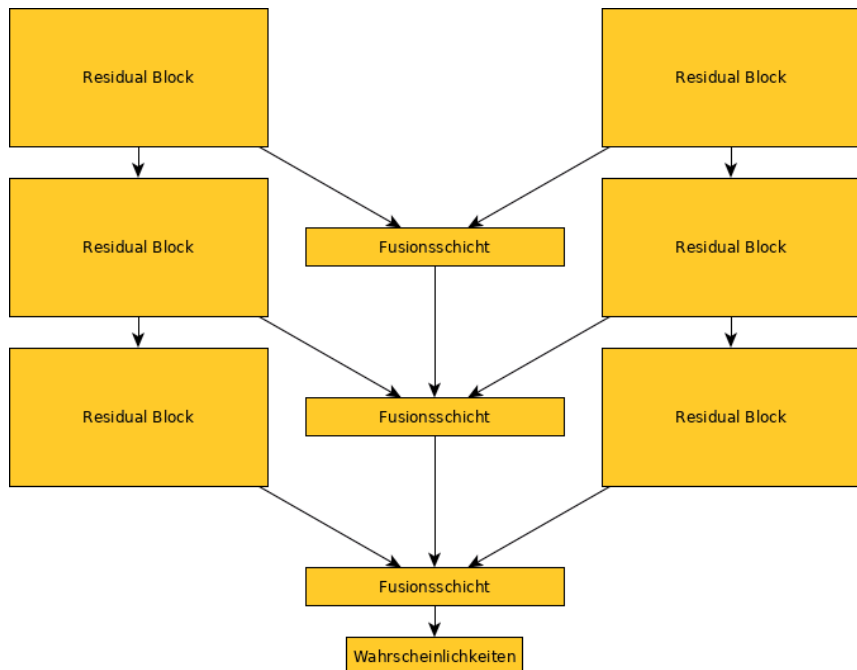


Bild 7: Schematische Darstellung des Ansatzes „frühe Fusion“

Als drittes Konzept wird hier die *späte Fusion mit Rückweisungsklasse* vorgestellt. Hierbei kommen wieder zwei unabhängige ResNet-Klassifikatoren zum Einsatz. Die Wahrscheinlichkeiten der verschiedenen Klassen werden wieder gemittelt, allerdings nur weitergereicht, wenn beide Klassifikatoren unabhängig voneinander die gleiche Klasse als am wahrscheinlichsten ansehen. Falls die Klassifikatoren nicht übereinstimmen, wird das Ergebnis verworfen. Dies hat den Vorteil, dass die Wahrscheinlichkeit für eine Fehlklassifikation stark sinkt. Auch kann ein häufiges Vorkommen der Zurückweisungsklasse auf einen unbekannten Straßenzustand oder allgemein auf eine Momentane Unsicherheit des Kamera-Klassifikators

hinweisen, wodurch das Gesamtsystem andere Sensoren bevorzugt verwenden kann. Allerdings kann ein häufiges Auftreten der Zurückweisungsklasse auch dazu führen, dass längerfristig keine Ergebnisse vom Kamerasensor geliefert werden.

Im Gegensatz zu den anderen in dieser Veröffentlichung vorgestellten Strategien wurden die hier vorgestellten Ansätze bisher noch nicht im Fahrzeug, sondern nur auf vorher aufgenommenen Datensätzen getestet. Die Ergebnisse sind somit nicht direkt mit den Ergebnissen der anderen Ansätze vergleichbar.

Tabelle 2: Prozentsatz der True Positive-Raten der verschiedenen Klassen

Methode	Trocken	Nass	Schnee	Gesamt	Rückweisung
ResNet-10 Frontkamera	97,2%	98,7%	99,6%	98,4%	0%
ResNet-10 Surround-View-Kamera	94,3%	97,8%	98,9%	97,0%	0%
Späte Fusion	98,4%	99,7%	100%	99,4%	0%
Frühe Fusion	98,1%	99,5%	99,9%	99,2%	0%
Späte Fusion mit Rückweisung	99,8%	99,9%	100%	99,9%	4,3%

Wie an Tabelle 2 zu sehen ist, liefert die *späte Fusion mit Rückweisungsklasse* die besten Ergebnisse. Die verworfenen Einzelbilder werden durch die stark reduzierte Fehlerrate kompensiert, welche auf den Testdaten fast perfekte Ergebnisse anzeigt. Zu sehen ist auch, dass alle Fusionsstrategien bessere Ergebnisse als die einzelnen Klassifikatoren produzieren.

Die schlechteren Werte der frühen Fusion können auch durch die höhere Anzahl an zu lernenden Parametern erklärt werden.

9 Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit wurden Fusionskonzepte zur Reibwertschätzung auf Basis von Wetter- und Fahrbahnzustandsinformationen vorgestellt. Grundlage der Betrachtungen ist eine Messkampagne aus dem Jahr 2019, bei der insgesamt ca. 6455 km bei unterschiedlichsten Witterungsbedingungen zurückgelegt wurden. Um einen Zusammenhang zwischen dem Fahrbahnzustand und einem repräsentativen Reibwert herstellen zu können, wurden zu jedem Fahrbahnzustand eine Vielzahl an ABS-Bremstungen durchgeführt. Die Fahrbahnzustandsklassifikation erfolgt dabei auf vier wesentlichen Ebenen. Zunächst werden Informationen aus dem regionalen sowie dem lokalen Wetter bezogen. Hierzu zählen neben einem Naiven Bayes Klassifikator mittels digitaler Wetterkarte die Scheibenwischeraktivität aber auch ein prototypischer Road Condition Sensor. Die fahrdynamische Ebene wird primär zur Plausibilisierung verwendet. So ist ein häufiger Eingriff von Schlupfregelsystemen ein deutliches Indiz für winterliche Fahrbahnzustände. Da jedoch auch unterhalb der Regeleingriffe eine Fahrbahnzustandsinformation generiert werden muss, werden zusätzlich Algorithmen aus der digitalen Bildverarbeitung für die Front- und „Surround View“-Kamerabilder genutzt. Bereits mit diesen einzelnen Klassifikationsebenen konnten durchschnittliche Erkennungsraten oberhalb von 90% erzielt werden. Anschließend wurde noch eine etwaige gewichtete Fusion der einzelnen Ebene betrachtet. So ließ sich die durchschnittliche Erkennungsrate durch die Fusion der beiden Kameraklassifikationen auf 97,6% steigern. Mit einer weiteren Hinzunahme der Wetterinformationen sowie des Road Condition Sensors wird die durchschnittliche Erkennungsrate abermals auf 99,6% gesteigert. Mit einem solchen Fusionsmodell lassen sich nicht nur die Hauptklassen „trocken“, „nass“ und „winterlich“, sondern auch die Übergangszustände „feucht“ und „inhomogen winterlich“ identifizieren.

In einem weiteren Schritt konnte gezeigt werden, dass zusätzlich auch die Kamerafusion Vorteile gegenüber den einzelnen Kamerasystemen bietet. Ein nächster Schritt ist das Einbeziehen weiterer Surround-View-Kameras sowie das Trainieren der Systeme auf größeren Datensätzen, um zu sehen, ob die frühe Fusion hierdurch bessere Werte als die späte Fusion erreichen kann, falls für jeden Kameraframe ein Ergebnis benötigt wird. Desweiteren kann auch eine künstliche Kamerafusion untersucht werden, bei der innerhalb eines Kamerabildes unterschiedliche Bildausschnitte untersucht und verglichen werden. Auch hierdurch kann Effekten durch unterschiedliche Beleuchtung an unterschiedlichen Stellen entgegengewirkt werden.

Ein weiterer Schritt wäre es auch, zusätzliche Sensoren, wie die Umgebungstemperatur, als Information in das neuronale Netz einzuspeisen. Allerdings muss dabei beachtet werden, dass ein neuronales Netz nur dann verwertbare Information liefert, wenn alle Eingangssigna-

le vorhanden sind. Insofern wäre eine redundante Lösung anzudenken, bei welcher bei Ausfällen einzelner Kameras oder weiterer Eingangssignale auch neuronale Netze ohne Eingänge als Ersatz zur Verfügung stehen.

10 Referenzen

- [ABC07] M. Andersson, F. Bruzelius, J. Casselgren, M. Gräfvrt, M. Hjort, J. Hulten, F. Habring, M. Klomp, G. Olsson, M. Sjö Dahl, J. Svendenius, S. Woxneryd, and B. Wällivaara: *Road Friction Estimation IVSS Roject Report*. Technical Report, IVSS, 2007
- [AHD15] M. Amthor, B. Hartmann, and J. Denzler: *Road Condition Estimation based on Spatio-Temporal Reflection Models*. GCPR 2015, Springer, 2015
- [CH67] T. Cover, P. Hart: Nearest *neighbor pattern classification*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Transactions on Information Theory 13, 1967
- [CV95] C. Cortes, V. Vapnik: *Support-Vector Networks*, In: Machine Learning, Pages 273-297, 1995
- [HAJ15] 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
- [HJ17] R. Henze, W. Jarisa: *Potentials of Friction Adaptive AEB Systems*. In: FAST-zero '17, SAE of Japan, Nara, 2017
- [HRK18] B. Hartmann, Dr.-Ing. T. Raste, Dr. rer. nat. M. Kretschmann, M. Amthor, F. Schneider, Prof.-Dr. J. Denzler: *Aquaplaning – a potential hazard also for Automated Driving*. ITS automotive nord e.V. (Hrsg.), Braunschweig, 2018
- [HZR16] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun: *Deep Residual Learning for Image Recognition*. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, 2016, pp. 770-778.
- [JHH16] W. Jarisa, B. Hartmann, R. Henze, F. Küçükay: *Sensitivitätsanalyse von Fahrerassistenzsystemen in Bezug auf Fahrbahnzustände*. ITS automotive nord e.V. (Hrsg.), Braunschweig, 2016
- [JHH18] W. Jarisa, R. Henze, B. Hartmann: *Klassifikation von Fahrbahnzuständen mithilfe von Datenaggregation*. In: VDI Wissensforum (Hrsg): 34. VDI-VW-Gemeinschaftstagung: Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren 2018, Düsseldorf, 2018
- [KSH12] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton: *ImageNet classification with deep convolutional neural networks*. NIPS'12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1, Pages 1097-1105

- [Pra11] A.C Prat: *Sensordatenfusion und Bildverarbeitung zur Objekt- und Gefahrenerkennung*; Dissertation am Institut für Verkehrssystemtechnik Technische Universität Braunschweig; 2011
- [RDE06] V. Rauschenbach, L. Drüschner, H. Els, B. Nolle, S. Sadzulewsky, M. Schellenberger, H. Schgeiner, H. Schmidt und N. Weiland: *Asphaltdeckschichten mit anforderungsgerechter Griffbarkeit: Maßnahmen zur Planung und Ausführung*. Deutscher Asphaltverband (Hrsg.), Bonn, 2006
- [SPM13] J. Sánchez , F. Perronnin, T. Mensink, J. Verbeek: *Image Classification with the Fisher Vector: Theory and Practice*, In: International Journal of Computer Vision Vol 105 Issue 3, Pages 222-245, December 2013

Objektive Bewertung querdynamischer Reifeneigenschaften bei Limithandlingfahrten

Anwendung eines Objektivierungsansatzes bei Fahrversuchen auf Fahrbahnoberflächen mit verschiedenen Kraftschlussbeiwerten

Dipl.-Ing. **Christian Cramer**, Prof. Dr.-Ing. **Burkhard Wies**,
Continental Reifen Deutschland GmbH, Hannover

Kurzfassung

In diesem Beitrag wird eine generalisierte Auswertemethode zur objektiven Bewertung querdynamischer Fahreigenschaften aus messtechnisch aufgezeichneten Rundstreckenfahrten auf verschiedenen Fahrbahnoberflächen vorgestellt. Dabei werden zwei wesentliche Schwerpunkte gesetzt. Zum einen werden objektive Kennwerte aus dem Fahrerinput und der Fahrzeugreaktion ermittelt, welche eine Fahreigenschaftsbewertung unter Berücksichtigung der thermischen Veränderung der Seitenkraftcharakteristik der Reifen während der Rundstreckenfahrt ermöglichen. Zum anderen findet die Identifikation eines nichtlinearen Achsseitenkraftmodells an beiden Fahrzeugachsen statt, welches die sich ändernden Seitenkraftcharakteristika während des Tests ebenfalls abbildet. Das Achsseitenkraftmodell wird in Verbindung mit einem nichtlinearen Einspurmodell zur Modellkennwertbildung genutzt. Dieses ermöglicht in der frühen Phase der fahrzeugspezifischen Reifenentwicklung die Untersuchung des Einflusses von Parametern wie der Achsschräglaufsteifigkeit und des lateralen Kraftschlussbeiwertes an Vorder- und Hinterachse. Darüber hinaus dient es der Definition von fahrzeugspezifischen objektiven Zielkriterien im Reifenentwicklungsprozess und ermöglicht eine herstellerübergreifende Charakterisierung querdynamischer Fahreigenschaften.

Abschließend erfolgt eine Anwendung der entwickelten Auswertemethodik auf der Grundlage von Rundstreckenfahrten zur Reifenentwicklung auf Fahrbahnoberflächen mit verschiedenen lateralen Kraftschlussbeiwerten (Eis-, Nass- und Trockenhandling).

Abstract

In this paper an evaluation method to derive and access objective lateral dynamic properties from measurement data from limit handling test runs is described. Two main aspects are pursued. On the one hand, the driver's input and the vehicle reaction are quantified, including the effects of tire characteristics changes due to thermal effects. On the other hand, a nonlinear

axlesideforce characteristic model is identified, taking these effects into account as well. The axle sideforce characteristic is used to study the influence of properties such as axle cornering stiffness and lateral friction coefficient on front- and rear axle of the vehicle. Moreover, vehicle specific targets for the tire development are defined and a global benchmarking can be realized.

Concludingly, an application of the evaluation method based on limit handling tests on different road surfaces (ice-, wet- and dry handling) is presented.

1. Einleitung und Motivation

Im Reifenentwicklungsprozess werden unterschiedliche Entwicklungsziele an Fahrzeugreifen gestellt. Dabei spielen zum einen Kriterien wie der Rollwiderstand, die Geräuschentwicklung oder das Abriebverhalten eine wichtige Rolle. Darüber hinaus stellen fahrdynamische Kriterien wie das Aquaplaningverhalten, Bremswege auf trockener und nasser Fahrbahn sowie die Handlingeigenschaften Entwicklungsziele dar. Insbesondere bei der Reifenentwicklung für Erstausrüstungsreifen werden fahrzeugspezifische Anforderungen an die querdynamischen Reifeneigenschaften gestellt. Die querdynamische Fahrwerk- und Reifencharakteristik werden dabei im Entwicklungsprozess gezielt aufeinander abgestimmt, um Zielkonflikte in der Fahrzeugentwicklung besser lösen zu können. Die Beurteilung von Limithandlingeigenschaften wird dabei von geschulten Subjektivbewertern durchgeführt. Diese quantifizieren das mittels ihrer Sinnesorgane wahrgenommene Fahrverhalten durch die Vergabe von Noten in bestimmten fahrdynamischen Kriterien. Im Reifenentwicklungsprozess geschieht dieses unter Variation verschiedener Versuchsreifensätze auf dem selben Versuchsfahrzeug. Für eine zielgerichtete Reifenentwicklung stellen - analog zu den anderen Entwicklungskriterien von Fahrzeugreifen - objektive Kenngrößen ein wichtiges Werkzeug dar. Die Objektivierung subjektiver Fahreindrücke bildet daher schon seit vielen Jahrzehnten einen Forschungsschwerpunkt (vgl. [6], [7], [9] und [13]). In diesem Artikel wird ein Objektivierungsansatz zur Quantifizierung querdynamischer Fahreigenschaften vorgestellt, welcher sich zur Beurteilung von Limithandlingeigenschaften auf Eis, Nässe und trockener Fahrbahn eignet.

2. Objektivierungsansatz

Der in diesem Artikel vorgestellte Objektivierungsansatz stellt eine Ergänzung der etablierten Subjektivbewertung im Reifenentwicklungsprozess dar (vgl. Bild 1). Während der Versuchsvorbereitungsphase wird ein für das Fahrzeug und den Fahrversuch geeigneter

Referenzreifensatz ausgewählt. Dabei kann es sich um einen Serienreifen für ein Vorgängerfahrzeug oder einen in Vorversuchen erprobten Versuchsreifensatz handeln. Dieser

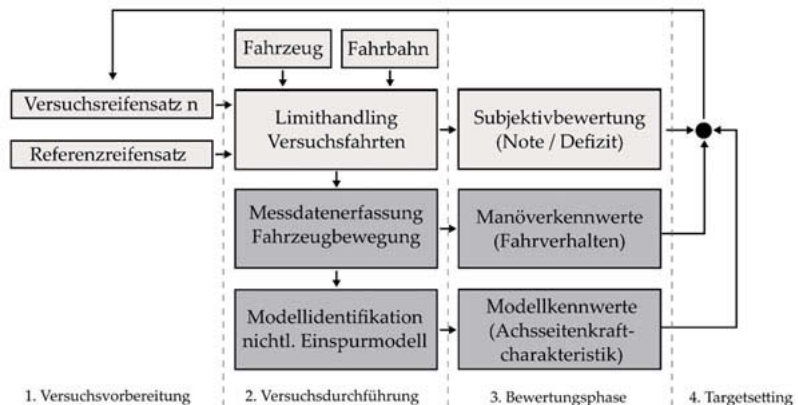


Bild 1: Schematische Darstellung des Objektivierungsansatzes im Reifenentwicklungsprozess. Die etablierte Subjektivbewertung (hellgrau) wird durch Manöver- und Modellkennwerte (dunkelgrau) aus Messdaten der Limithandlingfahrten ergänzt.

fortan als Referenzreifensatz bezeichnete Reifensatz zeichnet sich im Allgemeinen durch ein gutes Ausgangsniveau in den Fahreigenschaften des Limithandlings aus. Dabei kann es vorkommen, dass die Zielkriterien für die Reifenentwicklung auf dem Versuchsfahrzeug durch diesen Reifen nicht vollständig erreicht werden. So können beispielsweise in bestimmten subjektiven Bewertungskriterien noch Abweichungen bezüglich des Entwicklungsziels vorhanden sein oder Zielkonflikte bezüglich nicht-fahrdynamischer Entwicklungskriterien wie z.B. den Rollwiderstandseigenschaften bestehen. Dieser Referenzreifensatz wird fortan in allen Entwicklungsloops des Reifenentwicklungsprozesses getestet. Er bildet somit für die Subjektivbewertung sowie die Kennwertanalyse ein Vergleichsnormale im Reifenentwicklungsprozess. Zusätzlich werden verschiedene Versuchsreifensätze im Limithandling erprobt. Ein geschulter Subjektivbewerter fährt mehrere Runden auf dem Handlingkurs mit dem Ziel, optimale Rundenzeiten zu erreichen. Gemäß einer bei Continental etablierten Testvorschrift bewertet er dabei das Fahrverhalten des Versuchsfahrzeugs im Bezug auf das mit dem Fahrzeughersteller vereinbarte Entwicklungsziel (Target). Entwicklungsfortschritte können auch bei sich ändernden Versuchsrandbedingungen (z.B. Außen- und Streckentemperaturen) anhand des Referenzreifensatzes beurteilt werden.

Grundlage des Objektivierungsansatzes bilden fahrdynamische Messungen während der Limithandlingfahrten der Subjektivbewertung. Diese stellen im Vergleich zu objektiven Fahrmanövern (z.B. Übertragungsfunktion, langsam gelenkte Rampe) einen erhöhten Aufwand in der Auswertung dar, da sowohl transiente Fahrzustände wie auch Combined-Slip-Zustände nahe der Kraftschlussgrenze vorliegen. Dem gegenüber steht der Vorteil, dass die Messung parallel zur Subjektivbewertung stattfindet. Somit muss nicht durch Kennwertbildung aus Ersatzmanövern auf die Beurteilung der Subjektivbewertung geschlussfolgert werden. Dieses ist dem Schließen der kausalen Wirkkette zwischen Fahrverhalten und Subjektivbewertung zuträglich. Darüber hinaus zeigt die Seitenkraft-Schräglaufwinkel-Kennlinie von Fahrzeugreifen eine nicht vernachlässigbare Abhängigkeit von der Reifentemperatur, des Reifenfülldrucks sowie der irreversiblen Konditionierung (Abrieb). Insbesondere bei Limithandlingfahrten auf trockener Fahrbahn treten während des Versuchsablaufs rundenweise signifikante Zunahmen in den an der Reifenoberfläche und am Reifeninnerliner gemessenen Temperaturen und infolge dessen auch des Reifenfülldrucks auf. Vergleichbare Zustände werden aktuell von keinem Objektivmanöver im Fahrversuch abgebildet. Daher bildet eine querdynamische Analyse des Fahrverhaltens während der Subjektivbewertung die einzige Möglichkeit der quantitativen Bewertung der Seitenkraftcharakteristik des Reifens am Fahrzeug im relevanten Arbeitspunkt. Die Kennwertbildung findet dabei mit zwei verschiedenen Schwerpunkten statt. Zum einen erfolgt eine Manöverkennwertbildung der gemessenen Fahrzeugbewegungsgrößen.

Die Zielsetzung dieser Analyse ist es, reifenspezifische Einflüsse auf die Fahrzeugbewegung analog zum Subjektivbewerter zu charakterisieren. Dabei werden die Größen Lenkradwinkel δ_L , Lenkmoment M_L , Giergeschwindigkeit $\dot{\psi}$, Querbeschleunigung a_y , Schwimmwinkel β und Wankwinkel ϕ sowie ihre zeitlichen Ableitungen rundenweise mittels deskriptiver Statistik ausgewertet.

Ein besonderer Fokus liegt dabei auf einer robusten Mittelwert- sowie Maximalwertbildung. Dabei hat sich herausgestellt, dass für die rundenweise Mittelwertbildung kenngrößenunabhängig der Median $x_{50\%}$ sowie das arithmetische Mittel \bar{x} gleich gut geeignet sind. Die quantitativen Unterschiede zwischen beiden Mittelwertarten sind auf Grund der großen Anzahl an Datenpunkten einer gefahrenen Runde gering und zeigen reifensatzspezifisch ein vergleichbares Rating. Für die Auswertung wird in diesem Artikel der arithmetische Mittelwert \bar{x} gewählt. Anders verhält es sich bei der Ermittlung eines robusten Maximalwertes x_{\max} der gemessenen Fahrzeugbewegungsgrößen. Der Maximalwert x_{\max} stellt sich nicht als ausreichend repräsentativ dar. Ein einzelner hoher Datenpunkt beeinflusst

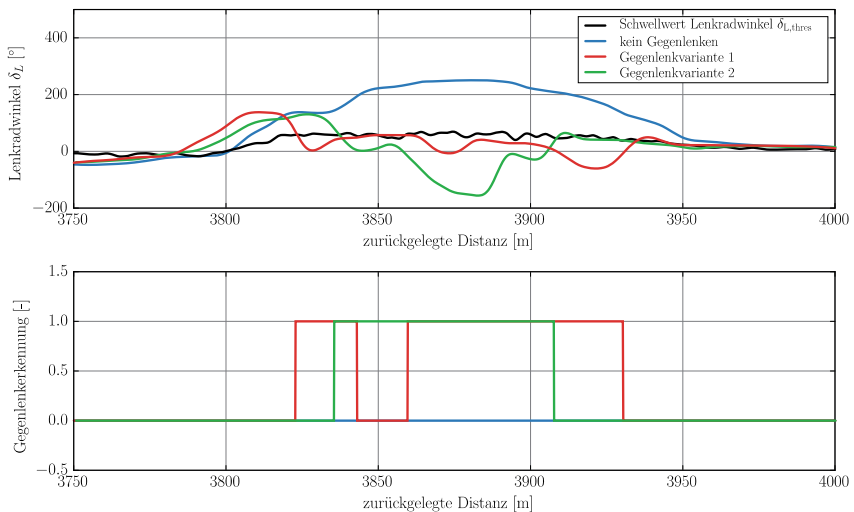


Bild 2: Durch den Vergleich von gemessenem Lenkradwinkelsignal und einem Schwellwert des Lenkradwinkels (oben) können verschiedene Gegenlenkvarianten zuverlässig identifiziert werden (unten).

die Maximalwertbildung, was im praktischen Versuch sowohl durch ein Einzelmanöver oder auch ein messtechnisches Artefakt bedingt sein kann.

Eine robustere Alternative zur Maximalwertbildung bildet der 95%-Perzentilwert $x_{95\%}$ der Fahrzeugbewegungsgröße. Dieser Kennwert wird daher für alle gemessenen Fahrzeugbewegungsgrößen als Näherung für den Maximalwert verwendet.

Darüber hinaus ist eine Gegenlenkdetektion Teil der Manöverkennwertbildung. Die Forschungshypothese hierfür besteht darin, dass ein vom Subjektivbewerter bewusst eingeleitetes Gegenlenkmanöver zur Stabilisierung der Hinterachse einen Bezug zur von ihm empfundenen Hinterachsstabilität aufweisen sollte. Die Erkennung eines Gegenlenkmanövers findet durch den Vergleich des gemessenen Lenkradwinkels mit einem unteren Schwellwert des Lenkradwinkels $\delta_{L,thres}$ während der Kurvenfahrt statt. Dabei hat sich herausgestellt, dass durch den einfachen Ansatz $\delta_{L,thres} = 0^\circ$ als Schwellwert für den Lenkradwinkel nicht alle Gegenlenkmanöver identifiziert werden können (vgl. Bild 2 rechts rote Linie). Es wird beobachtet, dass - vornehmlich bei kleinen Kurvenradien - Gegenlenken vielmehr als Rücknahme des Lenkradwinkels ohne Vorzeichenänderung stattfindet. Eine zuverlässige Erkennung kann durch einen von der Fahrzeugreaktion abhängigen Ansatz:

$$\delta_{L,\text{thres}} = f(v, a_V) \quad (1)$$

abgeschätzt werden (vgl. Bild 2).

Unterschreitet der Betrag des gemessenen Lenkradwinkelsignal $\delta_L(t)$ den obigen Schwellwert $\delta_{L,\text{thres}}$, so wird dieses als Gegenlenkmanöver gedeutet. Der Manöverkennwert n_G erfasst dabei rundenweise die Anzahl der so detektierten Gegenlenkmanöver.

Ergänzend zu den ermittelten Manöverkennwerten findet eine Identifikation der Achsseitenkraftcharakteristik mittels eines nichtlinearen Einspurmodells statt.

Die Berechnung der Achsschräglaufwinkel α_i wird durch die folgenden kinematischen Gleichungen durchgeführt:

$$\delta_V = \frac{\delta_L}{l_L} \quad (3)$$

$$\alpha_V = \delta_V - \arctan\left(\frac{l_V \cdot \Psi + v \cdot \sin \beta}{v \cdot \cos \beta}\right) \quad (4)$$

$$\alpha_H = \arctan\left(\frac{l_H \cdot \Psi - v \cdot \sin \beta}{v \cdot \cos \beta}\right) \quad (5)$$

Für die Achsseitenkräfte erfolgt die Berechnung mittels der Bewegungsgleichungen:

$$J_{ZZ} \cdot \ddot{\Psi} = F_{YV} \cdot l_V \cdot \cos \delta_V + F_{XV} \cdot l_V \cdot \sin \delta_V - F_{YH} \cdot l_H \quad (6)$$

$$m \cdot a_V = F_{YV} \cdot \cos \delta_V + F_{XV} \cdot \sin \delta_V + F_{YH} \quad (7)$$

$$m \cdot a_X = F_{XV} \cdot \cos \delta_V - F_{YV} \cdot \sin \delta_V + F_{XH} \quad (8)$$

Die so gewonnenen Achsschräglaufwinkel α_i und Achsseitenkräfte F_{Yi} werden auf zwei Arten gefiltert. Zunächst werden alle Fahrzustände bei denen betragsweise große Längsbeschleunigungen a_X auftreten vernachlässigt:

$$|a_X(t)| < a_{X,\text{thres}} \quad (9)$$

Damit werden die Fahrzustände mit hohen dynamischen Achslastverlagerungen reduziert. Im zweiten Schritt werden Fahrzustände mit Rücklenkmanöver, über die Forderung

$$\text{sgn}\left(\alpha_{V/H}(t)\right) = \text{sgn}\left(\frac{d\alpha_{V/H}}{dt}(t)\right) \quad (10)$$

herausgefiltert. Anschließend erfolgt eine reduzierende Klassierung der Achsseitenkräfte über feste Achsschräglaufwinkelklassen. Mittels der Methode der kleinsten Fehlerquadrate wird die Parameteridentifikation des vereinfachten Magic-Formula Ansatzes mit konstanten Koeffizienten durchgeführt:

$$F_{YV/H} = D_{V/H} \cdot \sin(C_{V/H} \cdot \arctan(B_{V/H} \cdot (1 - E_{V/H}) \cdot \alpha_{V/H} + E_{V/H} \cdot \arctan(B_{V/H} \cdot \alpha_{V/H}))) \quad (11)$$

Aus den identifizierten Parametern werden abschließend Modellkennwerte wie die Achsschräglauftiefe $c_{\alpha i}$, der laterale Achskraftschlussbeiwert μ_i sowie der 95%-Perzentilwert des Achsschräglaufwinkels $\alpha_{i95\%}$ berechnet. Die damit abgeleiteten Modellkennwerte ermöglichen eine achsweise Betrachtung und Bewertung der verschiedenen Reifensätze.

3. Anwendung bei Eishandlingversuchen

Nachfolgend wird die Anwendung des Objektivierungsansatzes beim Eishandling-Fahrversuch dargestellt. Die Versuchsdurchführung erfolgt mit einem frontgetriebenen Versuchsfahrzeug auf einer Rundstrecke des Continental Prüfgeländes im schwedischen Arvidsjaur. Die Fahrbahnoberfläche besteht aus einer speziell präparierten rauen Eisoberfläche. Die Messdatenerfassung erfolgt während der regulären Subjektivbewertung für den Referenzreifensatz und drei verschiedene Versuchsreifensätze. In der Subjektivbewertung zeigt der Referenzreifensatz das gewohnte Fahrverhalten.

Tabelle 1: Ausschnitt aus der Subjektivbewertung des Eishandlingversuches:

	Reifensatz 1	Reifensatz 2	Reifensatz 3	Reifensatz 4
Querdynamischer Gesamteindruck	7.2	4.2	7.8	6.0
Lenkradwinkelbedarf	6.5	4.5	8.0	6.5
Balance	7.0	4.5	8.2	6.5
Bemerkung	gutes Referenz-niveau	wenig Grip, unter- und übersteuernd geringe HA Stabilität	exzellentes Verhalten	wenig Grip; untersteuernd

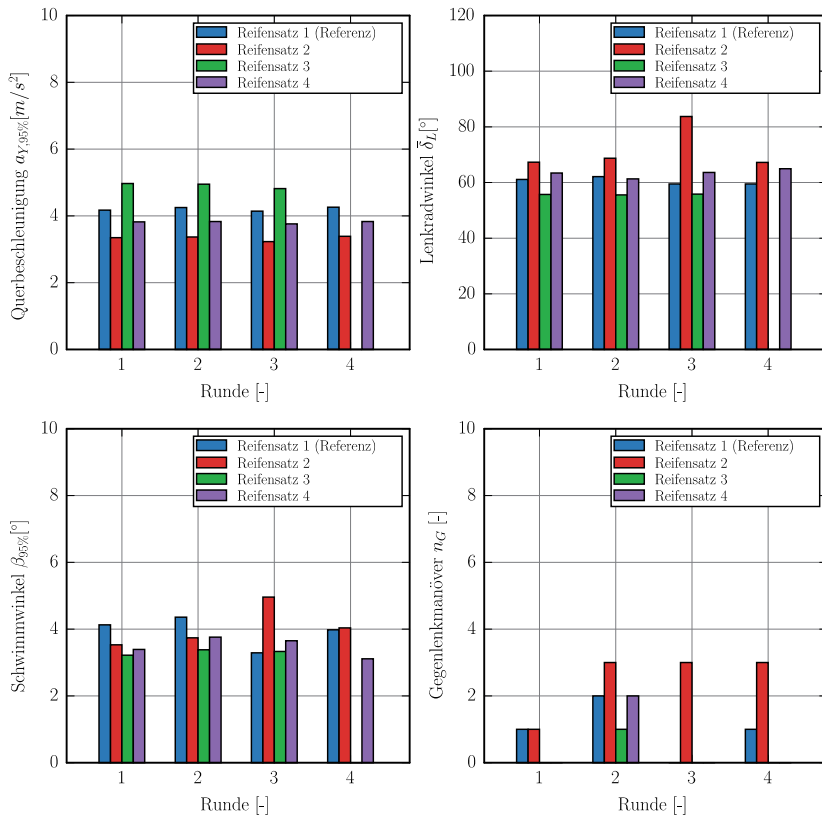


Bild 3: Rundenspezifische Kennwertbetrachtung anhand von aufgezeichneten Messdaten während der Eishandlingbewertung der Subjektivbewertung.

In den Kriterien „querdynamischer Gesamteindruck“, „Lenkgradwinkelbedarf“ und „Balance“ wird das Fahrverhalten auf einem guten Niveau eingestuft (vgl. Tabelle 1). Die Reifensätze 2, 3 und 4 werden in der Eishandlingbewertung subjektiv deutlich anders bewertet.

Der querdynamische Gesamteindruck der Reifensätze 2 und 4 wird unter dem des Referenzreifensatzes bewertet. Reifensatz 2 bekommt mit einer Abwertung um 3 Noten bezüglich des Referenzreifensatzes die schlechteste Beurteilung in diesem Versuchsprogramm. Dem gegenüber wird Reifensatz 3 auf einem höheren querdynamischen Gesamtniveau als der Referenzreifensatz bewertet. Bei der Betrachtung der

Manöverkennwerte zeigt sich eine Übereinstimmung im Ranking zum 95%-Perzentil der Querschleunigung $a_{Y,95\%}$. Reifensätze, die eine hohe maximale Querschleunigung aufbauen, werden beim Eishandling besser bezüglich des Gesamtniveaus eingestuft als solche mit niedrigerer maximaler Querschleunigung $a_{Y,95\%}$ (vgl. Bild 3).

Auch bei der Betrachtung des Kriteriums „Balance“, werden die Versuchsreifen subjektiv unterschiedlich bewertet. Der Referenzreifensatz zeigt subjektiv ein leicht untersteuerndes, gutes Eigenlenkverhalten. Reifensatz 3 wird im Kriterium der Balance besser als der Referenzreifensatz bewertet. Der Reifensatz 4 wird wegen einer leichten Untersteuertendenz um eine halbe Note bezüglich des Referenzreifensatzes abgewertet. Die schwächste subjektive Bewertung der Balance erfährt der Reifensatz 2, bei welchem eine Unter- sowie Übersteuertendenz wahrgenommen wird.

Die subjektiv empfundene Balance lässt sich mit den Manöverkennwerten des mittleren Lenkradwinkelbedarfs $\overline{\delta}_L$ sowie des maximalen Schwimmwinkelbedarfs $\beta_{95\%}$ erklären. Reifensatz 2 zeigt im Verhältnis zum Referenzreifensatz über alle Runden einen erhöhten mittleren Lenkradwinkel $\overline{\delta}_L$. In der Runde 3 wird ein deutlich erhöhter maximaler Schwimmwinkel $\beta_{95\%}$ erreicht. Dieses erklärt zum einen die ausgewiesene Unter- wie auch Übersteuertendenz. Darüber hinaus fällt auf, dass dieser Reifensatz in jeder der vier Runden die höchste Anzahl an Gegenlenkmanövern n_G des Versuchsprogrammes aufweist.

Reifensatz 4 erreicht in den Manöverkennwerten einen leicht höheren mittleren Lenkradwinkel $\overline{\delta}_L$ sowie einen geringeren maximalen Schwimmwinkel $\beta_{95\%}$ als der Referenzreifensatz. In Kombination mit der leicht niedrigeren maximalen Querschleunigung $a_{Y,95\%}$ erklärt dieses die ausgewiesene leichte Untersteuertendenz. Dem gegenüber zeigt Reifensatz 3 in jeder Runde den niedrigsten mittleren Lenkradwinkel $\overline{\delta}_L$ und das geringste maximale Schwimmwinkelniveau $\beta_{95\%}$. Dieses erklärt die gute subjektiv beurteilte Balance.

Die Betrachtung der Achsseitenkraftcharakteristik der vier Reifensätze zeigt unterschiedliche Charakteristika aller vier Reifensätze (vgl. Bild 4). Reifensatz 3 baut an der Vorder- und Hinterachse die höchsten maximalen Achsseitenkräfte $F_{Y\max}$ des Versuchsprogrammes auf. Dieses geht einher mit hohen Achsschräglaufsteifigkeiten $c_{\alpha i}$ an beiden Achsen. An der Vorderachse wird die Kennlinie bis leicht unterhalb der maximalen Achsseitenkraft $F_{YV\max}$ befahren, an der Hinterachse wird die maximale Achsseitenkraft $F_{YH\max}$ nicht erreicht. Das hohe maximale Querschleunigungsniveau sowie die leicht untersteuernde gute Balance lassen sich durch diese Kennlinien nachvollziehen. Der Referenzreifensatz zeigt eine ähnliche Charakteristik an beiden Achsen, jedoch auf einem niedrigeren Niveau der maximalen Achsseitenkräfte $F_{Y\max}$. Dieses bestätigt die ebenfalls gute Balance auf niedrigerem

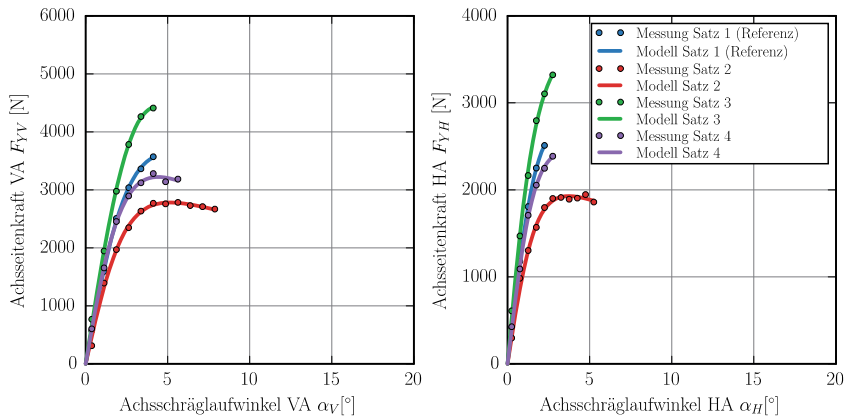


Bild 4: Klassierte Messdaten aus Eishandlingfahrten der Subjektivbewertung und identifizierte Magic Formula Achsseitenkraftcharakteristika der Vorderachse (links) sowie der Hinterachse (rechts) von verschiedenen Reifenspezifikationen.

Querbeschleunigungsniveau. Reifensatz 4 erreicht an der Vorder- und Hinterachse ein leicht niedrigeres Niveau in den erreichten Achsseitenkräften. Zudem werden an der Vorderachse vergleichsweise größere Schräglaufwinkel α_V angefahren, wobei das Maximum F_{YVmax} der Achsseitenkraft-Kennlinie an der Vorderachse überschritten wird. Dieses erklärt die leicht untersteuernde Balance sowie die im Vergleich zum Referenzreifensatz geringere maximale Querbeschleunigung $a_{Y,95\%}$. Reifensatz 2 zeigt das geringste maximale Achsseitenkraftniveau an beiden Fahrzeugachsen. Sowohl an der Vorder- als auch an der Hinterachse wird das Kraftschlussmaximum F_{Yimax} im Fahrversuch erreicht. Dabei treten an beiden Achsen deutlich höhere Achsschräglaufwinkel $\alpha_{i95\%}$ auf. Dieses erklärt das sowohl unter- wie auch übersteuernd wahrgenommene Fahrverhalten.

Abschließend bleibt festzustellen, dass der Lenkradwinkelbedarf lediglich beim Reifensatz 2 gegenüber dem Referenzreifenniveau abgewertet wird. Diese Variante zeigt durch die höchsten mittleren Lenkradwinkel $\overline{\delta_L}$ sowie die höchste Anzahl an detektierten Gegenlenkmanövern n_G den höchsten Lenkaufwand im Fahrversuch. Reifensatz 3 mit den geringsten mittleren Lenkradwinkeln $\overline{\delta_L}$ sowie der geringsten Anzahl an detektierten Gegenlenkmanövern n_G , erreicht dementsprechend auch die beste Benotung bezüglich des Lenkradwinkelbedarfs.

4. Anwendung bei Nasshandlingversuchen

Tabelle 2: Ausschnitt aus der Subjektivbewertung des Nasshandlingversuches:

	Reifensatz 1	Reifensatz 2	Reifensatz 3	Reifensatz 4
Querdynamischer Gesamteindruck	7.0	3.5	3.0	4.0
Lenkradwinkelbedarf	6.5	4.0	4.0	5.0
Balance	7.0	4.0	4.2	6.0
Bemerkung	gutes Referenz-niveau	Extremes Untersteuern	Extremes Übersteuern	Neutral, schiebt über alle vier Räder

Der zweite Anwendungsfall des Objektivierungsansatzes findet am Beispiel eines Nasshandlingversuches statt. Die Versuchsdurchführung erfolgt auf dem Nasshandlingkurs des Continental Versuchsgeländes Contidrom. Als Versuchsfahrzeug wird ebenfalls ein frontgetriebenes Fahrzeug verwendet. Der Referenzreifensatz wird in der Subjektivbewertung in allen Kriterien der Nasshandlingbewertung auf einem guten Niveau eingestuft (vgl. Tabelle 2). Im querdynamischen Gesamteindruck wird der Referenzreifen subjektiv auf einem guten Niveau bewertet. Demgegenüber werden alle Versuchsreifensätze mit drei Noten deutlich abgewertet. Analog zum Eishandlingversuch, lässt sich auch bei den Manöverkennwerten der maximalen Querbeschleunigung $a_{y,95\%}$ ein signifikanter Unterschied zwischen dem Referenzreifensatz und den Versuchsreifensätzen beobachten (vgl. Bild 5). Der Referenzreifensatz liegt in diesem Kennwert deutlich über den Versuchsreifensätzen, was zum Subjektivurteil „Querdynamischer Gesamteindruck“ passt.

In der Subjektivbewertung des Kriteriums „Balance“ zeigen sich deutliche Unterschiede im Versuchsprogramm. Der Referenzreifensatz wird fahrsicher und leicht untersteuernd auf dem Versuchsfahrzeug bewertet. Reifensatz 2 zeigt ein deutliches Untersteuerverhalten, während bei Reifensatz 3 eine extreme Übersteuerneigung ausgewiesen wird. Dem Reifensatz 4 wird subjektiv eine neutrale Balance attestiert. Der Subjektivbewerter merkt an, dass sich das Fahrverhalten so anfühlt, als ob das Fahrzeug über alle vier Räder „schiebt“.

Bei der Betrachtung der Manöverkennwerte des mittleren Lenkradwinkels $\overline{\delta}_L$ und des maximalen Schwimmwinkels $\beta_{95\%}$ lässt sich die subjektiv empfundene Balance quantifizieren. Im Vergleich zum Referenzreifensatz zeigt Reifensatz 2 über alle Runden einen deutlich erhöhten mittleren Lenkradwinkel $\overline{\delta}_L$. Gleichzeitig befindet sich der maximale Schwimmwinkel auf einem vergleichbaren Niveau bezüglich des Referenzreifensatzes. Gegenlenkmanöver

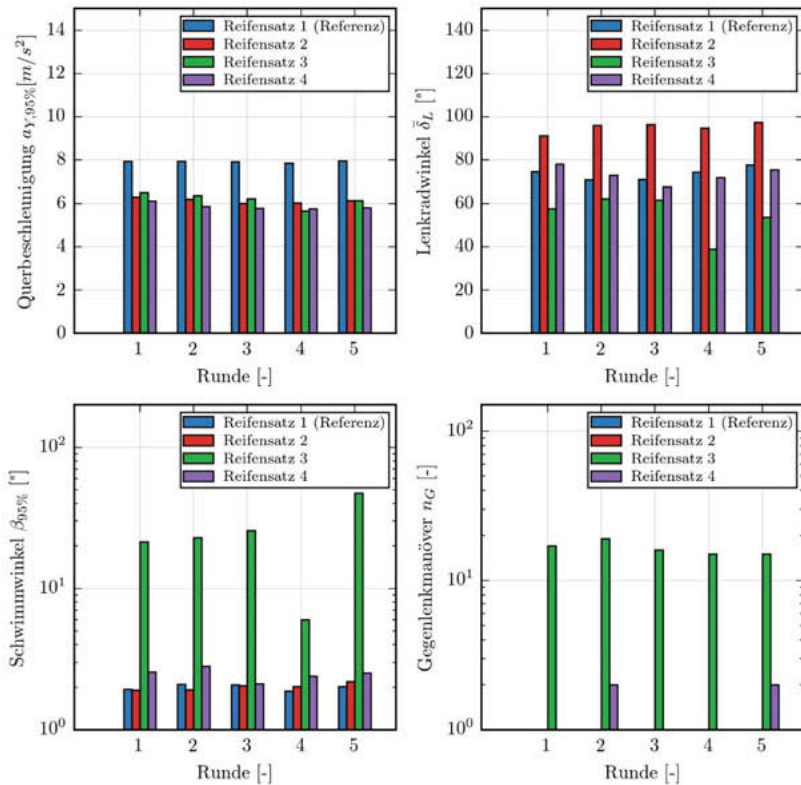


Bild 5: Rundenspezifische Kennwertbetrachtung anhand von aufgezeichneten Messdaten während der Nasshandlingbewertung der Subjektivbewertung.

werden im gesamten Versuch nicht detektiert. Dieses bestätigt den untersteuernden Fahreindruck des Subjektivbewerter. Mit Reifensatz 3 treten deutlich andere Fahreigenschaften auf. Der gemessene mittlere Lenkradwinkel $\bar{\delta}_L$ liegt auf einem niedrigeren Niveau als beim Referenzreifensatz und zeigt die geringsten Werte in diesem Versuchsprogramm. Beim maximalen Schwimmwinkel $\beta_{95\%}$ werden um eine Zehnerpotenz größere Wertebereiche erreicht. Zudem werden in jeder Runde mehr als 15 Gegenlenkmanöver detektiert. Das extrem übersteuernde Fahrverhalten kann in den objektiven Kennwerten eindeutig nachvollzogen werden. Reifensatz 4 weist im Kennwert des

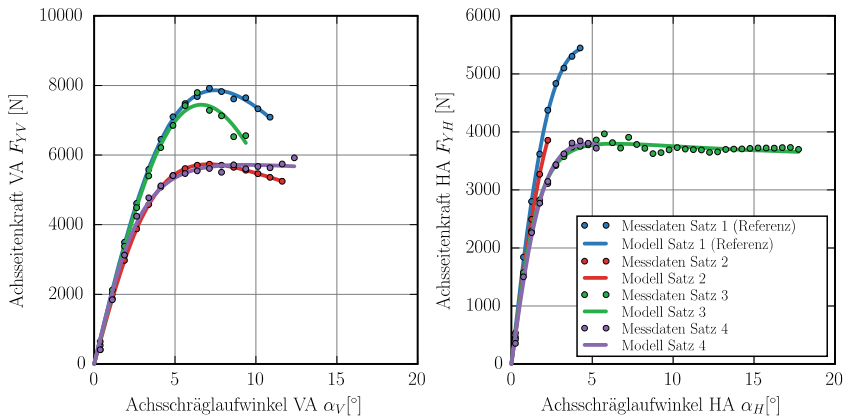


Bild 6: Klassierte Messdaten aus Nasshandlingfahrten der Subjektivbewertung und identifizierte Magic Formula Achsseitenkraftcharakteristika der Vorderachse (links) sowie der Hinterachse (rechts) von verschiedenen Reifenspezifikationen

mittleren Lenkradwinkels $\overline{\delta_L}$ ein mit dem Referenzreifensatz vergleichbares Niveau auf. Beim gemessenen maximalen Schwimmwinkel $\beta_{95\%}$ werden größere Schwimmwinkel als beim Referenzreifensatz oder Reifensatz 2 erreicht. Das Niveau des Reifensatzes 3 wird jedoch deutlich unterschritten. Die neutral empfundene Balance in Kombination mit dem Fahreindruck des „Schiebens über alle vier Räder“ lässt sich durch den um 24% erhöhten maximalen Schwimmwinkel $\beta_{95\%}$ bei vergleichbarem mittleren Lenkradwinkelbedarf $\overline{\delta_L}$ zum Referenzreifensatz erklären.

Bei der Betrachtung der Achsseitenkraftcharakteristik fällt auf den ersten Blick das hohe Achsseitenkraftniveau des Referenzreifensatzes an beiden Fahrzeugachsen auf (vgl. Bild 6). Dabei werden an der Vorderachse große Schräglaufwinkel α_V angefahren und das Kraftschlussmaximum F_{YVmax} bis zum degressiven Teil der Kennlinie durchschritten. Die Hinterachse weist ebenfalls die höchsten im Fahrversuch erreichten Achsseitenkräfte F_{YH} auf. Die Schräglaufwinkel an der Hinterachse bleiben unterhalb von $\alpha_H = 5^\circ$ und das Kraftschlussmaximum wird nicht erreicht. Im Vergleich dazu zeigt Reifensatz 3 an der Vorderachse eine ähnliche Charakteristik mit ähnlicher Achsschräglaufsteifigkeit und leicht niedrigeren maximalen Achsseitenkräften F_{YVmax} . Bei diesem Reifensatz werden die niedrigsten maximalen Achsschräglaufwinkel $\alpha_{V95\%}$ des Versuchsprogrammes aufgebaut. An der Hinterachse ergibt sich eine dazu diametral anmutende Charakteristik. Dort werden mit

Abstand die höchsten Achsschräglaufwinkel α_H im gesamten Versuchsprogramm angefahren. Diese liegen ca. um den Faktor 4 höher als beim Referenzreifensatz. Das Kraftschlussmaximum an der Hinterachse wird dabei erreicht. Dieses liegt in der Interaktion der Vorder- und Hinterachsseitenkraftcharakteristik am Fahrzeug begründet. Der vom Fahrer durch den Lenkradwinkel δ_L aufgebaute Achsschräglaufwinkel α_V an der Vorderachse erzeugt bei Reifensatz 3 ein hohes Achsseitenkraftniveau F_{YV} . Ein quasistationärer Fahrzustand bei der Kurvenfahrt setzt für ein Kräftegleichgewicht an beiden Achsen ein ausreichendes Niveau der maximalen Achsseitenkräfte F_{YHmax} an der Hinterachse voraus. Bis zum Erreichen dieses Zustandes erhöht sich der Achsschräglaufwinkel α_H an der Hinterachse. Dieses spiegelt die subjektiv empfundene Übersteuertendenz wider. Der Fahrzustand ist nur durch gezieltes Gegenlenken zu stabilisieren, was den Bezug zu den Manöverkennwerten von Reifensatz 3 herstellt (vgl. Bild 5).

Reifensatz 4 zeigt an der Hinterachse eine ähnliche Achsseitenkraftcharakteristik wie Reifensatz 3. Die Achsseitenkraft F_{YH} an der Hinterachse nähert sich ihrem Maximalwert. Allerdings werden mit $\alpha_H = 5^\circ$ deutlich geringere Achsschräglaufwinkel an der Hinterachse als bei Reifensatz 3 aufgebaut. Eine Betrachtung der Charakteristik der Vorderachse zeigt, dass Reifensatz 4 ein deutlich niedrigeres maximales Achsseitenkraftniveau als Reifensatz 3 aufweist. Dieses begrenzt die maximalen Achsschräglaufwinkel α_H an der Hinterachse und sorgt für ein neutral empfundenes Fahrverhalten (vgl. Tabelle 2). Zuletzt wird die Achsseitenkraftcharakteristik des Reifensatzes 2 betrachtet. An der Vorderachse zeigt dieser Reifensatz bei kleinen Achsschräglaufwinkeln α_V eine zum Reifensatz 4 vergleichbare Charakteristik. Nach Erreichen des Achsseitenkraftmaximums F_{YVmax} stellt sich ein leicht degressiver Kurvenverlauf ein. Es werden maximale Achsschräglaufwinkel $\alpha_{V95\%}$ im Bereich des Referenzreifensatzes angefahren. An der Hinterachse deutet sich im Vergleich zu Reifensatz 3 und 4 ein höheres Niveau der maximalen Achsseitenkraft F_{YHmax} an. Dieses wird aufgrund des niedrigen Seitenkraftmaximums an der Vorderachse nicht erreicht. Es werden daher im Vergleich zum Referenzreifensatz deutlich niedrigere maximale Achsschräglaufwinkel $\alpha_{H95\%}$ an der Hinterachse aufgebaut. Dieses erklärt den hohen mittleren Lenkradwinkel $\bar{\delta}_L$ der Manöverkennwerte sowie die in der Subjektivbewertung empfundene starke Untersteuertendenz (vgl. Bild 5 und Tabelle 2).

5. Anwendung bei Trockenhandlingversuchen

Abschließend wird die Anwendung der Methodik beim Trockenhandling betrachtet. Bei dem Versuchsfahrzeug handelt es sich um ein hinterachsgetriebenes Fahrzeug. Durchgeführt werden die Versuche auf dem Trockenhandlingkurs eines externen Prüfgeländes.

Tabelle 3: Ausschnitt aus der Subjektivbewertung des Trockenhandlingversuches:

	Reifensatz 1	Reifensatz 2	Reifensatz 3
Querdynamischer Gesamteindruck	8.0	7.0	7.5
Lenkradwinkelbedarf	7.5	5.0	6.5
Untersteuer-Tendenz	7.0	5.5	7.5
Hinterachsstabilität	8.0	8.0	6.5
Bemerkung	Vorwiegend untersteuernd, selten übersteuernd, gleichmäßige Änderung an der Vorder- und Hinterachse	Zu große Lenkradwinkel, deutliche Untersteuernneigung, kaum Änderungen in der Balance	In der ersten Runde recht neutral; danach verliert die Hinterachse an Stabilität (Übersteuernneigung)

Im Vergleich zu den vorherigen Limithandlingversuchen auf Eis und Nässe, findet beim Trockenhandling durch die hohen Längs- und Seitenkräfte ein erhöhter Energieeintrag im Reifen statt. Die Reifencharakteristik erfährt hierdurch eine Konditionierung, die sich in Änderungen der Fahreigenschaften äußern.

In der Subjektivbewertung wird daher bei diesem Versuch zusätzlich die Veränderung des Fahrverhaltens über die vier Runden bewertet. Um dieses zu berücksichtigen, findet analog zur Auswertung der Manöverkennwerte die Identifikation der Achsseitenkräfte rundenweise statt. Bei der Beurteilung des querdynamischen Gesamteindrucks befinden sich die Reifensätze auf einem hohen Niveau (vgl. Tabelle 3). In der Subjektivbewertung wird der Referenzreifensatz am stärksten bewertet, gefolgt von Reifensatz 3 und Reifensatz 2. Dieses Ranking findet sich in den Manöverkennwerten des 95%-Perzentils der Querbeschleunigung $a_{y,95\%}$ in der ersten Runde wieder (vgl. Bild 7). Danach reduzieren sich die Werte aller Reifensätze, wobei Reifensatz 3 etwas höhere Werte als Reifensatz 2 und der Referenzreifensatz erreicht. Bei der Betrachtung der Balance wird Reifensatz 1 von Anfang an als leicht untersteuernd beschrieben. Nur selten tritt eine Übersteuertendenz auf. Dieses Verhalten ändert sich über die Anzahl der Runden nicht. Reifensatz 2 wird hingegen mit einer deutlichen Untersteuertendenz bewertet. Der subjektiv empfundene Lenkradwinkelbedarf ist zu hoch. Dieses stimmt mit dem gemessenen mittleren Lenkradwinkel $\overline{\delta_L}$ überein, welcher bei

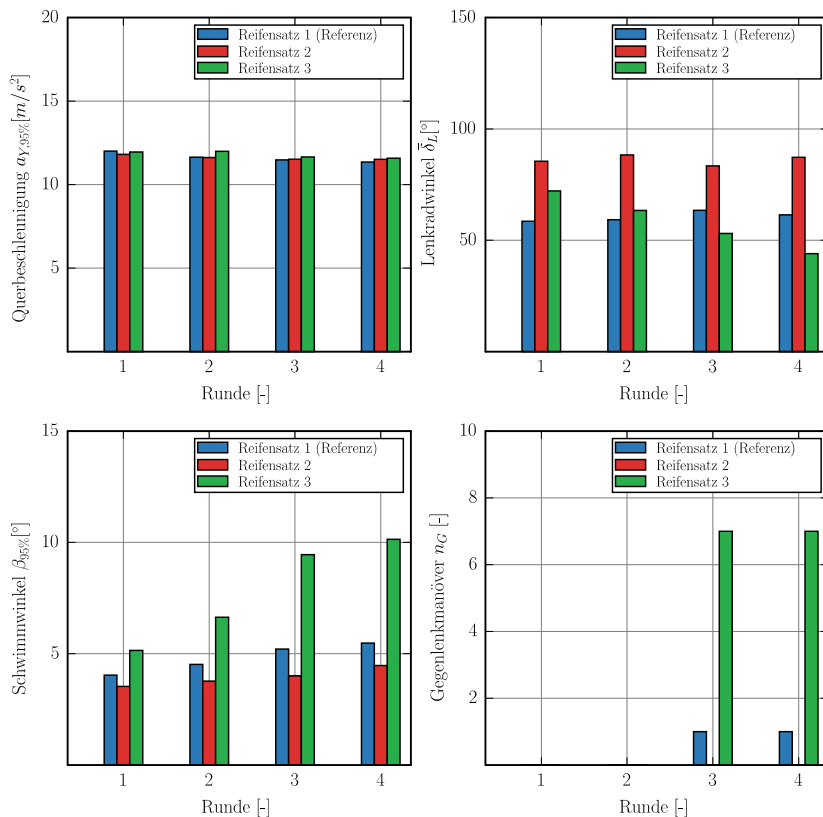


Bild 7: Rundenspezifische Manöverkennwerte anhand von aufgezeichneten Messdaten während der Trockenhandlingbewertung in der Subjektivbewertung.

Reifensatz 2 in allen Runden die höchsten Werte aufweist. Zudem empfindet der Subjektivbewerter über die Versuchsdauer kaum eine Änderung in der Balance. Reifensatz 3 wird in der ersten Runde ein recht neutrales Fahrverhalten attestiert. Danach setzt zunehmend übersteuerndes Fahrverhalten ein, was sich von Runde zu Runde subjektiv gefühlt steigert. Das Niveau des 95% Perzentils des Schwimmwinkels beträgt schon in der ersten Runde mit $\beta_{95\%} = 5,2^\circ$ einen Wert, den die anderen zwei Reifenvarianten erst in der vierten Runde erreichen. Die Kombination aus leicht erhöhtem mittleren Lenkradwinkel und der Neigung zu größeren Schwimmwinkeln, wird in der ersten Runde vom Subjektivbewerter als neutrales

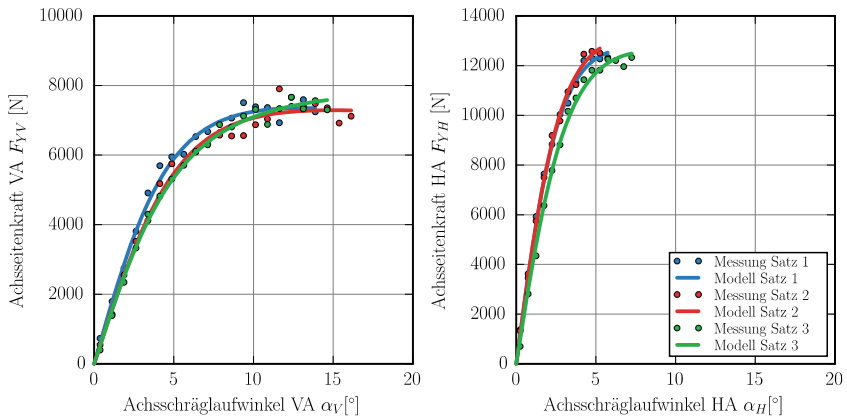


Bild 8: Klassierte Messdaten der ersten Runde von Trockenhandlingfahrten der Subjektivbewertung und identifizierte Magic Formula Achsseitenkraftcharakteristika der Vorderachse (links) sowie der Hinterachse (rechts) von verschiedenen Reifenspezifikationen

Fahrverhalten bewertet. Das 95%-Perzentil des Schwimmwinkels steigert sich innerhalb der Rundstreckenfahrt auf einen Wert von $\beta_{95\%} = 10,1^\circ$, welches damit in etwa auf einem doppelt so hohen Niveau wie bei den anderen beiden Reifensätzen liegt. Gleichzeitig nimmt der mittlere Lenkradwinkel $\bar{\delta}_L$ deutlich von Runde zu Runde ab. An der Anzahl der detektierten Gegenlenkmanöver n_G zeigt sich, dass Reifensatz 3 in der dritten und vierten Runde jeweils sieben Gegenlenkmanöver aufweist. Der Referenzreifensatz benötigt in diesen beiden Runden jeweils ein Gegenlenkmanöver, beim untersteuernden Reifensatz 2 werden während des gesamten Versuchs keine Gegenlenkmanöver detektiert. Das bestätigt die vom Subjektivbewerter ab der zweiten Runde wahrgenommene, zunehmende Übersteuertendenz im Fahrverhalten des Reifensatzes 3.

Abschließend werden die identifizierten Achsseitenkraftcharakteristika betrachtet. Zunächst soll eine Beurteilung der Charakteristika auf Grundlage der Messdaten der ersten Trockenhandlingrunde erfolgen (vgl. Bild 8). Dabei zeigt der Referenzreifensatz an der Vorder- und Hinterachse ein hohes Achsschräglaufsteigkeitsniveau $c_{\alpha i}$. An der Vorderachse wird das Kraftschlussmaximum von allen drei Reifenvarianten erreicht. Die Achsschräglaufsteigkeitsniveaus der Vorderachse $c_{\alpha v}$ der Reifensätze zwei und drei zeigen ein niedrigeres Niveau als der Referenzreifensatz. An der Hinterachse weisen der Referenzsatz und Reifensatz 2 eine sehr

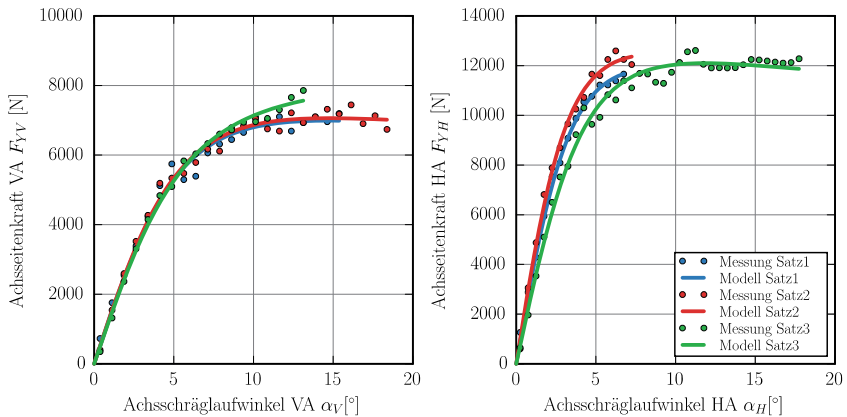


Bild 9: Klassierte Messdaten aus der vierten Runde bei Trockenhandlingfahrten der Subjektivbewertung und identifizierte Magic Formula Achsseitenkraftcharakteristik der Vorderachse (links) sowie der Hinterachse (rechts) von verschiedenen Reifenspezifikationen

ähnliche Charakteristik auf. Beide verfügen über eine hohe Achsschräglaufsteifigkeit $c_{\alpha H}$ und erreichen das Kräftechlussmaximum nicht. Im Gegensatz dazu verfügt Reifensatz 3 von der ersten Runde an über ein niedrigeres Achsschräglaufsteifigkeitsniveau $c_{\alpha H}$ an der Hinterachse. Diese Charakteristik steht im Einklang mit den Manöverkennwerten und der Subjektivbewertung. Zur Runde vier ändern sich die Achsseitenkraftcharakteristika aller Reifensätze (vgl. Bild 9). Vorder- und insbesondere die Hinterachse verlieren an Achsschräglaufsteifigkeiten $c_{\alpha i}$. Zusätzlich kann beim Referenzreifensatz und dem Reifensatz 2 eine Abnahme der maximalen Achsseitenkraft F_{YVmax} an der Vorderachse festgestellt werden. Infolge des Kräftegleichgewichts bei der Kurvenfahrt werden somit auch die maximalen Achsseitenkräfte F_{YHmax} an der Hinterachse abgeschwächt. Die Folge ist, dass sich die maximalen Achsschräglaufwinkel an der Hinterachse $\alpha_{H95\%}$ nur leicht gegenüber der Runde 1 erhöhen. Dem erhöhten Schräglaufwinkelbedarf - infolge der durch die Erwärmung reduzierten Achsschräglaufsteifigkeit - kann so entgegengewirkt werden. Beim Reifensatz 3 bleibt das Niveau der maximalen Achsseitenkraft F_{YVmax} an der Vorderachse so hoch wie in der ersten Runde. Zusätzlich zur fallenden Achsschräglaufsteifigkeit $c_{\alpha H}$ an der Hinterachse sinkt auch die maximale Achsseitenkraft F_{YHmax} an der Hinterachse im Vergleich zur ersten

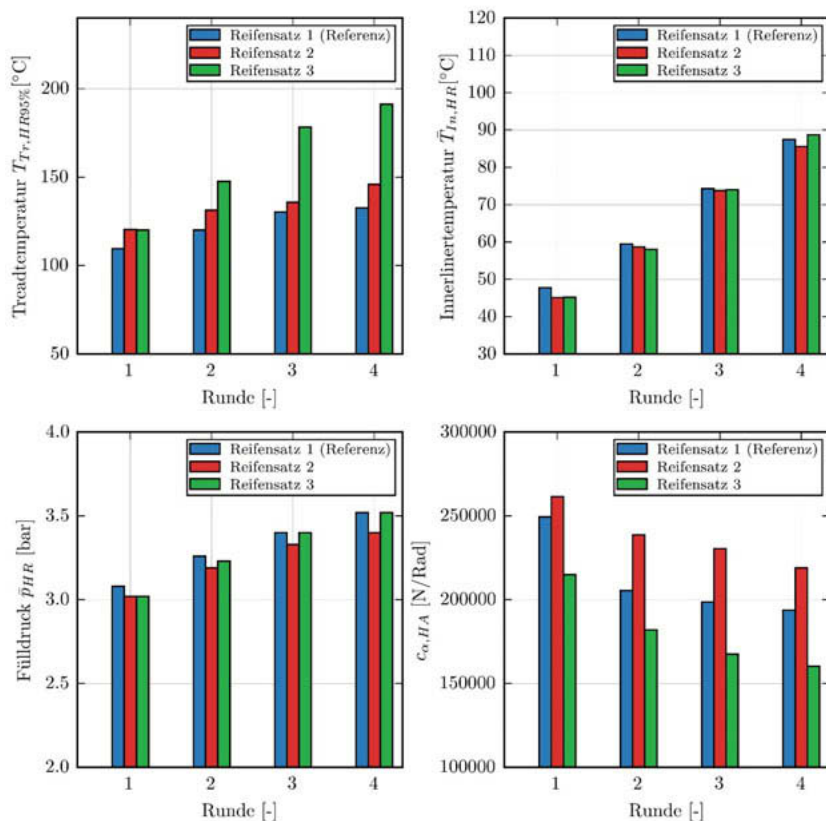


Bild 10: Gemessene maximale Treadtemperatur (oben links), gemessene mittlere Innerlinertemperatur (oben rechts), gemessener Fülldruck (unten links) jeweils an der Radposition hinten rechts sowie identifizierte Achsschräglaufsteifigkeit der Hinterachse (unten rechts) beim Trockenhandlingversuch der Subjektivbewertung.

Runde. Die Folge sind deutlich höhere maximale Achsschräglaufwinkel $\alpha_{H95\%}$ an der Hinterachse, die nur durch eine Reduktion der Seitenkräfte F_{YV} an der Vorderachse vermieden werden können. Der Subjektivbewerter erreicht dieses, indem er die Schräglaufwinkleingabe α_V an der Vorderachse durch eine Reduktion des Lenkradwinkels δ_L verringert. Dieses zeigt sich bei der Betrachtung der mittleren Lenkradwinkel $\bar{\delta}_L$ des Reifensatzes 3. Abschließend soll noch auf die Konditionierung der Reifeneigenschaften während der Trockenhandlingprozedur

eingegangen werden (vgl. Bild 10). Durch die hohen Längs- und Seitenführungskräfte, welche während der Trockenhandlingprozedur entstehen, erfolgen hohe Energieeinträge in den Reifen. Der laterale Anteil an diesen Energieeinträgen wird durch den vergleichsweise hohen Anteil an Kurvenfahrten an der Kraftschlussgrenze mit hohen Fahrgeschwindigkeiten auf diesem Rundkurs begünstigt. Die beobachteten Effekte dieser Konditionierung sind exemplarisch anhand von Temperatur- und Fülldruckmessungen an der Radposition hinten rechts während der Trockenhandlingprozedur dargestellt.

Die Reifen erfahren im Footprint eine hohe Oberflächentemperatur, die in Abhängigkeit vom Fahrzustand ihren Wert ändert. Ihr Maximalwert in jeder Runde kann durch den Kennwert $T_{TR,HR95\%}$ abgeschätzt werden. In der ersten Runde wird bei den drei Reifensätzen eine vergleichbare maximale Oberflächentemperatur von ungefähr $T_{TR,HR95\%} = 115^{\circ}\text{C}$ erreicht. Durch Konduktion entsteht dabei ein Wärmestrom in das Reifeninnere, welcher einen Anstieg des Temperaturniveaus im Reifen bewirkt. Eine Kenngröße für das Temperaturniveau im Reifeninneren stellt die an der Reifeninnenseele gemessene mittlere Temperatur $\overline{T_{IN}}$ je gefahrener Runde dar. In der ersten Runde werden bei allen Reifensätzen vergleichbare Werte von $\overline{T_{IN,HR}} = 46^{\circ}\text{C}$ gemessen. Die Erwärmung im Versuch bewirkt einen Anstieg des Fülldrucks p_l sowie eine Änderung der Elastizitäten der Festigkeitsträger im Reifen. Der in der ersten Runde gemessene mittlere Fülldruck an der Radposition hinten rechts liegt bei allen Reifensätzen bei ungefähr $\overline{p_{l,HR}} = 3,0$ bar. Das entspricht einem Fülldruckanstieg von $\Delta p_{HR} = 0,4$ bar im Vergleich zum in der Montagehalle eingestellten Fülldruck.

Im Verlauf der Trockenhandlingprozedur kann in jeder gefahrenen Runde eine Zunahme der maximalen Oberflächentemperatur $T_{TR,HR95\%}$ beobachtet werden. Dabei zeigt der Referenzreifensatz in jeder Runde ein leicht geringeres Temperaturniveau als Reifensatz 2. Am Reifensatz 3 wird ab der zweiten Runde ein signifikant höheres Temperaturniveau als an den zwei anderen Versuchsreifensätzen gemessen. In der letzten Runde zeigt der Referenzreifensatz eine maximale Oberflächentemperatur von $T_{TR,HR95\%} = 133^{\circ}\text{C}$, der Reifensatz 3 von $T_{TR,HR95\%} = 191^{\circ}\text{C}$. Die an der Innenseele gemessene mittlere Temperatur steigt von $\overline{T_{IN,HR}} = 46^{\circ}\text{C}$ in der ersten Runde auf $\overline{T_{IN,HR}} = 87^{\circ}\text{C}$ in der vierten Runde an, ohne dass signifikante Unterschiede zwischen den Reifensätzen beobachtet werden können. Ebenfalls tritt ein Anstieg des mittleren Fülldrucks von $\overline{p_{l,HR}} = 3,0$ bar in der ersten Runde auf einen Wert von $\overline{p_{l,HR}} = 3,5$ bar in Runde 4 auf. Dabei sind leicht niedrigere Fülldrücke beim Reifensatz 2 zu beobachten, welche allerdings nicht dem Reifenverhalten zugeschrieben werden. Diese Messergebnisse lassen den Schluss zu, dass die höheren maximalen Schräglaufwinkel $\alpha_{H95\%}$ an der Hinterachse zu einem deutlichen Anstieg der maximalen

Oberflächentemperatur $T_{\text{TR,HR95\%}}$ im Footprint führen. Eine daraus resultierende stärkere Erwärmung an der Reifeninnenseite $\overline{T_{\text{IN,HR}}}$ oder ein signifikanter mittlerer Fülldruckanstieg $\overline{p_{\text{I,HR}}}$ können nicht beobachtet werden.

Abschließend wird als ein Indikator für die Einflüsse der Konditionierung auf die Reifencharakteristik die mithilfe des Einspurmodells rundenweise identifizierte Achsschräglaufsteifigkeit $c_{\alpha,\text{HA}}$ an der Hinterachse betrachtet. Alle Reifensätze zeigen mit zunehmendem Temperatur- und Fülldruckanstieg über die Runden einen deutlichen Abfall in der Achsschräglaufsteifigkeit $c_{\alpha,\text{HA}}$. Der untersteuernde Reifensatz 2 weist in jeder Runde die höchste Achsschräglaufsteifigkeit $c_{\alpha,\text{HA}}$ an der Hinterachse auf, welche leicht über dem Niveau des Referenzreifensatzes liegt. Die mit Abstand geringste Achsschräglaufsteifigkeit $c_{\alpha,\text{HA}}$ an der Hinterachse zeigt in allen Runden der im Fahrverhalten übersteuernde Reifensatz 3. Hier liegt das identifizierte Niveau schon in der ersten Runde unterhalb des Niveaus von Reifensatz 2 in der vierten Runde. Tendenziell ist zu beobachten, dass der Reifensatz 2 nicht nur das höchste Achsschräglaufsteifigkeitsniveau $c_{\alpha,\text{HA}}$ an der Hinterachse aufweist, sondern im Vergleich über die Runden den geringsten relativen Abfall in der Achsschräglaufsteifigkeit $c_{\alpha,\text{HA}}$ der drei Reifensätze zeigt.

6. Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Artikel wurde ein Objektivierungsansatz zur Bewertung von Limithandlingfahrten zur zielgerichteten Reifenentwicklung vorgestellt. Dabei werden die in der Subjektivbewertung etablierten Limithandlingfahrten messtechnisch begleitet. Die Ergebnisse der Subjektivbewertung werden durch rundenweise Manöverkennwerte aus den Fahrzeugbewegungsgrößen und identifizierten Achsseitenkraftcharakteristika mit Modellkennwerten ergänzt. Somit kann zum einen das subjektiv empfundene Fahrverhalten quantifiziert und zum anderen eine für das Targetsetting im Reifenentwicklungsprozess hilfreiche Achsseitenkraftcharakteristik gewonnen werden.

Bei der Anwendung des Objektivierungsansatzes beim Eis-, Nass und Trockenhandling mit verschiedenen Versuchsfahrzeugen (und unterschiedlichen Antriebskonzepten) sowie drei verschiedenen Subjektivbewertern, zeigt sich versuchsübergreifend eine hohe Übereinstimmung des Subjektivurteils mit den ermittelten Manöverkennwerten. So kann der querdynamische Gesamteindruck beim Eis- und Nasshandling eindeutig mit dem 95%-Perzentilwert der Querschleunigung $a_{Y,95\%}$ in Zusammenhang gebracht werden. Beim Trockenhandling kann eine Übereinstimmung nur in der ersten Runde beobachtet werden. Eine in der Subjektivbewertung ausgewiesene Untersteuertendenz wird durch einen im

Vergleich zum Referenzreifensatz erhöhten mittleren Lenkradwinkel $\overline{\delta}_L$ oder ein deutlich niedrigeres maximales Querbeschleunigungsniveau $a_{Y,95\%}$ bei vergleichbaren mittleren Lenkradwinkeln indiziert. Eine Übersteuerneigung wird versuchsübergreifend bei einem im Vergleich zum Referenzreifensatz geringeren mittleren Lenkradwinkelniveau $\overline{\delta}_L$ beobachtet. Zusätzlich tritt versuchsübergreifend ein erhöhtes Niveau des 95% Perzentils des Schwimmwinkels $\beta_{95\%}$ auf. Ist dieses Verhalten stark ausgeprägt, so lässt sich eine schwache Hinterachsstabilität auch am Korrekturaufwand des Fahrers feststellen. Die Anzahl der detektierten Gegenlenkmanöver n_G je Runde stellt hierfür einen robusten Indikator dar. Die vorgestellte Methodik findet bei der Continental Reifen Deutschland GmbH Anwendung im Reifenentwicklungsprozess und hat sich dabei in verschiedenen Versuchsprogrammen als nützliches Werkzeug erwiesen.

Bisher beschränkt sich die Auswertemethodik auf die Beschreibung querdynamischer Charakteristika. Eine Möglichkeit der Weiterentwicklung bildet die Integration längsdynamischer Charakteristika sowie die Betrachtung von Combined-Slip Zuständen.

7. Abkürzungsverzeichnis

$\alpha_{V/H}$: Achsschräglaufwinkel Vorder-/Hinterachse
$\alpha_{i95\%}$: 95 % Perzentil des Achsschräglaufwinkels
a_Y	: Querbeschleunigung
$a_{Y,95\%}$: 95% Perzentilwert der Querbeschleunigung
β	: Schwimmwinkel
$\beta_{95\%}$: 95% Perzentilwert des Schwimmwinkels
$c_{\alpha V/H}$: Achsschräglaufsteifigkeit an der Vorder-/Hinterachse
δ_L	: Lenkradwinkel
$\overline{\delta}_L$: arithemischer Mittelwert des Lenkradwinkels
$\delta_{L,thres}$: Schwellwert des Lenkradwinkels zur Gegenlenkdetektion
δ_V	: Radeinschlagwinkel an der Vorderachse
$F_{YV/H}$: Achsseitenkraft Vorder-/Hinterachse
$F_{YV/Hmax}$: Maximale Achsseitenkraft an der Vorder-/Hinterachse
i_L	: Lenkübersetzung
J_{ZZ}	: Gierträgheitsmoment des Fahrzeugs
$l_{V/H}$: Längsabstand des Schwerpunkts zur Vorder-/Hinterachse
m	: Fahrzeugmasse
M_L	: Lenkmoment
μ_i	: Achskraftschlussbeiwert mit der Fahrbahnoberfläche
n_G	: Anzahl an detektierten Gegenlenkmanövern
p_I	: Reifenfülldruck
$\overline{p}_{I,HR}$: mittlerer Reifenfülldruck an der Radposition hinten rechts
Δp	: Differenz des Reifenfülldrucks
Φ	: Wankwinkel
Ψ	: Giergeschwindigkeit
$\ddot{\Psi}$: Gierbeschleunigung
$\overline{T}_{In,HR}$: mittlere Temperatur des Reifeninnerliners hinten rechts
$T_{TR,HR95\%}$: 95% Perzentil der Reifenoberflächentemperatur hinten rechts
v_X	: Fahrzeuglängsgeschwindigkeit
v	: ebene Fahrzeuggeschwindigkeit

8. Literaturverzeichnis

- [1] Ash, H.A.S.: Correlation of Subjective and Objective Handling of Vehicle Behaviour, University of Leeds, Leeds, 2002
- [2] Chen, D.C.: Subjective and Objective Handling Behaviour, University of Leeds, Leeds, 1997.
- [3] Gutjahr, D.: Objektive Bewertung querdynamischer Reifeneigenschaften im Gesamtfahrzeugversuch, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Fahrzeugsystemtechnik, Karlsruhe 2014.
- [4] Harrer, M.: Characterisation of Steering Feel, University of Bath, Department of Mechanical Engineering, Bath, 2007.
- [5] Heiing, B., Ersoy, M.: Fahrwerkhandbuch, 4. Auflage, Springer Vieweg Verlag, 2013
- [6] Huneke, M.: Fahrverhaltensbewertung mit anwendungsspezifischen Fahrdynamikmodellen, Technische Universitt Braunschweig, Institut fr Fahrzeugtechnik, Braunschweig 2010.
- [7] King, R.; Crolla, D.A.; Ash, H.A.S.: Identification of Subjective-Objective Vehicle Handling Links Using Neural Networks for the Foresight Vehicle, SAE paper 2002-01-1126, Detroit, 2002.
- [8] Kobetz, C.: Modellbasierte Fahrdynamikanalyse durch ein an Fahrmanvern parameteridentifiziertes querdynamisches Simulationsmodell, Technische Universitt Wien, Institut fr Mechanik, Wien, 2003.
- [9] Kollreider, D.: Identifikation der Reifeneigenschaften als Grundlage zur Fahrdynamikbewertung, TU Graz, Fakultt fr Maschinenbau und Wirtschaftsingenieurwesen, Graz, 2009.
- [10] Koegeler, H-M.; Schick, B.; Ecker, J.: Continuous development of steering feel using objective and model-based methods, 7th International Munich Chassis Symposium 2016, Mnchen, 2016.
- [11] Mimuro, T.; Ohsaki, M.; Yasunaga, H.; Satoh, K.: Four Parameter Evaluation Method of Lateral Transient Response, SAE Technical Paper 901734, 1990.

- [12] Mitschke, M.; Wallentowitz, H.: Dynamik der Kraftfahrzeuge., 5. Auflage, Springer Verlag, 2014.
- [13] Schimmel, C.: Entwicklung eines fahrerbarsierten Werkzeugs zur Objektivierung subjektiver Fahreindrücke, Technische Universität München, Institut für Maschinen- und Fahrzeugwesen, München, 2010.

Virtual tire pre-development using the CDTire model suite

A feasibility study using the CDTire model suite paving the road towards virtual tire development

Rutger Uil M.Sc., Dr. **Frank Petry**, Goodyear SA, Colmar-Berg;
Dr. **Manfred Bäcker**, Dipl.-Ing. Dipl.-Math. **Axel Gallrein**,
Francesco Calabrese M.Sc.,
ITWM Fraunhofer Gesellschaft, Kaiserslautern

Kurzfassung

Obwohl es in der jüngeren Vergangenheit große Fortschritte im Bereich der Technologie von Fahrzeugsimulationen gegeben hat, werden immer noch viele Labor- und Fahrzeugtests von Reifen durchgeführt, um Simulationsstudien zur Neuentwicklung von Reifen zu validieren. Bekanntermaßen gehen diese Testaktivitäten mit einem hohen Zeit- und Kostenaufwand einher. Ein wichtiger Grund für die Durchführung dieser aufwendigen Reifen-charakterisierungsprogramme liegt in dem Umstand, dass die meisten Reifenmodelle, die sich für Fahrzeugmodell-Simulationen eignen (z.B. MF-Tyre, TMeasy), nach wie vor Messungen an realen Reifen zur Parametrierung erfordern. Ein potentieller Vorteil aus der Verwendung physikalischer, oder weitgehend physikalischer Reifenmodelle ergibt sich deshalb aus deren Eigenschaft, Modellparameter mit definierter physikalischer Bedeutung zu verwenden. Diese sollten es ermöglichen den benötigten Aufwand an Tests und Parameterisierungsschritten systematisch zu minimieren. Gleichzeitig erlauben diese physikalisch motivierten Modellparameter eine Modifikation der intrinsischen Reifeneigenschaften zur gezielten Abtastung des Entwicklungsspielraums. Es wurde bereits gezeigt, dass der Zusammenhang zwischen nicht-physikalischen oder rein empirischen Modellparametern und der Reifenperformance, also die Modellvorhersageleistungsfähigkeit, häufig nicht so einfach wie gewünscht herzustellen war [1].

In diesem Beitrag wird eine Methode präsentiert, wie die CDTire Modellfamilie erfolgreich zur virtuellen Untersuchung des Designraums im Rahmen einer Reifenvorentwicklung verwendet werden kann. CDTire/3D ist ein Reifenmodell, das aus mechanischen und physikalischen Elementen (z.B. Karkasse, Gürtel, Bandage/Overlay, Lauffläche, etc.) mit einer vordefinierten räumlichen Auflösung besteht. In dem beschriebenen Projekt wurde ein Referenzreifenmodell mit Messungen an einem Reifen validiert. Es wird gezeigt, dass bei systematischer Änderung der strukturellen Elemente eine typische Erfassung des Entwicklungsraums erzielt werden kann. Wird dieser Prozess in den Bereich der Fahrzeugentwicklung übertragen, ist es

möglich Gesamtfahrzeugsimulationen mit den virtuell erzeugten Reifenmodellen durchzuführen und zu analysieren, wie sich diese Reifenmodelle auf die Fahrleistungen auswirken. Abschließend werden die Reifenmodelle dieser Studie in Echtzeitmodelle transformiert, um eine driver-in-the-loop Bewertung auf einem Fahrsimulator zu ermöglichen. Als Ergebnis dieser Echtzeitmodell-Untersuchungen entstanden subjektive Reifen/Fahrzeugsbewertungen von professionellen Testfahrern, die mit den Erwartungen aus objektiv ermittelten Fahrleistungen verglichen wurden.

Abstract

Although tire and vehicle simulation technologies have made significant progress over the last decade, still a lot of physical tire testing on test rigs and vehicles is involved to validate these simulations. This process is time consuming and requires a large investment. One reason for these extensive tire characterization programs lies in the fact that most tire models (e.g. MF-Tyre, TMeasy) suitable for full vehicle simulation require physical tires for model parametrization. A potential benefit in using semi-physical or physical tire models arises from their principle capability to systematically minimize the required test and parameterization effort due to the defined mechanical meaning of model parameters. At the same time, these models allow a modification of the intrinsic tire properties for virtual tire design space exploration. It has been shown in the past that the link between non-physical or pure empirical tire model parameters and tire performance characteristics, and especially their model prediction capability, is sometimes not as easily established as desired [1].

In this paper, a method is presented which successfully demonstrates how the CDTire tire model family is utilized to virtually explore the design space for tire pre-development. CDTire/3D is a physical tire model created from actual tire mechanical and physical elements (e.g. carcass, belt, overlay, tread, etc.) using a predefined geometrical resolution. In this project, a reference model is validated using measurements from a single physical tire. It is shown that by systematic changes of the mechanical elements, a typical virtual tire design space exploration can be achieved.

Extending this process into the vehicle simulation domain, it is possible to run full vehicle simulations with these virtually created tire models and to analyze how these virtual tire models are affecting the vehicle performance. Finally, these tire models are transformed into the real-time simulation domain to perform driver-in-the-loop evaluations using a driving simulator. As a result from these real-time model assessments, subjective tire/vehicle evaluations of professional test drivers are received and compared with objective performance expectations.

1. Introduction

Currently the automotive industry is undergoing a drastic change, not only related to the development processes and introduction of electric vehicles and ADAS functionalities in general, but also more specific in a sense that already many automotive companies are changing their organizations and business model towards technology companies. From recent market research investigations [2] the following industry trends can be identified, namely:

- Autonomous drive
- Car sharing
- Increased connectivity
- Electrical drivetrain

These trends are partly the reason why automotive companies need to change their organizations and adjust their business models towards new processes and requirements to be ready for the industry 4.0. Key elements in the industry 4.0 are Big Data, Artificial intelligence, Internet of things, Robots, Autonomous process and Virtual reality.

In the frame of these industry changes, the classical development approach in vehicle and tire development involves a lot of physical testing with test vehicles on proving grounds around the world. Therefore, a change is required.

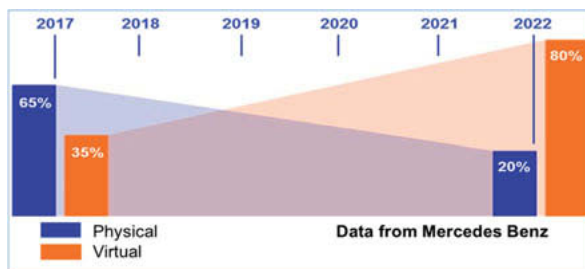


Fig. 1: Forecast of reduction of physical testing and utilization of real prototypes [2].

As a response to these ongoing changes in the automotive industry, Goodyear as a global tire manufacturer, adopts to this changing environment to stay a technology leader within the industry. In this scope, leveraging big data, artificial intelligence and virtual reality is creating new opportunities with respect to virtual tire development and virtual submission process.

Goodyear has access to data, not only from the tire design, but also from tire manufacturing and tire testing. With recent developments in artificial intelligence and machine learning approaches, new possibilities are arising combining all these different sources of data for the

development of machine learning algorithms to better understand and define the intercorrelations between tire design and manufacturing processes as well as between material and tire properties.

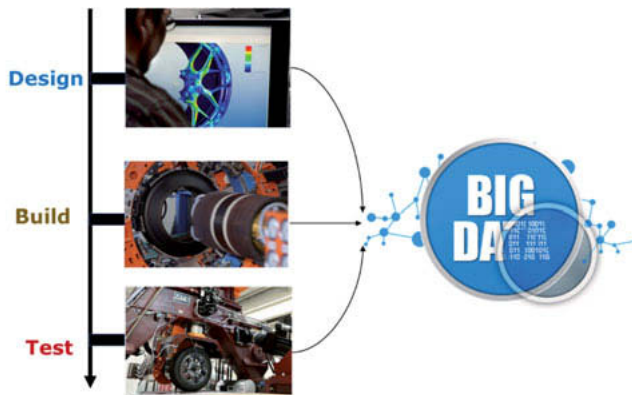


Fig. 2: Big data and machine learning models are offering new opportunities to link historical data.

2. Virtual tire development approach

With the changing industry and push for more and more virtual development and validation, companies need to adapt and react to these changes, which requires a more efficient development approach to fulfill these requirements from customers. In this aspect, exploring the capability of artificial intelligence and big data is allowing us to utilize our knowledge and data gathered from our processes in the past and linking them to advanced simulation tools to establish a virtual development process. In Fig. 3 the simplistic process and utilization of different tools is presented, which gives an insight in the data flow starting from big data analytics to define the initial design space, which flows into advanced modeling techniques to derive virtual models (e.g. CDTire model). Finally, the design space can be narrowed down with more advanced models (e.g. FE) to define the fine-tuned virtual candidate before the actual manufacturing of a physical prototype starts.

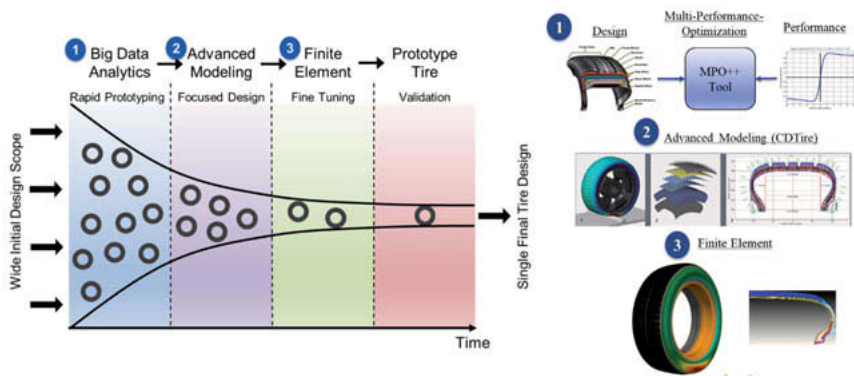


Fig. 3: Example of a virtual tire design process using advanced modeling tools.

Historically a new tire development usually starts based on the comparison between a reference specification and the new physical prototypes. To define the gap between the reference and these physical prototypes a lot of testing, both in the laboratories as well as on test vehicles, is required. With the process shown above, the goal is to utilize big data and machine learning models to ‘measure’ the gap between historical (reference tire) data and the new design requirements without additional physical testing. In the next step, the first virtual candidates can be realized using advanced tire models that provide mechanically meaningful intrinsic tire properties. As previously discussed by Selig et. al [3] there is currently no single tire model existing that can serve all intended users, the wide variation of use cases and/or predict all tire performance areas.

In the scope of this feasibility study, it was decided to use the tire model suite of ITWM Fraunhofer Institute, known as the CDTire tire model [4]. The most complex model available in this suite, namely the CDTire/3D model, has the capability that intrinsic tire properties can be modelled and physical properties can be parameterized, like overlay material, belt material, ply line, rubber properties, etc. The CDTire/3D model has been used to setup a virtual experiment where various tire model variants have been defined and parameterized. The second part of this feasibility study was focused on understanding the tire model sensitivity to specific changes and their impact on full vehicle performance. Generally, this can either be investigated by so called offline vehicle simulations or with virtual assessment by professional test drivers in a full dynamic driving simulator environment. To be able to utilize the tire model in the real-time simulation domain on a driving simulator, the real-time capable tire model CDTire/Realtime was used. The real-time capable model can be derived directly from the

CDTire/3D model environment. This has the great advantage that the physical tire model properties are maintained and the real-time model is capable to accurately describe the frequency content up to 100Hz. Utilizing the CDTire/Realtime model in a driving simulator environment has advantages over well-known empirical tire models (i.e. MF-tyre [5], TMeasy [6]) because the higher frequency content is transmitted through the tire and the steering wheel, which provides more feedback for the driver. Additionally, the physical characteristic of the tire is changing with rolling speed and the presence of a multi-point road contact shows advantages when using this tire model for driving simulator applications.

In Fig. 4 the virtual tire/vehicle development process is visualized, where the virtual prototyping is performed using the CDTire model suite. Here, the validation step of confirming the performance of the virtual prototype tire with respect to the customer requirements is realized using a driver-in-the-loop evaluation on a dynamic driving simulator. In this feasibility study the driving simulator technology of VI-grade GmbH (Driver-in-Motion) was used [7] to confirm the sensitivities of the tire models and their impact on the full vehicle characteristics.

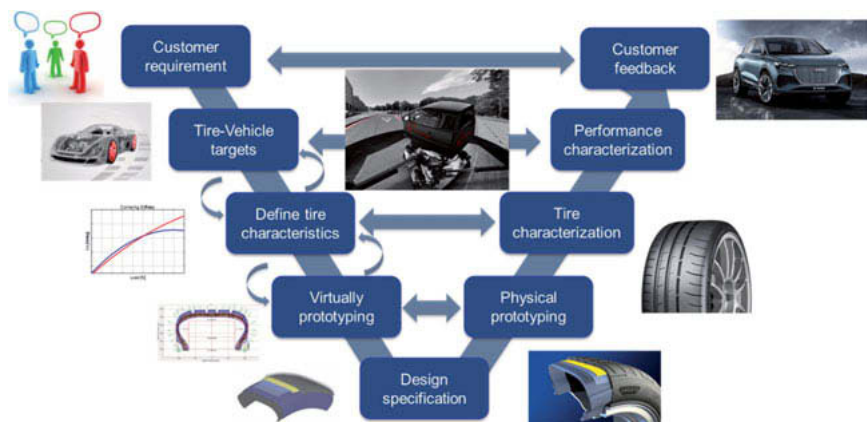


Fig. 4: Virtual tire development process adding virtual driver-in-the-loop evaluation on a Driver-in-Motion simulator.

3. CDTire model suite introduction

As described in the previous paragraph, during the second phase of the virtual tire design process, the CDTire model family is used to come up with a dedicated proposal for a tire setup. Due to an inherent performance advantage over Finite Element (FE) models, CDTire is used to exploit the design space more efficiently, with the in-house Finite Element models being

used for fine tuning and finalizing the proposed setup. In the overall process, two models out of the CDTire model family are being used:

- CDTire/3D
- CDTire/Realtime

In the following section, these models will be introduced.

CDTire/3D

The model

Fraunhofer ITWM has developed the structural tire model CDTire/3D [8,9,10] used in the vehicle industry for comfort, durability and advanced handling scenarios. This model is based on a spatial finite difference (FD) formulation of the tire modeled as a shell. The functional layers of a tire (like a cap ply (when necessary), belt plies and carcass/body plies) are accumulated into the shell properties during tire initialization, but are accessible through their respective material parameters in the parameter file. The modelling of each cord-reinforced layer includes a non-linear part in the elastic component of the material description due to different behavior under compression and tension regimes. The geometric formulation of the material behavior allows for very large deformations. The dissipative parts of the material description combine viscous-elastic and inner friction behavior. The tread is modelled by a brush-type contact formulation, allowing for local stick-slip effects. Fig. 5 sketches the principle functional components of this structural MBD tire model:

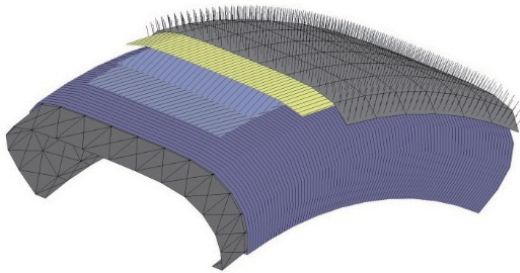


Fig. 5: Functional layers of tire in CDTire

The model features a strict separation between material and geometric properties with the inflation pressure applied correctly onto the inner liner surface of the tire. The model is set up with the help of a Construction Assistant.

The Construction Assistant

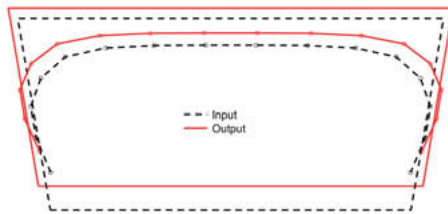


Fig. 7: Tire morphing principle

In Fig. 7, the trapezes are made up of the nominal size parameters and show the effect on the shell mid-plane geometry of the base and morphed model.

CDTire/Realtime

With CDTire/Realtime, the belt is modelled as a flexible beam, the structural properties of the different belt layers (a cap ply (when necessary), steel cords) are accumulated into global bending and strain properties (stiffness, damping). The sidewall is modelled as an analytical membrane and thus reduces to a non-linear foundation acting between rim and belt. The contact simulation is based on a brush type contact formulation, allowing for local stick-slip behavior in different parts of the contact area(s). Locally, the model for one bristle is exactly the same as in the CDTire/3D model.

The offline version of this tire model has been used for many years in comfort and durability applications [11]. During the last few years, the model has been improved and qualified also for advanced handling applications, resulting in handling capabilities very close to those of CDTire/3D. However, the real-time model does not have the same prediction capabilities in terms of pressure changes or tire/rim resizing as the mother model CDTire/3D.

Dedicated implicit integration scheme

For the hard real-time applications on a driving simulator, a dedicated implicit “Newmark” type solver has been developed and implemented. As usual for an implicit scheme, an inverse Jacobian is used as a projector in a Newton method to solve an implicit equation. The Jacobian usually is built relative to a coordinate system which is common for all mass-points (states). The biggest computational effort in such a scheme is spent in the generation of the Jacobian and in the linear algebra related to solving the inverse linear problem at every iteration. To avoid this, Fraunhofer ITWM implemented a dedicated method to setup the projector for the Newton iteration which is very closely adapted to the physics of our equation. The main step

is the formulation of the projector in mass-point local coordinate frames based on the tangential and normal space of the belt. Relative to these local coordinate frames, the linearized force/displacement relations can be mostly decoupled into 3 direction related matrices, which accelerates a single projection step in the Newton iteration immensely.

Integration of CDTire/Realtime into VI-CarRealTime for usage on driving simulator

Contrary to expectations, the integration of CDTire into VI-CarRealTime is implemented as an embedded co-simulation scheme, which is the standard way MBS-tools are interfacing with third party tire models in the offline simulation context (see STI-Interface). In this scheme, the solver of the vehicle model is waiting for the tire model when requesting the tire forces for an updated kinematic rim state. The advantage of this concept is that there is no time delay in data exchange between the solver of the vehicle model and the solver of the tire model. This fact leads to a higher stability, which is proven by years in offline simulation. Another advantage is that there is no difference between offline and online mode from a software and GUI point of view. The disadvantage is that the sum of CPU time the vehicle model is using and the CPU time the tire model is using for the 4 tire instances has to be under real-time conditions. The computation of the 4 tire instances can be parallelized on 4 cores but as a rule of thumb the real-time factor of the pure vehicle model (without tires) plus the real-time factor of the tire model has to be under 1. This is possible with CDTire/Realtime in combination with VI-Car-RealTime.

An alternative would be to use a complete decoupled co-simulation scheme with time delay. In this concept, the requirement on vehicle model and tire model is more relaxed. Both have to be under real-time separately and not the sum. But on the other side, this would lead to much less stability and to a more complicated software and system handling.

How to derive a CDTire/Realtime model from a CDTire/3D model

The workflow of a typical simulator session can be shortly described as follows: After the selection of the best virtual CDTire/3D prototypes (based on offline simulation assessments), CDTire/Realtime models of the selected virtual prototypes have to be derived. With these real-time models, the simulator session can be started. During this session, the driver gives his feedback by rating the subjective KPIs. The driver can also request for tire improvements. To realize these improvements, the tire engineer has to modify the virtual CDTire/3D model in terms of changes in material properties or base construction. After checking these modifications offline, the new virtual CDTire/3D variant has to be "translated" in a representative CDTire/Realtime model. The driver then has to re-assess the new tire variant on the simulator.

This iteration loop continues until the driver is satisfied and the KPIs targets are reached. To make this process feasible, one single iteration in the loop should not take more time than approximately 2 hours. One of the most crucial points to reach this 2 hour target for one iteration is the (semi)-automatic derivation of the CDTire/Realtime model out of the modified CDTire/3D model. Fig. 8 sketches the process.

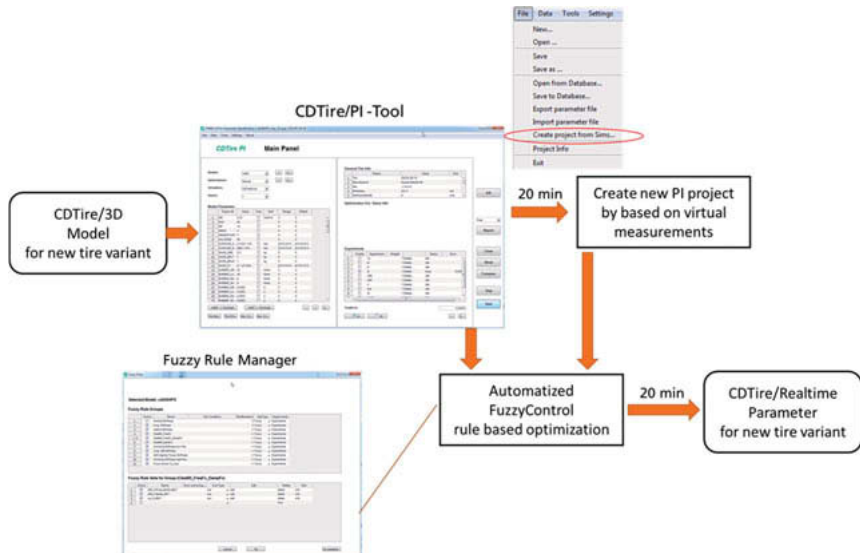


Fig. 8: Process to derive a CDTire/Realtime model based on a modified CDTire/3D.

Using the modified CDTire/3D model, virtual measurements are being produced, using essentially the same setup and specification taken to parametrize CDTire/Realtime from physical measurements. With these virtual measurements, a standard PI process is started. As the initial parameter set, the status before the modification will be used. The automatic update process is based on a set of Fuzzy Control rules, mimicking expert/experience based sensitivity decisions. These Fuzzy Control rules are comprised of groups representing different key quantities of the tire like vertical stiffness, lateral stiffness, typical frequencies, etc. These groups are organized in a stack and will be processed one after the other. If only one specific quantity of the tire is affected by the modification rule, groups can be switched of or deactivated in the stack.

Baseline tire

For the feasibility study a Dunlop SportMaxx RT2 tire has been selected for the model creation and virtual exploration of important tire characteristics.

In the following, some selected comparisons are shown between the model parameterization of the CDTire/3D model and the measurement data. Fig. 9 shows the lateral force versus the slip angle for different preloads. Fig. 10 shows the resulting cornering stiffness versus vertical load.

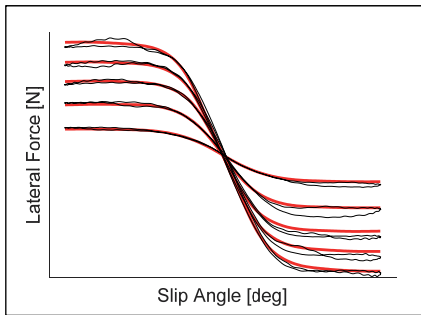


Fig. 9: Lateral force vs slip angle

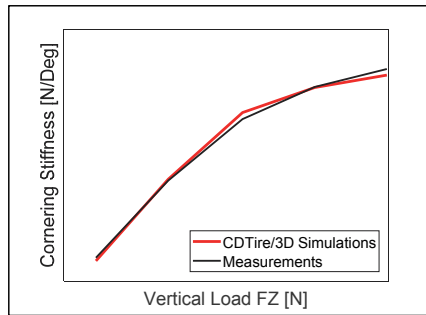


Fig. 10: Cornering stiffness vs load

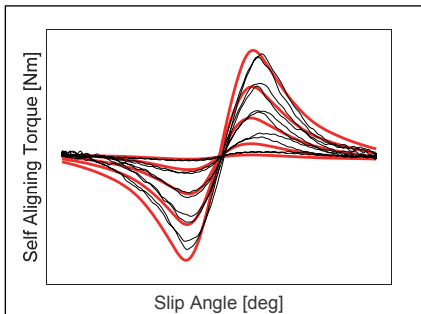


Fig. 11: Aligning torque vs slip angle

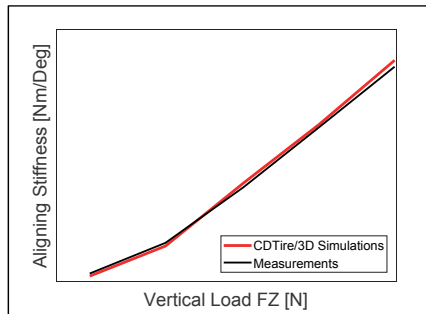


Fig. 12: Aligning stiffness vs load

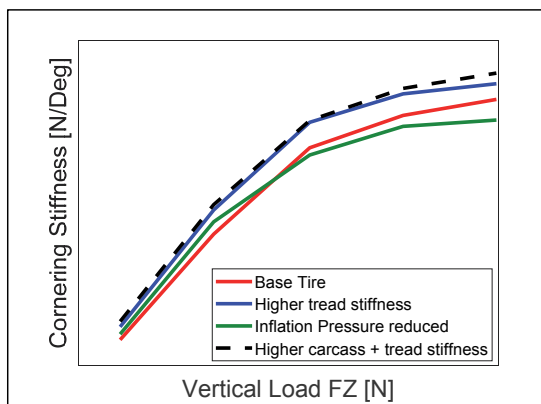
In Fig. 11, the comparison of the aligning moment versus slip angle for several preloads is shown and in Fig. 12, the aligning stiffness versus vertical load is compared to measurement data. The CDTire/3D model is representing the aligning moment of the measurement correctly.

Due to the intrinsic asymmetric tire design the peak aligning moment is nicely captured in amplitude but with a slight offset for the positive slip angle conditions. For the aligning stiffness versus load characteristic, the model representation matches very well with the measurement result.

4. Virtual tire model experiment with CDTire

For the virtual experiment on the driving simulator several tire models have been derived from the one presented in the previous chapter. The following tire model list summarizes the variations based on the initial CDTire/3D parametrization putting specific focus on the impact of tire stiffness and grip:

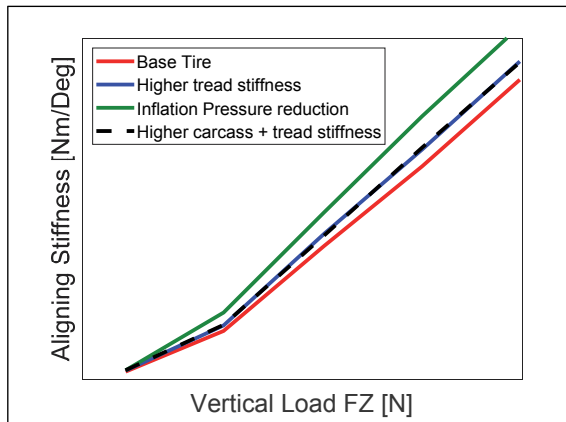
- Baseline: nominal inflation 2.3 bar
- Var B: Inflation Fr / Rr – 2.3 / 2.1 bar
- Var C: Inflation Fr / Rr – 2.1 / 2.3 bar
- Var D: Increased carcass stiffness and tread stiffness front axle
- Var E: Mix fitment – Fr: baseline / Rr: wider and larger size
- Var F: Reduced grip front axle
- Var G: Increased tread stiffness rear axle



In Fig. 13 the overview of the cornering stiffness versus load characteristics for some of the virtual tire model configurations is given. The result of the tire model prediction is in line with our engineering judgement and expected impact on the cornering stiffness characteristic.

Fig. 13: Cornering stiffness characteristic – virtual tire model configurations

The higher tread stiffness clearly increases the overall cornering stiffness level. The inflation reduction increases the cornering stiffness at low pre-load, but a reduction of cornering stiffness at higher pre-load is observed. The intention of the carcass stiffness increase together with the tread stiffness is mainly to have an overall lower relaxation length and higher response gain. This configuration shows an increase in cornering stiffness for increased pre-load conditions.



Similar for the aligning stiffness characteristic (see Fig. 14). The model prediction is in line with our engineering judgement and expectation for the aligning stiffness change. The reduced inflation pressure clearly increases the aligning stiffness due to enlarged footprint length and increased pneumatic trail.

Fig. 14: Aligning stiffness characteristic – virtual tire model configuration

The increased tread stiffness shows an increase in aligning stiffness, which is expected as this model variant will build up more lateral force and therefore also results in an increase in aligning moment.

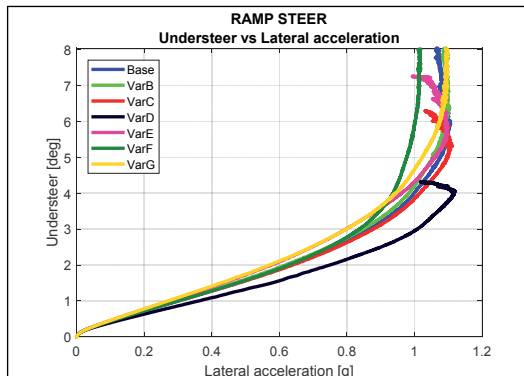
For the driving simulator experiment these virtual tire model configurations have been transformed in CDTire/Realtime model parameterization according to the process described in chapter 3.

To have a better representation of how the virtual tire configurations are impacting the overall vehicle behavior, offline simulations with the real-time derived models have been performed from which standard objective vehicle indicators can be derived. For this purpose, two well-known objective handling maneuvers have been used to confirm the simulation, namely:

- Slow ramp steer (100kph vehicle speed)
- Sine sweep steer (100kph vehicle speed)

In Fig. 15 the understeer versus lateral acceleration is shown. From this result the different understeering characteristics of the virtual tire configurations can be observed. The tire configurations Var E (wider and larger rear axle tire) and Var G (increased rear tire tread stiffness) are showing the highest understeer levels.

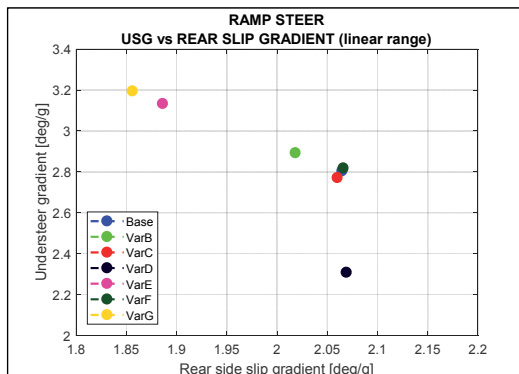
The group of tire configuration containing of Base, Var B, Var C and Var F are all showing



similar understeer level in the linear range. However, towards higher levels of lateral acceleration differences in the understeer gradient can be observed. The tire configuration Var F (reduced grip front axle) shows clear lower level of maximum lateral acceleration that is reached during the slow ramp maneuver.

Fig. 15: Understeer versus lateral acceleration during slow ramp steer.

The tire configuration Var D with increased front tire carcass and tread stiffness, clearly shows a reduced level of understeer compared to the other tire configurations and towards higher levels of lateral acceleration an oversteering tendency can be observed.



In Fig. 16 the result from the understeer gradient versus rear-slip gradient from the slow ramp steer simulation is shown. Here clearly the differentiation between the tire configurations can be seen. The configurations with reduced understeer tendency also clearly show an increased rear side slip gradient and reduced stability.

Fig. 16: Understeer gradient vs rear side slip gradient in the linear range

The second offline simulation performed is the steering frequency response test. In Fig. 17 the frequency response of lateral acceleration over steering wheel angle is shown.

The tire configuration Var D (increased front carcass/tread stiffness) shows an increase in lateral acceleration gain over steering wheel angle, which is in-line with the expectation. From the vehicle time delay response, this tire configuration does not show a smaller time delay. For the tire configurations Var E (rear tire wider and larger) and Var G (increased rear tread stiffness) are showing the smallest time delay response, which shows that the time delay is mainly driven by the cornering stiffness of the rear axle.

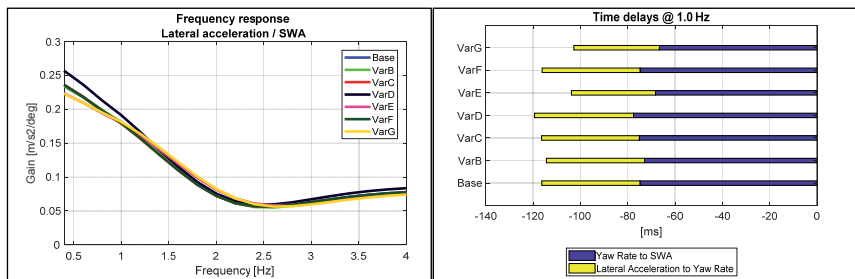


Fig. 17: Frequency response and time delay from sine sweep test

The tire model characterization results presented in this paragraph and the outcome of the vehicle simulation show that the intended tire model modifications are in-line with the expected influence on the overall vehicle behavior. From this analysis it can be concluded that the tire properties modified and predicted by the CDTire model environment are showing the expected changes and resulting tire response in the tire model output.

5. Driver-in-the-loop simulator session

As final step in this feasibility study a test session at the full dynamic driving simulator at VI-grade facility in Udine was performed. Purpose of this session was to understand to which end the CDTire model suite is capable to support virtual tire pre-development. The goal of this test session was dedicated to reveal if professional test drivers can detect and rate vehicle performance subjectively when different tire model configurations are assessed in the driving simulator environment. More specifically, the intention of this study was to determine if the subjective driver evaluation is in-line with the expected objective and known impact of the vehicle response. The driving simulator system (DiM150) which is installed at VI-grade facility in Italy, is a 9DOF motion-based platform which provides accurate feedback to the driver up to 50Hz frequency bandwidth. The longitudinal and lateral travel of the tripod system is 1.5m for the

DiM150 simulator [5]. For the test session on the driving simulator, the CDTire/Realtime tire model was directly integrated in the VI-CarRealTime simulation environment of VI-grade.



Fig. 18: DiM150 dynamic driving simulator from VI-grade [5]

The test session was performed with two professional test drivers, of which one of the drivers had previous experience on a driving simulator. The drivers were asked to evaluate the different tire configurations blind and to assess the differences between the tire configurations during specific steering maneuvers and track driving condition. For this feasibility study it was decided to use the Virtual Track of the Hockenheim GP circuit, as it turned out that this track was suitable to evaluate and rank different tire configurations. In the next part, results will be presented from the driving simulator session.

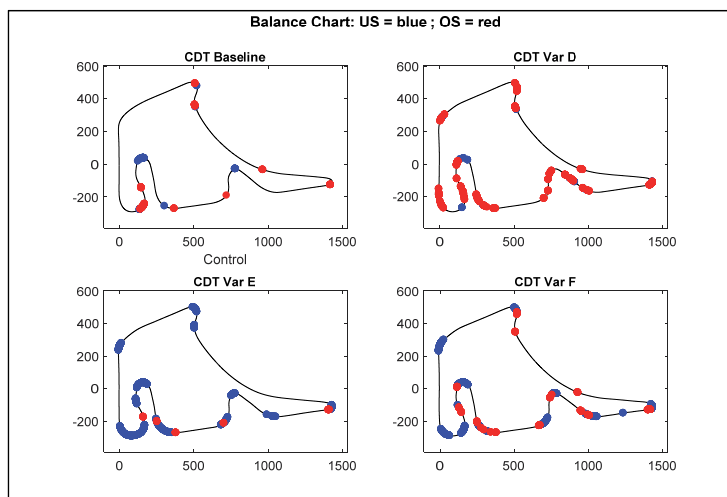


Fig. 19: Balance chart of Driver A at Hockenheim GP track,
US= understeer (blue) OS= oversteer (red).

In Fig. 19 the so-called balance charts are shown for a selection of the tire variants as explained in chapter 4. These graphs are showing the tire construction modifications and the impact on the overall vehicle behavior. The variants E and F are showing at several corners a more obvious understeer tendency, which is in-line with the observed vehicle behavior in Fig. 15. If the subjective ratings are considered (In Fig. 20 the ratings from Driver A are shown), the overall perception of the vehicle behavior is in-line with the applied modifications in the tire models and the respective feedback on the driving simulator. Var E clearly shows more stability and better vehicle response in power-on and off-throttle oversteer situations. The rating for the understeer perception is lower compared to the Baseline and Var D, which can be linked to objective data shown in Fig. 15, which shows higher understeer level for Var E. As well overall grip during braking and cornering is higher for Var E. Var D with the increased carcass cornering stiffness shows subjectively less understeer tendency, but most of the other subjective items show lower ratings compared to the baseline as a result of lower stability and less controllability.

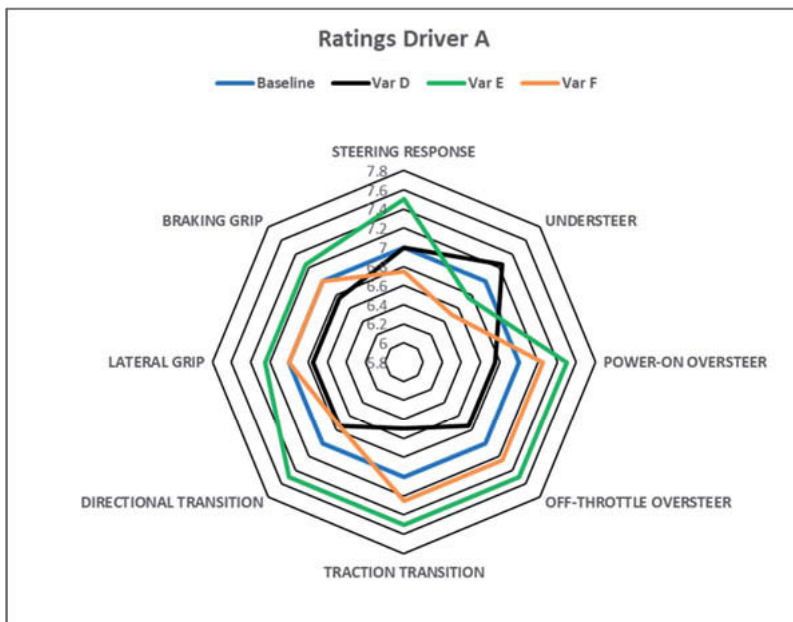


Fig. 20: Subjective ratings of Driver A for a selection of the tire model variants

In Fig. 21 the balance charts of the two tire variants with a different inflation pressure setup for the front and rear axle are shown. A clear difference in the vehicle behavior during closed loop driving can be observed. The variant B (reduced inflation on the rear axle), clearly shows more understeer tendency and this is in-line with our expectation that the reduced inflation pressure generates higher cornering stiffness and increased footprint area and as a result more rear axle stability.

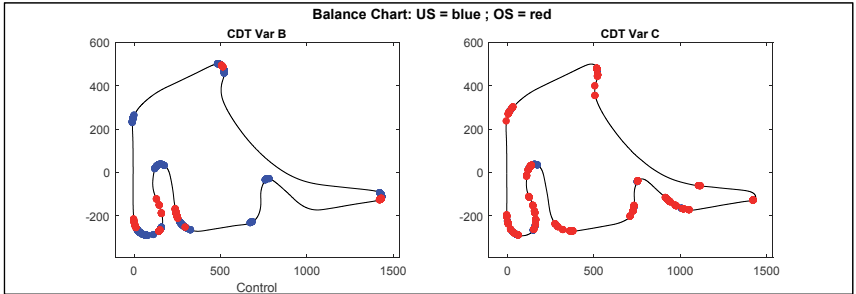


Fig. 21: Balance chart of inflation pressure variants at Hockenheim GP track

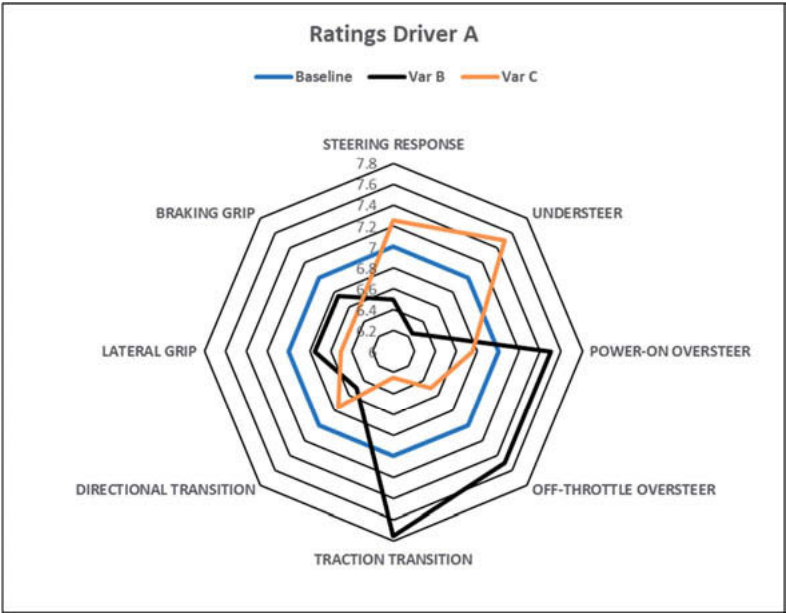


Fig. 22: Subjective ratings from Driver A for inflation pressure variants

In Fig. 22 the subjective ratings from Driver A are reviewed. The effect of the inflation pressure change is in-line with the observed vehicle behavior shows in the balance chart. The variant B clearly has a higher stability performance, especially at power-on and throttle-off driving conditions. Overall the grip is not significantly different for the Variant B compared to the variant C.

Two different drivers evaluated the tire model configurations on the simulator and differences in the overall subjective rating could be observed. With the data output from the simulator session it is possible to look in detail in the driving operating conditions and resulting vehicle response. In Fig. 24 the vehicle lateral acceleration and rear slip angle is plotted for the two different drivers. From this result it can be observed that Driver B is clearly exciting the vehicle differently as a result of a different driving style. Driver B has more occurrences of higher rear slip angle situations than Driver A and therefore an overall lower perception of the vehicle stability during the evaluation. This will have an influence on the driver perception and overall feedback he perceives from driving this configuration and will result in a different subjective rating. With the possibility to acquire a lot of data from the simulator session it is possible to analyze in depth those differences in subjective ratings and link them to the objective differences observed in the data.

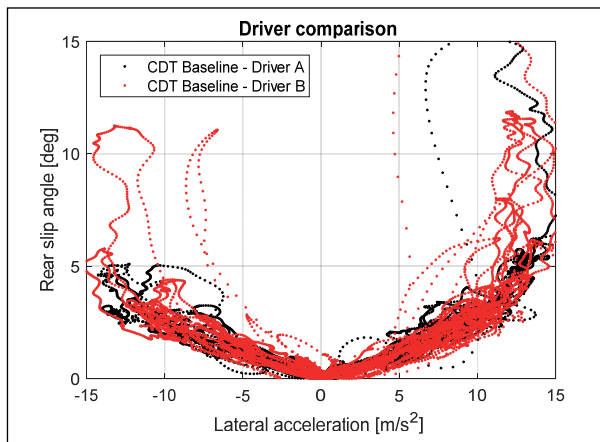


Fig. 23: Driver comparison – vehicle response output during track lap

6. Conclusions and forecast

In this paper a feasibility study is presented where the CDTire model suite is successfully applied to explore virtually the tire model design space and assess the tire model configurations virtually on a driving simulator environment.

The application as presented here started with the parameterization of a base tire model in CDTire/3D. The model is validated compared to actual measurements. As a next step a virtual tire experiment was defined and different tire model configurations were derived from this baseline model. Finally, the different tire model configurations are translated into a CDTire/Realtime parameterization which allows integration into a dynamic driving simulator environment for hard real-time simulations and to subjectively evaluate those tire configurations. The tire model configurations have been confirmed in offline simulation to judge if the tire model modifications are resulting in the expected impact on the overall vehicle behavior. As a final step, the virtual tire model configurations have been assessed by professional test drivers and evaluated on a dynamic driving simulator in order to be able to give subjective ratings and to cross-check if the changes implemented by the engineers can be perceived and ranked correctly by the test drivers.

The results as presented in this paper are showing that the physical properties of the tire model are showing the expected behavior and output in terms of tire characteristics. The 'translated' models for real-time simulation and integration in the vehicle simulation environment are showing correct representation of the expected influence of the modified tire characteristics on the overall vehicle behavior. Finally, the driver assessment performed by professional test drivers of these virtually modified tire model configurations are in-line with the objective vehicle characteristics observed from offline simulations. Another important element is that differences can be observed between subjective driver evaluations. However, the possibility to objectivate the driver and vehicle operating conditions during these subjective evaluations on a driving simulator, allows to identify and explain those differences in driver subjective perception.

In this feasibility study, the CDTire model family developed by Fraunhofer ITWM was used for the virtual model creation and implementation in respectively vehicle simulation as well as the driving simulator environment. The advantage of using a physical based tire model for the virtual exploration of tire characteristics has advantages compared to the classical empirical based models. With the CDTire/3D model the intrinsic tire properties can be modified with a strict separation between material and geometric properties and the inflation pressure applied to the inner liner of the tire. Secondly, the possibility to derive directly from the CDTire/3D model a real-time capable model that represents similar key quantities of the tire (like vertical stiffness, lateral stiffness, typical frequency) allows for the possibility to virtually assess the tire

model characteristics in real-time simulation environments. Additionally, a physical based tire model provides feedback in a much wider frequency range compared to empirical based models. This provides significantly increased fidelity and realism to the drivers when integrated in a driving simulator environment.

The authors of this paper believe that with the methodology described here, it is possible to virtually explore the design space for tire pre-development by utilizing the CDTire model suite. Mainly driven by the physical nature of the CDTire/3D model that allows systematically modifications of actual tire mechanical and material properties. And the fact that the applied tire model modifications are resulting in correct representation of the tire characteristics, shows the CDTire model forecasting capability.

- [1] Rauh, J., Mössner-Beigel M.: "Tyre simulation challenges", *Vehicle System Dynamics*, (46), 2008
- [2] Allibert S., Bertrandt A.G.: "The impact of a human centric virtual development", *Vi-Grade User Conference 2018*, Milan, May 9th 2018
- [3] Selig, M., Meyer, M., Petry, F. und Westermann, S.: „Reifensimulationsmodelle der Zukunft -Tire Simulation Models of the Future“, 16. Internationale VDI-Tagung Reifen-Fahrwerk-Fahr-bahn 2017 mit Fachaussstellung. Düsseldorf: VDI Verlag GmbH, S.33–46.
- [4] Gallrein A., Bäcker M.: „CDTire: a tire model for comfort and durability applications“, London: *Vehicle System Dynamics* (45), 2007
- [5] Pacejka H.B.: „Tyre and Vehicle Dynamics“, 1st edition, Oxford: Butterworth-Heinemann, 2002
- [6] W. Hirschberg , G. Rill & H. Weinfurter: „Tire model Tmeasy“, *VehicleSystem Dynamics*, 45:S1, 101-119, 2007
- [7] <https://www.vi-grade.com/en/products/dim-dynamic-simulator/>
- [8] Gallrein, A., Baecker, M., Gizatullin, A.: "Structural MBD Tire Models: Closing the Gap to Structural Analysis - History and Future of Parameter Identification", *SAE Technical Paper 2013-01-0630*, 2013, doi:10.4271/2013-01-0630.
- [9] Baecker, M., Gallrein, A. and Haga, H. "A Tire Model for Very Large Tire Deformations and its Application in Very Severe Events" *SAE Int. J. Mater. Manuf.* 3(1): 142-151, 2010
- [10] A. Gallrein, J. DeCuyper, W. Dehandschutter, M. Baecker: "Parameter Identification for LMS CDTire", 3rd Int. Tyre Colloquium, Tyre Models for Vehicle Dynamics Analysis Proceedings, *Vehicle System Dynamics* Vol.43, Supplement, 2005, pp.444-456.
- [11] Sawa, N., Nimiya, Y., Kubota, Y., Itsubo, T. et al., "Fatigue Life Prediction on Rough Road Using Full Vehicle Co-simulation Model with Suspension Control," *SAE Technical Paper 2010-01-0952*, 2010, DOI: <https://doi.org/10.4271/2010-01-0952>

Application of Machine Learning & Deep Learning Techniques in the Context of Use Cases Relevant for the Tire Industry

Kanwar Singh, Dr. Frank Petry,
Goodyear Innovation Center, Luxembourg;
Dr. Peiman Alipour, Dr. Djamel Khadraoui,
Luxembourg Institute of Science and Technology

Abstract

One of the most exciting technology breakthroughs in the last few years has been the rise of artificial intelligence (AI) based learning models. State-of-the-art machine learning (ML) and deep learning (DL) models are widely being deployed in academia and industry, across a variety of areas, from image analysis to natural language processing. These models have grown from fledgling research subjects to mature techniques in real-world use. The increasing scale of data, computational power and the associated algorithmic innovations are the main drivers for the progress we see in this field. These developments also have a huge potential for the tire industry and therefore the interest in the usage of ML and DL based learning models is growing. This article provides an overview of the recent advances and some associated challenges in learning techniques applied in the context of tire related applications. A few use cases are presented to discuss some important aspects such as model transparency and interpretability, all of which are expected to impact the adoption rate of these models.

1. Introduction

From voice assistants to self-driving cars, ML and DL are redefining the way we interact with machines. These advanced learning models have been able to achieve breakthroughs in historically difficult areas such as text-to-speech conversion, image classification, and speech recognition. There are dozens of ML algorithms, ranging in complexity from linear regression and logistic regression to ensembles (combinations of other models). DL generally refers to a specific class of models and algorithms based on deep artificial neural networks (ANN). Perceptron, the building block of an ANN was first presented in the 1950s (Fig. 1). ANNs were a major area of research in both neuroscience and computer science until the late 1960s and

the technique then enjoyed a resurgence in the mid-1980s. At Bell Labs, Yann LeCun developed a number of DL algorithms [1] in the late 1980s, including the convolutional neural network (CNN). Pioneering deep neural networks by Yann LeCun [2] could classify handwritten digits with good speed and accuracy and were widely deployed to read over 10% of all the cheques in the United States in the late 1990s and early 2000s.

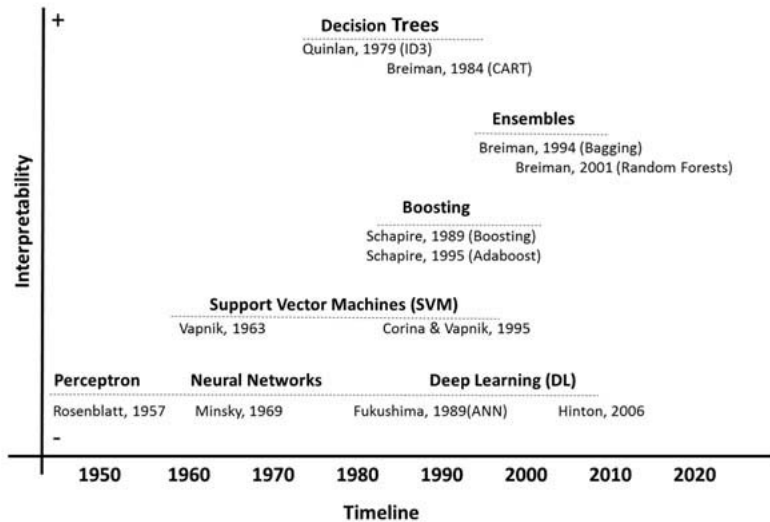


Fig. 1: Evolution of learning algorithms [3]

Even though the fundamental theories related to ANN have existed since the 1950s, the field of DL has matured a lot in the last decade and changed a lot in the last few years. The “deep” in deep learning is not a reference to any kind of deeper understanding achieved by the approach; rather, it stands for the many layers in the neural network that contribute to a model of the data [4]. There are four key factors that are driving the progress and uptake of ML & DL.

1. More Compute Power: e.g. graphics processing unit (GPUs), tensor processing unit (TPUs) [5] etc.
2. Organized Large Datasets: e.g. ImageNet [6] etc.
3. Better Algorithms: e.g. activation functions like ReLU [7], optimization schemes etc.
4. Software & Infrastructure: e.g. Git, Robot Operating System (ROS) [8], TensorFlow [9], Keras [10] etc.

Among these four factors, increased compute power has been the main workhorse that is making ML & DL burgeoning fields of artificial intelligence (AI). New architectures (Fig. 2) are scaled to be deeper, taking advantage of much larger datasets and parallel computing power. This newly gained capability that increased compute power has brought is now laying the foundation for ML & DL to disrupt numerous industries.

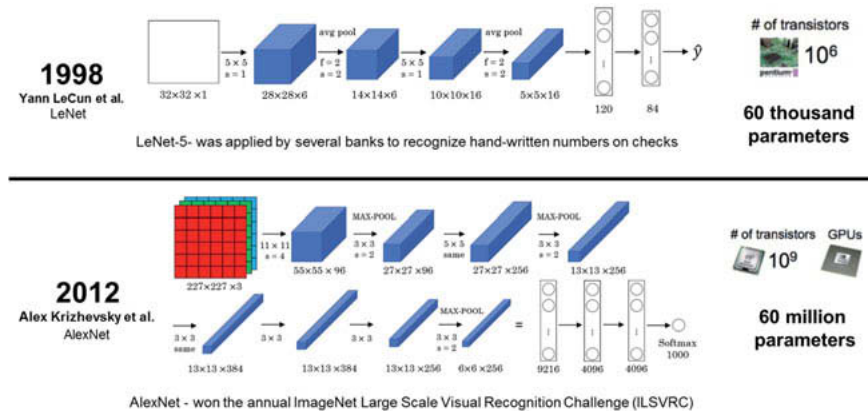


Fig. 2: Pioneering work, LeNet versus a modern incarnation, AlexNet [2], [11], [12]

More recently, ML & DL is also being employed to solve real-world problems that are relevant for the tire industry. Historically, the tire industry has been a generator of large volumes of data. Data is generated during the design, development and testing of various subcomponents that go into building a tire, real-time data is generated by tire pressure monitoring sensors (TPMS) on vehicles and information is collected about the tire servicing history and customer preferences at dealerships/service centers. In the past, it was difficult to mine and analyze these data in an efficient, fast, and automated manner, thus leaving vast amounts of valuable information untapped and underutilized. This is set to change as opportunities for connectivity exponentially improve, ML & DL matures, and researchers explore new use cases for the technology in the tire industry. An increasing appetite from customers for greater connectivity, intelligence and safety in their vehicles is expected to drive the adoption of ML & DL as a mainstream technology in the tire industry.

Conventional ML models are trained on features extracted from the raw data using feature extraction and feature engineering techniques. This feature vector is used by the machine learning system, often a classifier, to detect or classify patterns in the input. Designing a feature

extractor that can successfully transform raw data into a suitable feature vector requires considerable domain expertise. Moreover, hand-engineered features are time consuming, brittle and not scalable in practice. These shortcomings are especially true in the case of unstructured data. DL solves the representation problem for unstructured data, which is why it performs so much better than other algorithms for unstructured data. The key differentiating point of DL is that the model learns useful representations and features automatically, directly from the raw data, bypassing this manual and difficult step of hand engineering the feature vector.

The main contributions of this paper are as follows:

- Literature review of relevant works about the usage of ML & DL techniques to solve problems pertinent to the tire industry (Section 2).
- Application of ML & DL models for three use cases in an ecosystem of connected tires and digitized cars (Section 3).
- Discussion on some important aspects such as model transparency and interpretability, model compliance with vehicle safety standards, all of which are expected to appreciably impact the adoption rate of ML & DL in the tire/automotive industry (Section 4).

Conclusions and future topics of research are presented in Section 5.

2. Literature Review

Lately, we see the usage of ML & DL techniques to solve problems pertinent to the tire industry. For instance, [13] trained a decision tree-based model to link objective criteria from vehicle dynamics measurements with subjective assessment scores from experienced test drivers. Subsequently, an application of this method was realized during the tire development process of a HP/UHP tire. [14] applied regression models on a big dataset of tire measurements to identify models that can estimate average properties of tire characteristics without conducting physical tire tests, and therefore provide an effective means to make decisions for optimal design even in the initial stage of vehicle development. [15] applied a convolutional neural network (CNN) to develop a tread pattern image classification algorithm. The CNN model features were used in conjunction with a support vector machine (SVM) classifier to improve the image classifier performance. [16] proposed an innovative solution to automatically detect the tire size to improve the inflation cycle of a tire inflator. A robust single hidden layer feed forward neural network (SLFN) was used to model and predict the correct tire size. [17] proposed a supervised machine learning method to predict tires aquaplaning performance based on the tread profile described in geometry and rubber stiffness. The authors concluded that tire performance prediction from profile images with machine learning could lead to a more focused

development and a reduction in the number of physical tire tests. [18] presented a supervised machine learning classifier to detect both incorrect tire pressure and tread depth for different types of vehicles within a fleet. The random forest classifier was shown to have a classification accuracy of 90.54%.

Effective implementation of automotive stability control systems largely depends on accurate tire & vehicle dynamic state information. So-called soft/virtual sensors can be used for estimating relevant vehicle dynamic and tire-related states[19]. Researchers generally resort to state estimators and signal processing methods for computing these states from already existing measurements [20]. Nevertheless, designing and tuning such systems are also considerably costly and rely on linearized models or assumptions regarding the vehicle motion which do not hold valid at all times. This typically results in large variation in their accuracy and renders them as unusable for many applications. DL techniques offer the promise of developing solutions that can be immune to such problems. Tire slip angle (α) and the tire-road friction coefficient (μ) are probably the two most prominent tire states of interest. Specifically, the rear tire slip angle is a strong indicator of the vehicle's stability. Using a kinematic formulation, the rear tire slip angle can be estimated using information about vehicle sideslip angle and other standard measurements available on the vehicle Controller Area Network (CAN) bus, such as the vehicle yaw-rate, speed [21]. Vehicle sideslip angle is not available as a direct measurement, hence, there is a great level of interest in using DL techniques for estimating the vehicle sideslip angle (Table I).

The authors from Bosch Engineering and Politecnico di Torino [22] investigated the use of an recurrent neural network (RNN) with a Long short-term memory LSTM cell [23]. They used conventional sensor data sampled at 500 Hz, namely lateral and longitudinal acceleration, yaw-rate, the front and rear steering angle, the vehicle speed and the wheel speeds for the four wheels. Thereafter, they used an 8-layer LSTM network with neurons varying from 40 to 100 in number. As the readers would also possibly appreciate, the authors utilized an extensively large network which would present the pitfall for overtraining. The authors did not explicitly state the size of their dataset; however, they explain it was generated during an extensive test campaign consisting of standard international standard organization (ISO) test maneuvers and also high speed circuit laps. Results presented in this work are promising regarding the robustness of the method. On the other hand, the study does not mention about robustness of the proposed approach to varying environmental conditions such as tire-road surface conditions.

Table 1: Summary of techniques for virtual sensing for tire and vehicle dynamics

Application Enabled	Vehicle Sideslip Estimation		Tire-Road Friction Estimation			
Data Type	Time series (500 Hz)	Time series (100 Hz)	Time series	Images	Images	Images
Data Source	Proprietary	Proprietary	Proprietary	Proprietary	Public	Public and Proprietary
Data Size	Not specified objectively	~16 hours of driving	~2 hours of driving	37,000 images	5,260 images	15,000 images
Deep Learning Algorithm	RNN - LSTM	RNN - GRU	RNN - LSTM	CNN	CNN	CNN
Platform Used for Model Learning	GPU	Not specified	Not specified	GPU	Not specified	GPU
Accuracy Achieved	Not specified objectively	Dry 99.43% Wet 97.86% Snow 78.95%	93.2% (recall)	90.02%	97%	84%
Reference	[22]	[24]	[25]	[26]	[27]	[28]

A second study conducted by researchers from Porsche AG and University of Stuttgart [24] follows a similar approach to generate and train an RNN this time with a Gated recurrent unit (GRU) cell [29]. In addition, they propose combining the inputs to the network with the outputs of a kinematic model which computes the rate of change of the vehicle sideslip angle in time. Their dataset sampled at a 100 Hz consisted of nearly 6 million datapoints on dry, wet, and snowy road surface conditions. As a result, they were able to provide a more extensive comparison on model sensitivity.

The above two studies conclude that DL methods for vehicle sideslip estimation result in a significant improvement over classical state estimation techniques using model-based and/or kinematic-based observers [21], [30], [31]. Nevertheless, authors of both these studies agree that the structure of the network (i.e. hyper parameters) needs to be carefully optimized which

to the best of the authors' knowledge has not been analyzed in any study yet and hence could be a potential area for future research. Apart from vehicle sideslip angle, the other key parameter of interest is the grip level between the tire and the road. The importance of road- friction estimation is reflected by the considerable amount of work that has been done in this field [32]–[35]. Lately, we see a surge in the usage DL models for road- friction estimation. In [25], authors used LSTM-RNNs for detecting road wetness from audio of the tire-surface interaction and discriminating between wet and dry classes. Although the authors claim an outstanding performance on the road wetness detection task with an 93.2% unweighted average recall (UAR) for all vehicle speeds, it is noteworthy to highlight the fact that the model was trained on considerably limited dataset (one vehicle, limited routes, limited driving time etc.). Moreover, the authors haven't considered the fact that tire-road noise is heavily impacted by the tire's structural properties (e.g. tread pattern, pitch sequence etc.), and also the tire wear condition. Hence, the robustness of the proposed approach is contentious.

What is emerging as a more promising approach for road- friction estimation is the usage of vision-based DL models [26]–[28]. This is primarily due to the availability of pre-trained CNN models that have demonstrated reliable prediction performance on a heterogeneously large datasets such as the ImageNet. The authors of [26]–[28] utilize the transfer learning methodology to build image classification models, wherein the different classes correspond to the road surface conditions (e.g. dry, wet, snow, ice). In [26], the author trains a binary image classification model with images labelled as high friction if $\mu > 0.6$ and medium friction if $0.2 < \mu < 0.6$. Moreover, he also applied data augmentation techniques to effectively increase the size of the data set, thus reducing the risk of overfitting. A DenseNet [36] model was shown to achieve the highest prediction accuracy at just above 90 %. Researchers from Volvo Cars Technology [27] applied the SqueezeNet [37] model on images extracted from public domain YouTube videos. The model showed a 94-99% classification accuracy for dry, wet/water, slush and snow/ice conditions. None of these papers have evaluated the impact of variations in the camera image quality as a results exogenous noise coming from vibrations, unfavorable lighting conditions, inclement weather impacts etc. These issues will have to be addressed before we can see these models finding their way into production vehicles.

These recent publications are testament to the fact that ML & DL is successfully being employed to solve real-world problems that are relevant for the tire industry.

3. Our Contribution

This paper presents three use cases of ML & DL models in an ecosystem of connected tires and digitized cars.

3.1 Use Case 1

It is common practice for customers to change tires for a different look or performance (Fig. 3). Also, European member states with high occurrence of winter conditions typically mandate the use of winter tires for a fixed period. In some cases, customers opt for different sized tires.



Fig. 3: Customer changing tires - illustrative photo

Current production vehicles do not have an intelligent way to detect this change in the tire size. It is quite likely that the new tire will have different force & moment (F&M) characteristics than the OEM tire specified for the vehicle. This in some cases is expected to change the response of vehicle control systems. The emergence of connected tire technology is expected to alleviate this problem. The term connected tire explicitly refers to a configuration wherein the sensor is mounted on the tire inner-liner and is communicating with a receiver in the vehicle over a radio frequency protocol. Big-name tire manufacturers are all experimenting with sensors and software platforms to measure and monitor tire performance. The connected tire will provide information about the unique tire identification number (TIN) to the vehicle electronic control unit (ECU), along with other relevant information such as tire pressure, temperature, road conditions etc. The TIN can then be linked to a database to retrieve the correct tire size. The first use case exploits a ML model to adapt the tire F&M characteristics as a function of the tire size fitted on the vehicle.

ML Model Correlating Tire Size with Tire F&M Characteristics

This specific study focused on building a regression model correlating the tire size attributes (Fig. 4) with three key tire force and moment attributes, namely, cornering stiffness (CS), aligning stiffness (AS) and peak grip (Grip).

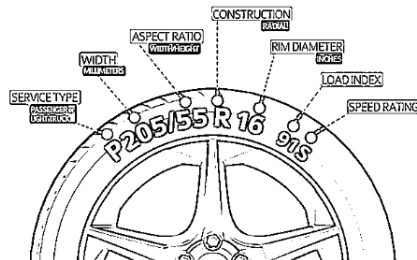


Fig. 4: Tire size attributes

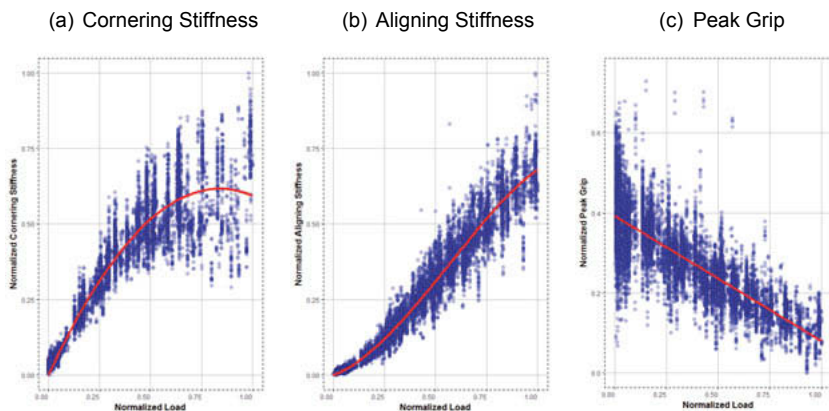


Fig. 1: Leveraging large measurement datasets: (a) normalized cornering stiffness v/s tire load; (b) normalized aligning stiffness v/s tire load; (c) normalized peak grip stiffness v/s tire load

The performance of various state-of-the-art regression algorithms was analyzed using a large tire measurement dataset (Fig. 5). The dataset comprises of several thousand measurements of the tire cornering stiffness, aligning stiffness and peak grip. Specifically, the following ML algorithms were used:

1. Linear regression (lm) [34]
2. Gradient boosting machines (gbm) [39]
3. Random forest (rf) [40]
4. Xgboost (xgb) [41]

Ensemble methods such as gbm, rf and xgb take a myriad of models into account and average those models to produce one final model. Each of these ML models were compared using Root-mean-square error (RMSE) and R-square (R^2) as the performance measures. Root-mean-square error measures the differences between values predicted by a model and the values observed. R-square is the square of the correlation between the response values and the predicted response values. Fig. 6 outlines the overall procedure adopted to train and test each of these models.

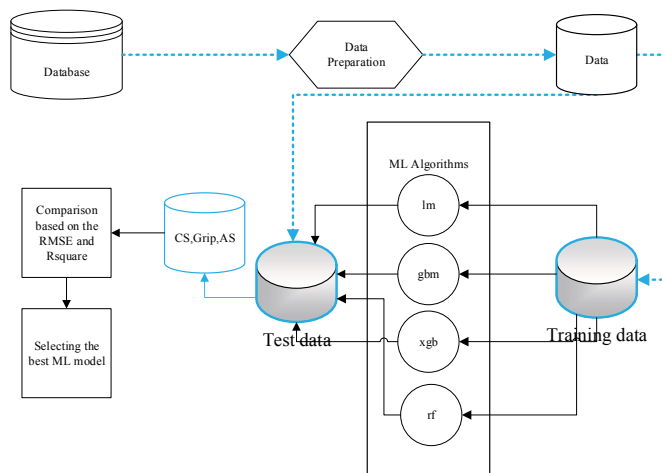


Fig. 6: Overall flowchart for benchmarking ML models

K-fold cross validation [42] was used to avoid model overfitting. Ensemble models also have hyperparameters that need to be tuned. For instance, the random forest algorithm has several hyperparameters that must be set by the user, e.g., the number of observations drawn randomly for each tree and whether they are drawn with or without replacement, the number of variables drawn randomly for each split and the number of trees [43]. ML model hyperparameter tuning was achieved by applying the grid search optimization technique [44].

For example, Fig. 7 illustrates an implementation of the grid search hyperparameter optimization for the random forest model. A comparison of the prediction performance of the ML models for the different tire force and moment attributes of interest (i.e. CS, AS and Grip) are shown in Fig. 3-Fig. 5.

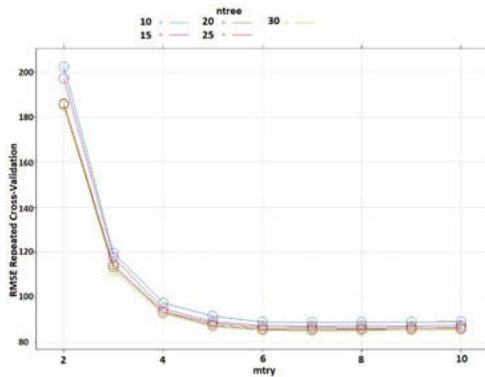
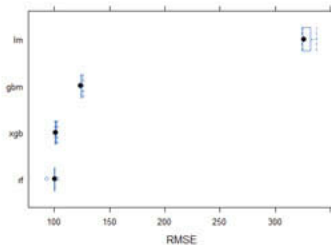


Fig. 2: Grid search hyperparameter optimization for the RF model – ntree: number of decision trees & mtry: number of features considered by each tree when splitting a node

(a)



(b)

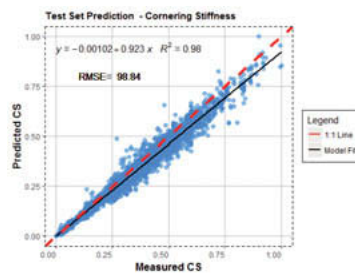


Fig. 3: a) Boxplot showing the performance of different ML models for CS prediction; b) Predicted normalized CS versus the measured value for the best performing model

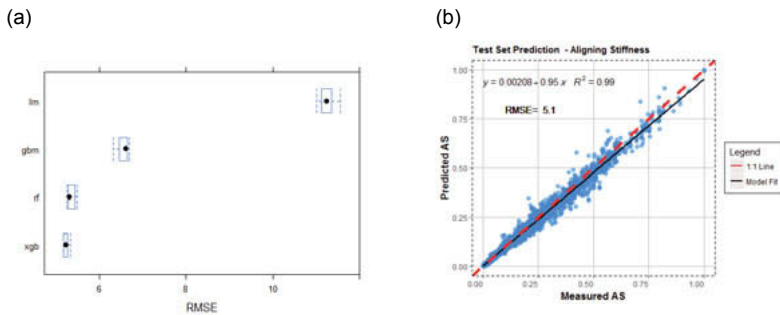


Fig. 4: a) Boxplot showing the performance of different ML models for AS prediction; b) Predicted normalized AS versus the measured value for the best performing model

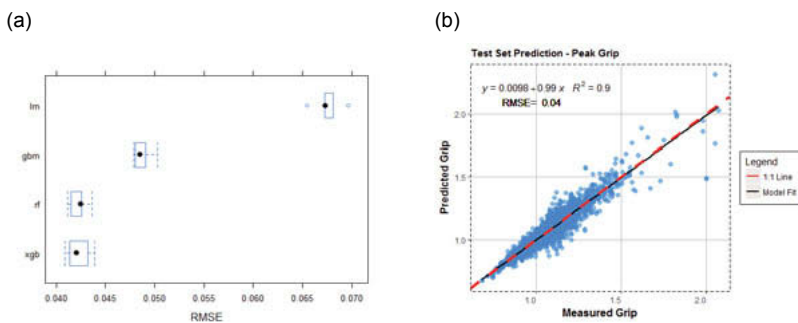


Fig. 5: a) Boxplot showing the performance of different ML models for Grip prediction; b) Predicted normalized Grip versus the measured value for the best performing model

Random forest and Xgboost showed the best overall performance. Table 2 provides a summary of the Root Mean Square Percentage Error (RMSPE) for the best performing model.

Table 2: Model prediction performance

	RMSPE
Cornering Stiffness	7.7%
Aligning Stiffness	9.1%
Peak Grip	4%

These results indicate the viability of using a ML based approach to predict the tire F&M characteristics for use case 1.

3.2 Use Case 2

The next generation automated highway systems will come equipped with cameras installed at regular intervals (Fig. 11). Thanks to deep learning, image classification algorithms have achieved an exponential decline in the error rate over the last few years. It all started in 2012 with the AlexNet [11], a large, deep CNN which won the annual ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) [45]. Since then, variants of CNNs have dominated the ILSVRC and have surpassed the level of human accuracy, which is considered to lie in the 5-10% error range.

The second use case leverages a deep learning CNN model to identify the tire on a vehicle based on a relatively low-resolution image. Being able to identify the tires correctly will be an enabler to appropriately advise the driver whether they need to change tires due to foreseen bad weather or a date limit for driving with winter or summer tires.



Fig. 11: Tire image from a camera - illustrative photo

CNN Model for Tire Image Analysis

In deep learning, a convolutional neural network (CNN, or ConvNet) is a class of deep, feed-forward artificial neural networks, most commonly applied to analyzing visual imagery. They have applications in image and video recognition, recommender systems and natural language processing. CNN based deep learning models for image classification have achieved an exponential decline in error rate through the last few years and have surpassed the level of human accuracy (Fig. 12).

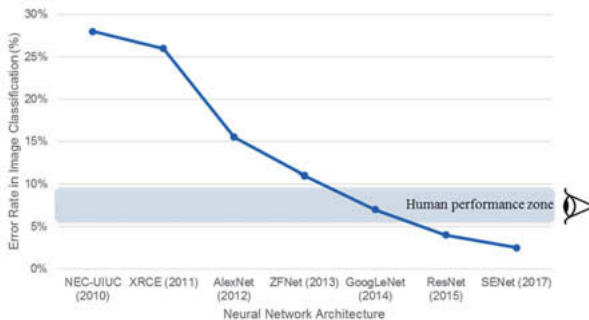


Fig. 12: Results from the ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC).

ImageNet consists of 1.2 million 256×256 images belonging to 1000 categories

A typical CNN is composed of numerous layers. To train a CNN, we require a lot of computing power, labelled images (typically several thousand images for each object class) and weeks of time. Most applications suffer from a deficit of training image samples, and therefore training a CNN from scratch becomes impractical. To overcome this limitation, we apply a technique called “transfer-learning”.

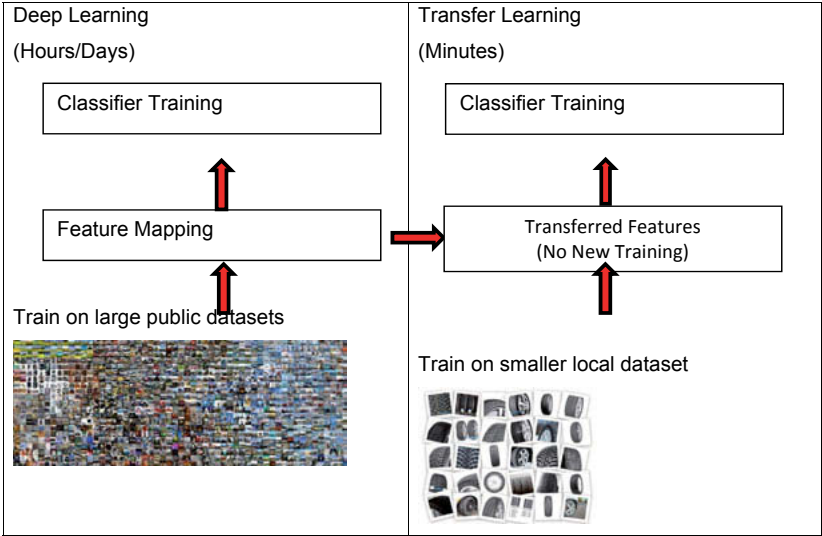


Fig. 13: Basic principle of transfer learning

The concept of transfer learning refers to taking a pre-trained network and modifying it for your own problem (Fig. 13).

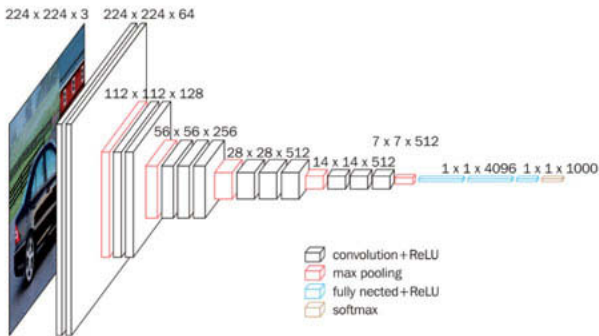


Fig. 64: VGG architecture [47]

The idea of transfer learning is inspired by the fact that researchers can intelligently apply knowledge learned previously to solve new problems. In our study, we use the VGG-16 model (Fig. 14), a 16-layer CNN proposed by researchers from the University of Oxford Visual Geometry Group, or VGG for short [46]. The VGG-16 was trained on the ImageNet database, coming in second in the 2014 ImageNet competition. Since the goal of our study was to identify the tire on a vehicle based on a relatively low-resolution image, we created a dataset of several hundred images of tires. To augment the size of our dataset, we applied data augmentation techniques (scaling, translation, rotation (at 90 degrees), rotation (at finer angles), flipping). Data augmentation is important to avoid model overfitting and increase the accuracy of classification [48]. The images were labelled into four categories, namely, summer, winter, all-season and all-terrain tires. To train the CNN, we first ran the tire images through the VGGNet convolutional layers and recorded the values of the first fully connected layer. We then re-trained the final classification layer (i.e. the softmax layer). The weights and biases of the classification layer were re-trained to predict the scores for four labels. The performance of the trained CNN was then evaluated on a new test data set (Fig. 15). The overall classification accuracy on our test set was found to be close to 91.2% (Fig. 16).

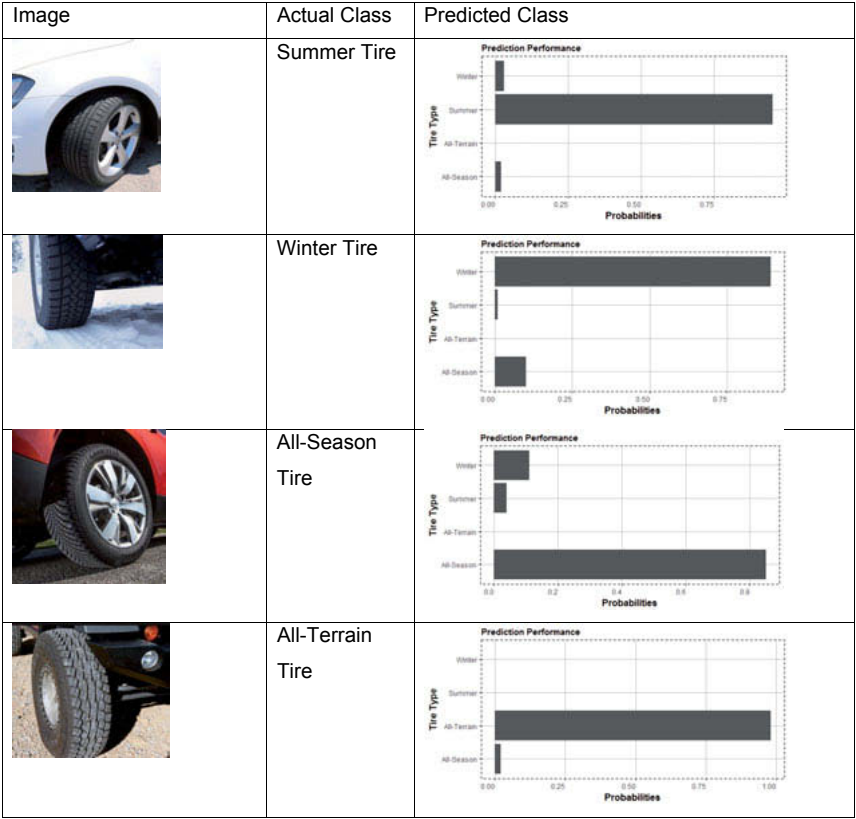


Fig. 15: Model prediction performance - illustrative examples

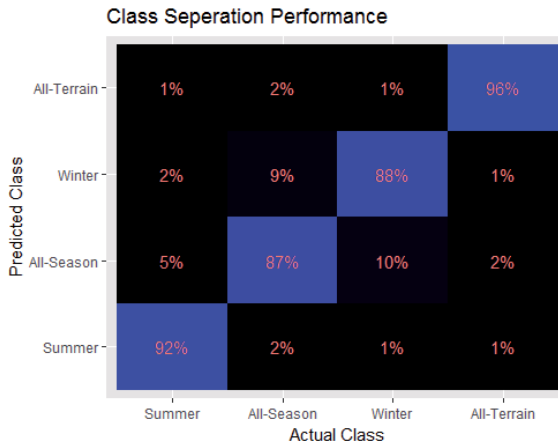


Fig. 16: Classification performance – Overall accuracy 91.2%

3.3 Use Case 3

Accurate information about critical tire-vehicle dynamic states is crucial for the successful implementation of advanced chassis control systems. As a result, the problem of tire-vehicle state estimation has attracted considerable attention of many researchers [20], [49]. The third use case focuses on the estimation of an important the tire state, namely, the tire slip angle. The tire slip angle can be estimated using the following equations:

$$\alpha_f = \delta - \beta - a \frac{r}{v_x}$$

$$\alpha_r = -\beta + b \frac{r}{v_x}$$

where, α_f and α_r are the front and rear tire slip angles, β is the vehicle sideslip angle, δ is road wheel angle, a and b are the distance of the front and rear axles from the vehicle center of gravity, v_x is the vehicle longitudinal speed and r is the vehicle yaw-rate. All inputs required to calculate the tire slip angles are available on the controller area network (CAN) bus except the vehicle sideslip angle (β). Hence, the focus of this use case is to estimate β using a deep recurrent neural network (RNN).

RNN Model for Vehicle Sideslip Angle

Direct measurement of the vehicle sideslip angle (β) requires the use of optical [50] or inertial+GPS devices [51] which cost upwards of \$30,000, making them impractical for use in production vehicles. As a result, the problem of β estimation has attracted much attention from researchers [30], [31], [52]. Numerous studies have been conducted to estimate the vehicle sideslip angle using both model-based and kinematics-based estimation techniques. The following are shortcomings of these estimation techniques:

- The kinematics based observer is prone to drift due to bias errors in the accelerometer and gyroscope signals. The drift could be because of offset errors, i.e. the inertial measurement unit not being placed at the center of mass and possibly being misaligned with the vehicle axes. Correction of the offset error is crucial for avoiding the signal drift issue, particularly when integration is involved for state estimation. The use of a forgetting factor in integration or high pass filter may help, but only at the cost of severe phase lag and deterioration of estimation accuracy.
- In the case of model based observers, estimates deviate from the actual values because of mismatch between the actual vehicle/tire parameters and those used by the model.

To develop a deep learning based model, an extensive data collection campaign was carried out at the proving grounds with an instrumented vehicle and relevant CAN signals were recorded (Fig. 17).

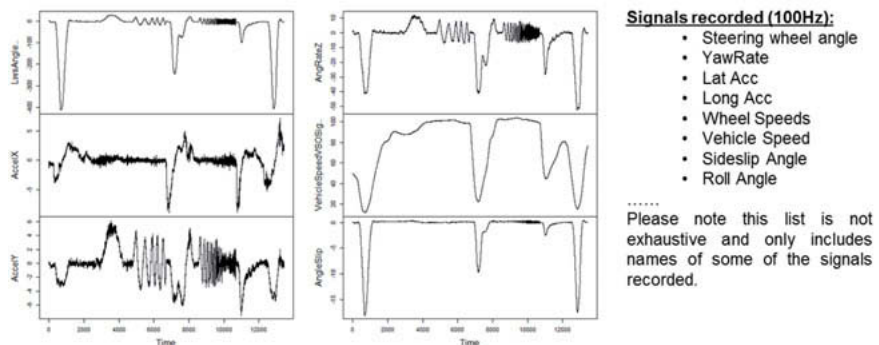


Fig. 17: Data collected for training the deep learning model.

A GRU [29] is chosen as the recurrent unit for the RNN. Domain knowledge (vehicle dynamics and tire mechanics) has been applied to make a careful selection of the model inputs (i.e. the CAN signals). This has shown to have a significant impact on the prediction performance of

the model. The trained model has been extensively validated using data collected from an instrumented vehicle, driven by a professional test driver. Below are the maneuvers used:

- Maneuver: Sine sweep 0.25 Hz – 4 Hz: The sine maneuver is used to assess the frequency of the vehicle and the quantify the tire relaxation length.
- Maneuver: Slow ramp steer: The ramp maneuver is used to measure the steady state tire characteristics (cornering stiffness, aligning moment, peak lateral grip etc.)
- Maneuver: Track lap; Vehicle speed: The track laps are used to evaluate the dynamic steering response, peak grip potential of the tire, effects of temperature on tire force & moment, vehicle stability etc.

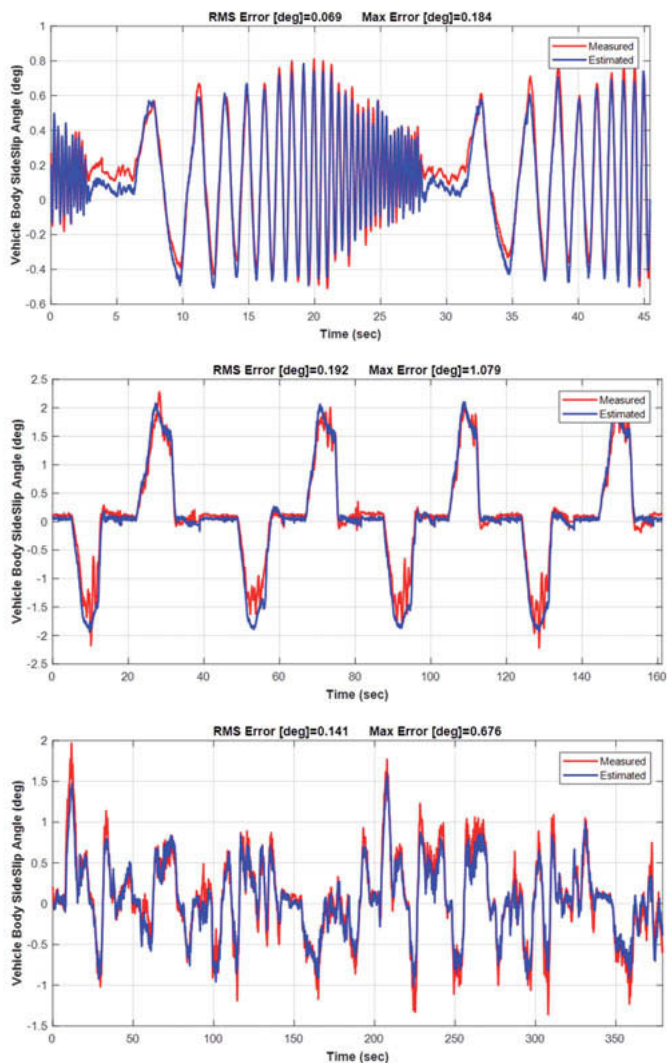


Fig. 18: Model validation results for different vehicle maneuvers

The DL based model shows very promising potential to accurately estimate the vehicle sideslip angle for a variety of handling maneuvers (Fig. 18). The performance was only evaluated on dry surface. Future work will consider other surfaces (wet, snow, ice).

4. Discussion

Ng [53], Co-founder of Coursera, and Adjunct Professor of Computer Science at Stanford University, reinforces the importance of the data, the fuel of DL models. He states: "It's not who has the best algorithm that wins, it's who has the most data". Traditionally, data was in the hands of a select few. Existing corporations could leverage historical datasets which gave them a competitive advantage over new enterprises or individuals. This is likely to change in the coming times as we see a plethora of open-source datasets and associated tools becoming available. This democratization of data is empowering researchers to conceptualize novel use cases and make DL a mainstream enterprise technology. Low cost hardware advancements and connection solutions will be crucial for the commercialization and uptake of this technology at a faster pace. We are starting to see an entirely new breed of computing architectures, tailored for real-time implementation of DL applications [54]. As researchers and developers strive to commercialize some of the use cases, especially in the context of vehicle motion control, a key consideration would be ensuring compliance with standards, such as ISO 26262 [55], that regulates functional safety of road vehicles. These standards describe actions to ensure the reduction of risks that are typically caused by malfunctioning hardware and/or software components. Adequacy of DL models from the perspective of safety certification remains controversial [56]. Without knowledge of the model's internals, current testing paradigms are not able to find different corner-cases and erroneous behaviors under different realistic driving conditions. While decisions made by rule-based software can be traced back to the last if and else, the same can't be said about DL algorithms. Hence, the development of testing and verification frameworks for DL models is drawing a lot of attention from researchers [57], [58] and we expect this to remain an active area of research.

DL models are known to learn useful representations and features automatically, thus obviating the need to hand craft the feature vector. However, one has to exercise sufficient caution since some of these models might lack interpretability, which negatively impacts the trust users have in the decisions made by these systems. When accuracy outpaces interpretability, human trust suffers, affecting the adoption rate. There are on-going attempts to address interpretability in, e.g., CNNs. Visualization techniques like gradient class activation mapping, among other

methods, shed light on the models' workings and provide some sanity checks. This is an active area of development as people demand more accountability from DL.

Recent studies [59] have shown how some of the popular CNN networks are highly inefficient in utilizing their full learning power. In Fig. 19, we clearly see that, although VGG has better accuracy than AlexNet, its information density is worse. Information density (accuracy per parameters) is an efficiency metric that highlight that capacity of a specific architecture to better utilize its parametric space [59]. Models like VGG and AlexNet are clearly oversized, and do not take full advantage of their potential learning ability. On the other hand, SqueezeNet achieves AlexNet-level accuracy on the ImageNet dataset with 50x fewer parameters [37]. Some of the techniques employed for developing smaller neural networks include [60]:

- Replacing fully-connected layers with convolutions
- Kernel reduction: Reduction of the height and width of filters
- Channel reduction: Reduction of the number of filters

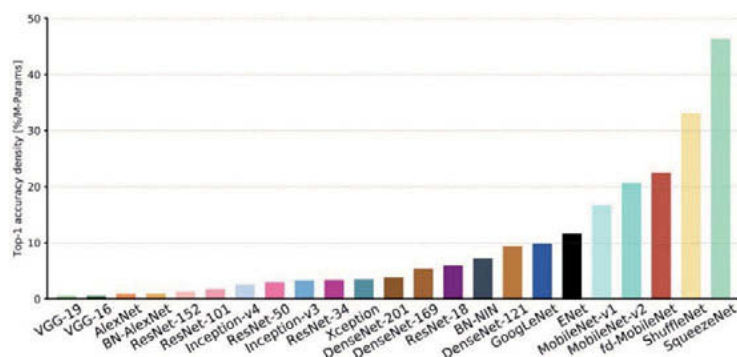


Fig. 19: Accuracy per parameter vs. network [59] for commonly used CNN models

Another important consideration for the real-time deployment of these models would be their energy efficiency. Design and engineering of energy and memory efficient DL models is expected to be a key area of research [61].

5. Conclusion

The automobile as we know it today is being pulled apart, reimagined and rebuilt. DL is paving the way for the delivery of unprecedented automotive innovations that will disrupt the status quo and deliver an enriched user experience. The field of ML & DL has matured a lot in the last decade, and changed a lot in the last few years. New architectures scaled to be

larger/deeper, take advantage of large number of datasets and parallel computing power. This paper provides a comprehensive review of relevant works about ML & DL methods applied in the context of tire related use cases. Next, we describe three examples that demonstrate the usage of ML & DL models in an ecosystem of connected tires and digitized cars. The first use case exploits state-of-the-art ensemble models to build a prediction model for the tire F&M characteristics, using tire size attributes as inputs. Random forest and Xgboost based models showed the best overall performance. Future work includes adding additional predictors such as a tire temperature and the tire wear state. The second use case leverages a deep convolutional neural network (CNN) to identify the tire on a vehicle based on a relatively low-resolution image. We adopted a transfer learning strategy to overcome the limited training data issue. The overall classification accuracy was found to be close to 91.2%. Future work includes transfer-learning with other state-of-the-art CNN architectures such as the Google Inception architecture and the Microsoft ResNet architecture. The third use case leverages a recurrent neural network (RNN) to estimate the vehicle sideslip angle. The model showed very promising potential to precisely estimate the vehicle sideslip angle for a variety of handling maneuvers. Future work includes exploiting the potential of commercial multi-body vehicle dynamic simulation software (e.g. CarSim®, CarMaker®) to curate an even richer training dataset and also evaluating the performance of the model on different road surface conditions (e.g. wet, snow, ice). Finally, the authors discuss some important aspects such as compute power requirements, model transparency and interpretability, model compliance with vehicle safety standards, all of which are expected to appreciably impact the adoption rate of DL in the automotive industry.

References

- [1] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [2] Y. LeCun *et al.*, "Backpropagation applied to handwritten zip code recognition," *Neural Comput.*, vol. 1, no. 4, pp. 541–551, 1989.
- [3] A. Cetinsoy, F. J. Martin, J. A. Ortega, and P. Petersen, "The past, present, and future of machine learning APIs," presented at the Conference on Predictive APIs and Apps, 2016, pp. 43–49.
- [4] F. Chollet and J. J. Allaire, *Deep Learning with R*. Manning Publications Company, 2018.
- [5] K. Sato, C. Young, and D. Patterson, "An in-depth look at Google's first Tensor Processing Unit (TPU)," *Google Cloud Big Data Mach. Learn. Blog*, vol. 12, 2017.
- [6] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, "Imagenet: A large-scale hierarchical image database," presented at the Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on, 2009, pp. 248–255.
- [7] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep learning*, vol. 1. 2016.
- [8] M. Quigley *et al.*, "ROS: an open-source Robot Operating System," presented at the ICRA workshop on open source software, 2009, vol. 3, p. 5.
- [9] M. Abadi *et al.*, "Tensorflow: a system for large-scale machine learning."
- [10] F. Chollet, "Keras," 2015.
- [11] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," presented at the Advances in neural information processing systems, 2012, pp. 1097–1105.
- [12] A. Ng, "Convolutional Neural Networks," *Deep Learning Specialization, Coursera*. .
- [13] C. Cramer and B. Wies, "Application of objective vehicle dynamics methods in the tire development process," in *8th International Munich Chassis Symposium 2017*, 2017, pp. 735–754.
- [14] K. Kusaka and N. Nagayama, "A Statistical Tire Model Concept-Applications to Vehicle Development," SAE Technical Paper, 0148–7191, 2015.
- [15] Y. Liu, S. Zhang, D. Li, J. Fan, and W. Liu, "An Effective Tread Pattern Image Classification Algorithm based on Transfer Learning," presented at the Proceedings of the 3rd International Conference on Multimedia Systems and Signal Processing, 2018, pp. 51–55.
- [16] T. Choudhury, G. Kahandawa, M. Y. Ibrahim, P. Dzitac, A. M. Mazid, and Z. Man, "Novel tire inflating system using extreme learning machine algorithm for efficient tire identification," presented at the Mechatronics (ICM), 2017 IEEE International Conference on, 2017, pp. 404–409.

- [17] T. Weyde, G. Slabaugh, G. Fontaine, and C. Bederna, "Predicting aquaplaning performance from tyre profile images with machine learning," presented at the International Conference Image Analysis and Recognition, 2013, pp. 133–142.
- [18] O. Svensson, S. Thelin, S. Byttner, and Y. Fan, "Indirect Tire Monitoring System-Machine Learning Approach," presented at the IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2017, vol. 252, p. 012018.
- [19] "Start | NIRA Dynamics AB." [Online]. Available: <https://www.niradynamics.se/>. [Accessed: 14-Aug-2019].
- [20] K. B. Singh, M. A. Arat, and S. Taheri, "Literature review and fundamental approaches for vehicle and tire state estimation," *Veh. Syst. Dyn.*, pp. 1–23, Nov. 2018.
- [21] K. B. Singh, "Vehicle Sideslip Angle Estimation Based on Tire Model Adaptation," *Electronics*, vol. 8, no. 2, p. 199, 2019.
- [22] J. Ghosh, A. Tonoli, and N. Amati, "A Deep Learning based Virtual Sensor for Vehicle Sideslip Angle Estimation: Experimental Results," SAE Technical Paper, 0148–7191, 2018.
- [23] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [24] T. Graber, S. Lupberger, M. Unterreiner, and D. Schramm, "A Hybrid Approach to Side-Slip Angle Estimation with Recurrent Neural Networks and Kinematic Vehicle Models," *IEEE Trans. Intell. Veh.*, 2018.
- [25] I. Abdić *et al.*, "Detecting road surface wetness from audio: A deep learning approach," presented at the Pattern Recognition (ICPR), 2016 23rd International Conference on, 2016, pp. 3458–3463.
- [26] A. Jonnarth, "Camera-Based Friction Estimation with Deep Convolutional Neural Networks," 2018.
- [27] S. Roychowdhury, M. Zhao, A. Wallin, N. Ohlsson, and M. Jonasson, "Machine Learning Models for Road Surface and Friction Estimation using Front-Camera Images," presented at the 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2018, pp. 1–8.
- [28] M. Nolte, N. Kister, and M. Maurer, "Assessment of Deep Convolutional Neural Networks for Road Surface Classification," *ArXiv Prepr. ArXiv180408872*, 2018.
- [29] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, "Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling," *ArXiv Prepr. ArXiv14123555*, 2014.
- [30] G. Baffet, A. Charara, and D. Lechner, "Estimation of vehicle sideslip, tire force and wheel cornering stiffness," *Control Eng. Pract.*, vol. 17, no. 11, pp. 1255–1264, 2009.

- [31] D. Selmanaj, M. Corno, G. Panzani, and S. M. Savaresi, "Vehicle sideslip estimation: A kinematic based approach," *Control Eng. Pract.*, vol. 67, pp. 1–12, 2017.
- [32] F. Gustafsson, "Slip-based tire-road friction estimation," *Automatica*, vol. 33, no. 6, pp. 1087–1099, 1997.
- [33] G. Erdogan, L. Alexander, and R. Rajamani, "Friction coefficient measurement for autonomous winter road maintenance," *Veh. Syst. Dyn.*, vol. 47, no. 4, pp. 497–512, 2009.
- [34] C. Ahn, H. Peng, and H. E. Tseng, "Robust estimation of road friction coefficient," in *American Control Conference (ACC), 2011*, 2011, pp. 3948–3953.
- [35] K. B. Singh and S. Taheri, "Estimation of tire–road friction coefficient and its application in chassis control systems," *Syst. Sci. Control Eng.*, vol. 3, no. 1, pp. 39–61, 2015.
- [36] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," presented at the Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017, pp. 4700–4708.
- [37] F. N. Iandola, S. Han, M. W. Moskewicz, K. Ashraf, W. J. Dally, and K. Keutzer, "Squeezenet: Alexnet-level accuracy with 50x fewer parameters and < 0.5 mb model size," *ArXiv Prepr. ArXiv160207360*, 2016.
- [38] D. C. Montgomery, E. A. Peck, and G. G. Vining, *Introduction to linear regression analysis*, vol. 821. John Wiley & Sons, 2012.
- [39] J. H. Friedman, "Greedy function approximation: a gradient boosting machine," *Ann. Stat.*, pp. 1189–1232, 2001.
- [40] A. Liaw and M. Wiener, "Classification and regression by randomForest," *R News*, vol. 2, no. 3, pp. 18–22, 2002.
- [41] T. Chen and C. Guestrin, "Xgboost: A scalable tree boosting system," presented at the Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining, 2016, pp. 785–794.
- [42] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," presented at the Ijcai, 1995, vol. 14, pp. 1137–1145.
- [43] P. Probst, M. Wright, and A.-L. Boulesteix, "Hyperparameters and Tuning Strategies for Random Forest," *ArXiv Prepr. ArXiv180403515*, 2018.
- [44] J. S. Bergstra, R. Bardenet, Y. Bengio, and B. Kégl, "Algorithms for hyper-parameter optimization," presented at the Advances in neural information processing systems, 2011, pp. 2546–2554.
- [45] O. Russakovsky *et al.*, "Imagenet large scale visual recognition challenge," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 115, no. 3, pp. 211–252, 2015.

- [46] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *ArXiv Prepr. ArXiv14091556*, 2014.
- [47] S. Ahmed, S. Ul Azeem, and Q. Hua, *Machine Learning with TensorFlow 1.x*. Packt Publishing, 2017.
- [48] L. Perez and J. Wang, "The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning," *ArXiv Prepr. ArXiv171204621*, 2017.
- [49] K. Bogdanski and M. C. Best, "Kalman and particle filtering methods for full vehicle and tyre identification," *Veh. Syst. Dyn.*, pp. 1–22, 2017.
- [50] "Correvit S-350: 2-axis optical sensors." [Online]. Available: <https://www.kistler.com/en/product/type-cs350a/>. [Accessed: 21-Aug-2019].
- [51] "Accurate Slip Angle Measurement - Advanced Slip," OxTS. [Online]. Available: <https://www.oxts.com/technical-notes/slip-angle-measurement-advanced/>. [Accessed: 21-Aug-2019].
- [52] D. Piyabongkarn, R. Rajamani, J. A. Grogg, and J. Y. Lew, "Development and experimental evaluation of a slip angle estimator for vehicle stability control," *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 17, no. 1, pp. 78–88, 2009.
- [53] "Andrew Ng," *Wikipedia*. 08-Feb-2019.
- [54] "Autonomous Car Development Platform | NVIDIA DRIVE AGX." [Online]. Available: <https://www.nvidia.com/en-us/self-driving-cars/drive-platform/>. [Accessed: 26-Feb-2019].
- [55] I. ISO, "26262: Road vehicles-Functional safety," *Int. Stand. ISO/DIS*, vol. 26262, 2011.
- [56] R. Salay, R. Queiroz, and K. Czarnecki, "An analysis of ISO 26262: Using machine learning safely in automotive software," *ArXiv Prepr. ArXiv170902435*, 2017.
- [57] Y. Tian, K. Pei, S. Jana, and B. Ray, "Deeptest: Automated testing of deep-neural-network-driven autonomous cars," presented at the Proceedings of the 40th international conference on software engineering, 2018, pp. 303–314.
- [58] M. Zhang, Y. Zhang, L. Zhang, C. Liu, and S. Khurshid, "DeepRoad: GAN-based Metamorphic Autonomous Driving System Testing," *ArXiv Prepr. ArXiv180202295*, 2018.
- [59] A. Canziani, A. Paszke, and E. Culurciello, "An analysis of deep neural network models for practical applications," *ArXiv Prepr. ArXiv160507678*, 2016.
- [60] DeepScale AI, *Forrest Iandola, CEO of DeepScale. Tips and Tricks for Developing Smaller Neural Nets*.
- [61] M. Courbariaux, I. Hubara, D. Soudry, R. El-Yaniv, and Y. Bengio, "Binarized neural networks: Training deep neural networks with weights and activations constrained to + 1 or -1," *ArXiv Prepr. ArXiv160202830*, 2016.

Development of a multiaxial elastomer bushing test bench with Hardware in the Loop (HiL) capability

Quasi-static and dynamic measurements to analyze multiaxial loading effects

Korbinian Thaler, Peter E. Pfeffer,
Munich University of Applied Sciences, Munich

Abstract

Bushing elements are widely used in the chassis of automotive vehicles. To receive information about the characteristics of the chassis, simulation models are used to conduct vehicle dynamic simulations in the developing process. The required bushing characteristics for these models are sensitive when it comes to simplification of the loading. To measure the characteristics of the bushing element under multiaxial loading, a multiaxial test-bench with beneficial test-routines was developed and is described in this paper. Thereby, exemplary results of quasi-static and dynamic measurements with multiaxial loadings are shown to confirm the relevance for such a test bench. At last the implementation of the HiL-application, regarding the simulation environment, used model for simulation and typical environmental inputs are explained.

Introduction

The elastomer materials used in bushings, have nonlinear characteristics for both displacement and frequencies. Therefore, it provides hysteretic responses for vibration excitations which differ from linear characteristics [1]. Furthermore, the bushing characteristics depends on the loading [2]. To obtain accurate results, which can be used in chassis simulation, a realistic characterization of bushing elements with multiaxial loading is necessary. Therefore the “Multiaxial Elastomer bushing Hardware in the Loop” (Multi-EL-HiL) test-bench was developed.

Overview of the Multi-EL-HiL test bench

I. Hardware of the Multi-EL-HiL test bench

The Multi-EL-HiL consists basically of two orthogonally arranged linear actuators combined with one rotational actuator, whereat the axis of rotation is collinear to one of the translational axes (Fig. 1.). Due to the design of the Multi-EL-HiL, it is possible to load bushings in all three dimensions simultaneously. The bushing is mounted in a fixture, by which the outer diameter of the bushing is stationary. All three actuators are connected to the inner part of the bushing, on which the required loading, in form of displacement or rotation, is applied. However, it was taken care, that the actuators are not connected directly between each other. There is always a degree of freedom for the movement of the actuator, without applying damaging force to one of the other actuators. The resulting force or torque is measured with a multicomponent dynamometer. The mentioned fixture of the bushing is mounted on the dynamometer, which can detect all three orthogonal components of a force, resulting from the loading of the bushing. The necessary power electronics for the control of the actuators is connected with the processor board DS1006 from dSpace to provide a real-time environment for the HiL tests. [3]

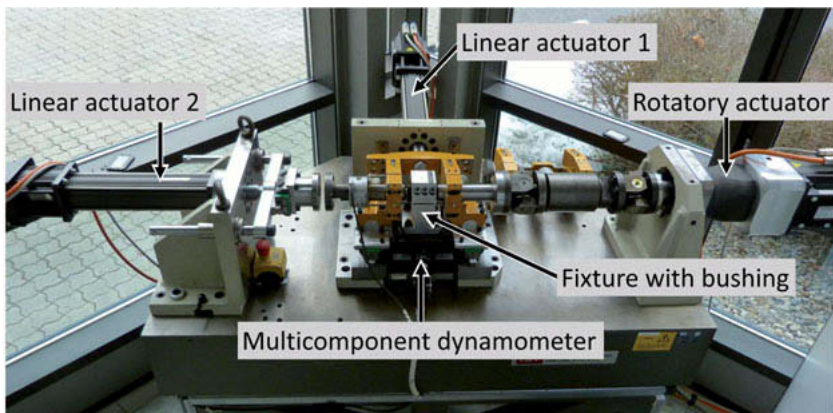


Fig. 1: Mechanical hardware parts of the Multi-EL-HiL test bench

1. Actuators

For the linear actuators two spindle drives (Exlar spindle FT35 in combination with a servomotor AKM64L from Kollmorgen) are used for loading the bushings with forces in lateral and axial direction. They can reach up to 5.5 kN for static loading, as well as 10.5 kN under dynamic use cases. In addition to the linear forces a rotatory actuator (servomotor AKM72K from Kollmorgen with a planetary gearbox PLN142 from Neugart) supplies torque up to 500 Nm for the rotatory loading. Depending on the importance of either max. velocity or max. torque it is possible to mount or dismount the gearbox. Hence, the Multi-EL-HiL is able to apply two linear forces up to 10.5 kN and a torque with 500 Nm simultaneously to the bushings. In the following tables (Tab. 1 and Tab. 2) the detailed performance specifications of the actuators are shown.

Tab 1: Performance specifications of the linear actuators

Actuator type	Linear guided spindle actuator
Max. Force	10.5 kN
Nom. Force	5.5 kN
Max. Velocity	1 m/s
System Clearance	<0.06 mm
Spindle Accuracy	0.025/300 mm/mm
Actuator Control	8 kHz current control
Position Feedback	High resolution Sin-Cos-Encoder

Tab 2: Performance specification of the rotatory actuator

Actuator type	AC servomotor	AC servomotor with gearbox
Max. Torque	90 Nm	1800 Nm
Nom. Torque	29 Nm	580 Nm
Max. Velocity	10.200 deg/s	510 deg/s
System Clearance	<2 arcmin	<6 arcmin
System Accuracy	20 arcsec	
Actuator Control	8 kHz current control (max. latency of 125 μ s)	
Position Feedback	High resolution Sin-Cos-Encoder	

2. Force and torque measurement

The measurement of the three orthogonal components of a force (F_x , F_y , F_z), as well as the torque measurement (M_x), is carried out through a multicomponent dynamometer from Kistler. This device works with four piezoelectric, three-component force sensors. A signal conditioner (also from Kistler) processes the measured signals and offers the forces and the torque in a range from $\pm 10V$. It is possible to calibrate the measuring range in different sensitivity areas. Therefore, the noise in small force signals can be minimized. [4]

In the analyses of the dynamic measurements, it is a necessity to consider the latency between the displacement/rotation and the force measurement. Due to small cycle durations at high frequencies, the latency of 2 ms must be corrected by suitable time shifting in post-processing. Also, for the HiL-capability it is important, that the latency is not higher than 5 ms, otherwise the system would be unstable. With a value of approximately 3 ms (latency force measurement + latency actuator control) the overall latency of the closed loop system is still in the permitted range and the force measurement is therefore usable for the intended HiL testing.

II. Software of the Multi-EL-HiL test bench

All functionalities of the Multi-EL-HiL test-bench are based on a Simulink model. By compiling this, the created sdf-file can be loaded on the real-time environment (processor board DS1006) of dSpace. Thereby it is possible to access and measure all parameters and values of the Simulink model via the software NextGeneration (Control Desk) of dSpace. There are blocksets included in the Simulink model which allow the control of the servo-amplifiers, as well as the calculation of the force/torque measurement signals, since it is necessary to calculate the equivalent value of force/torque to the existing input between $\pm 10V$. Also, the HiL environment is simulated in the Simulink model, which will be described later in detail.

In an offline optimization process the best controller parameters for the test routines used at the Multi-EL-HiL have been found. This optimization based on a fully developed Multi-EL-HiL model, which includes the mechanical and electrical actuator parts as well as a bushing model, a quarter vehicle model and the data communication.

Test routines

There are three test routines used with the Multi-EL-HiL for the characterization and functional validation of the bushings. However, before the beginning of a new measurement cycle, the bushings must be prepared via pre cycling. If there are no further specification given from the supplier, ten pre cycles with a velocity of 30mm/min and the measurement amplitude are applied to the bushing. The quasistatic and dynamic characterizations are state of the art for the measurement of bushings. They consist of triangular/sinusoidal displacement/rotation signals with a specified frequency and amplitude.

However, the possibility of dynamic multiaxial loading is not as common as one-dimensional, translational tests. The third test routine (HiL-test) is relatively new especially under multiaxial loading of the bushing. Therefore, the added value of the Multi-EL-HiL test bench lies in the dynamic multiaxiality and multiaxial HiL tests.

• Quasistatic characterization

During the quasistatic measurements of bushings the load is applied slowly, smoothly and steadily increasing until a specified limit is reached. The therefore used displacement/rotation velocity results out of a given test frequency between 10^{-5} and 10^{-1} Hz. [5]

By plotting the measured resulting force/torque over the applied displacement/rotation, a hysteresis is the outcome. For the determination of the static stiffness C_{stat} the medium of the loading- and unloading curve must be calculated [6]. For higher displacements a typical curved shape of the characteristic is the outcome as well as an elliptical shape for very small displacements [7].

If the characteristic is approximated by a linear behavior, it is possible to generate a stiffness matrix (1), which shows the correlations between the different displacements/rotations and the resulting reaction forces/torques. Thus, the influence of a certain displacement/rotation can be evaluated, as well as compared to the other possible displacement/rotations.

$$\begin{pmatrix} F_x \\ F_y \\ F_z \\ M_x \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_{xx} & k_{yx} & k_{zx} & k_{\varphi x} \\ k_{xy} & k_{yy} & k_{zy} & k_{\varphi y} \\ k_{xz} & k_{yz} & k_{zz} & k_{\varphi z} \\ k_{x\varphi} & k_{y\varphi} & k_{z\varphi} & k_{\varphi\varphi} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ \varphi \end{pmatrix} \quad (1)$$

In the following figure (Fig. 2.) an example of the influence, regarding multiaxial loading on the quasistatic axial characteristic of a bushing is shown. The measurement was carried out

with a sinusoidal displacement of 0.5 mm and 0.1 Hz, applied on the axial direction of the bushing. When the characterization without superimposed angle is completed, an additional static angle is applied in the rotational direction (Fig. 7.). At first +20 degree and subsequently -20 degree, which equals about +/- 45 Nm of torque, are applied to the bushing.

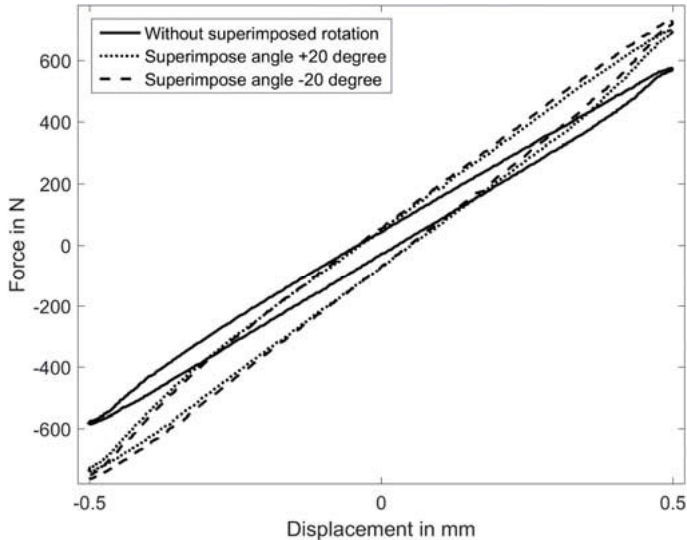


Fig. 2: Characterization of axial displacement with superimposed rotational angle

• Dynamic characterization

For the dynamic characterization, much higher frequencies are used in comparison to the quasistatic measurements. Because the handling and driving comfort is the primarily concern in this research, the maximum examined frequency is set at 30 Hz. By plotting the resulting force/torque over the applied displacement/rotation, a hysteresis is also the outcome. [7]

The ratio of the force/torque amplitude F_a to the displacement/rotation amplitude L_a , resolves the value of the dynamic stiffness C_{dyn} as shown in the following equation (2).

$$C_{dyn} = \frac{F_a}{L_a} \quad (2)$$

An additional characteristic value for a dynamic loading is the loss factor $d = \tan \delta$. The value δ stands thereby for the loss angle, which is the phase shift between the displacement/rotation and the force/torque, or the other way around, depending on whether the force/torque or the displacement/rotation is controlled [8]. For the calculation of the loss angle the ratio of the absolute damping A_W to the product of π and the amplitude of force/torque F_a and displacement/rotation L_a is needed (3). The value for the absolute damping corresponds with the enclosed area of the ellipse in the plotting of the dynamic hysteresis [8].

$$\delta = \arcsin \left(\frac{A_W}{F_a * L_a * \pi} \right) \quad (3)$$

In the following figure (Fig. 3.) an example of the influence, regarding multiaxial loading on the dynamic lateral characteristic of an engine mount is shown. The measurement was carried out with a sinusoidal displacement of 0.2 mm and 0 – 15 Hz, applied on the lateral Z-direction of the bushing. When the characterization without superimposed loading is completed, additional static displacements are applied (Fig. 8.). At first 7.0 mm in X-direction and subsequently 4.0 mm in Y-direction, which equals both times approximately 1.5 kN.

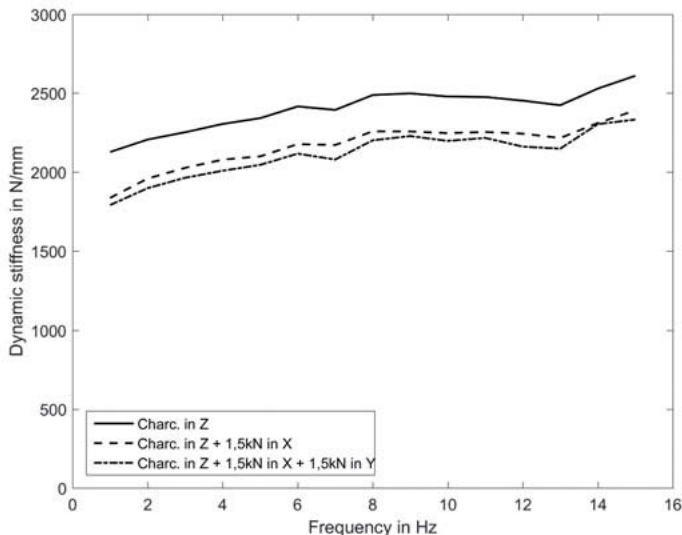


Fig. 3: Dynamic characterization of lateral displacement in Z-direction with superimposed force of 1.5 kN in X- and Y-direction

- **HiL measurements of the bushings**

Hardware in the Loop (HiL) is the integration of real components and system models into a joint simulation environment. Thereby it is very important, that the simulation runs in real-time and is possible to depicts the physical loads realistically [9]. For HiL measurements there are two systems necessary (Fig. 4.). At first the hardware environment, in which the tested component is fixed. And secondly the software environment, in which all components that are not present in reality are displayed as models [10]. At the Multi-EL-HiL the test-bench with the fixed bushing represents the hardware environment, whose inputs are the electrical actuators and outputs are the measured forces/torque of the multicomponent dynamometer. On the real-time environment, the rest of the vehicle is displayed as several models. These compute a displacement of the bushing according to the given inputs. After loading the bushing, using the actuators, the resulting forces/torques are given back to the models whereby new displacements result.

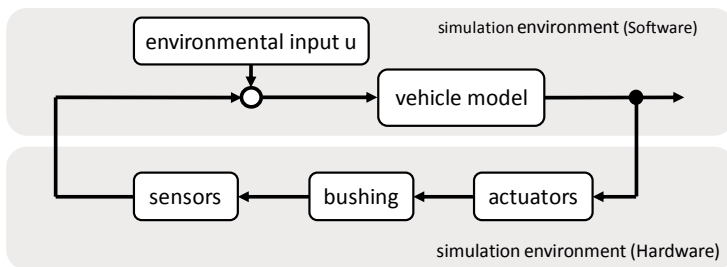


Fig. 4: Test environment Multi-EL-HiL test bench

The hardware environment is already operational as described in the previous chapters. For the software environment it is necessary to generate an environmental input and a vehicle model, which computes the appropriate displacement of the bushing. Because the first tested bushing is an engine mount the vehicle model must calculate the relative displacement between the engine and the car body. In the first step the HiL measurements will be done with only one dimension. In the next steps further dimensions will be added to the HiL environment. The used environmental input is the irregularity of the road and is given as the power spectral density of a synthetic road surface resulting from a filter-based road profile generator [11]. With this generator any road classification with its correlating power spectrum density,

road length and tire filtering effect [12] is possible. In figure 5 an example of a generated road, used for HiL tests is shown.

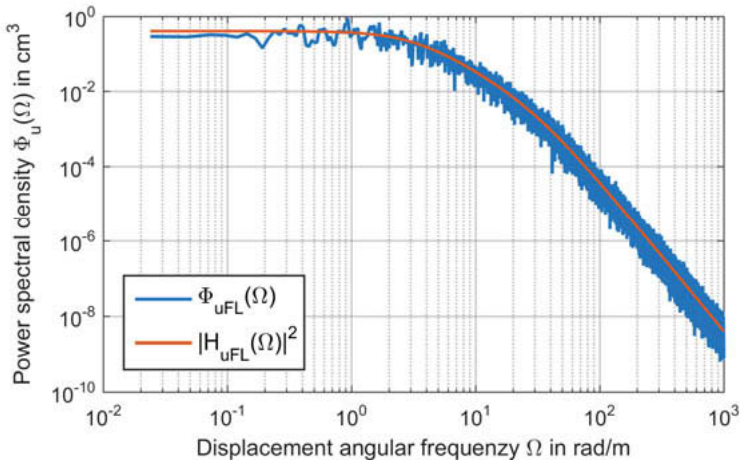


Fig. 5: Power spectral density of a synthetic road surface for Multi-EL-HiL tests

The engine was an electric motor, therefore the high frequency excitations of this motor are neglected in this simulation. Building on this, three Degrees of Freedom (DoF) are necessary to calculate the displacement of the engine mount out of the road profile (Fig. 6.). The displacement of the wheel x_W is simulated, using the unevenness road profile from the previously shown road as the environmental input u . Simultaneously the simulation of the consequential displacement of the car body x_C and the simulation of the displacement of the engine x_E is carried out. For the later the resulting force of the bushing is needed. Therefore, the relative displacement between the simulated displacement of the car body and the engine is applied to the tested bushing, whereby the measured forces can be fed back to the simulation of the quarter vehicle model. From that, new displacements are calculated and by applying this new displacement again on the bushing, the HiL environment is closed. The same approach can be used for vehicle handling simulation. Due to the lower frequencies up to 3 Hz, the required performance of the Multi-EL-HiL is significantly lower.

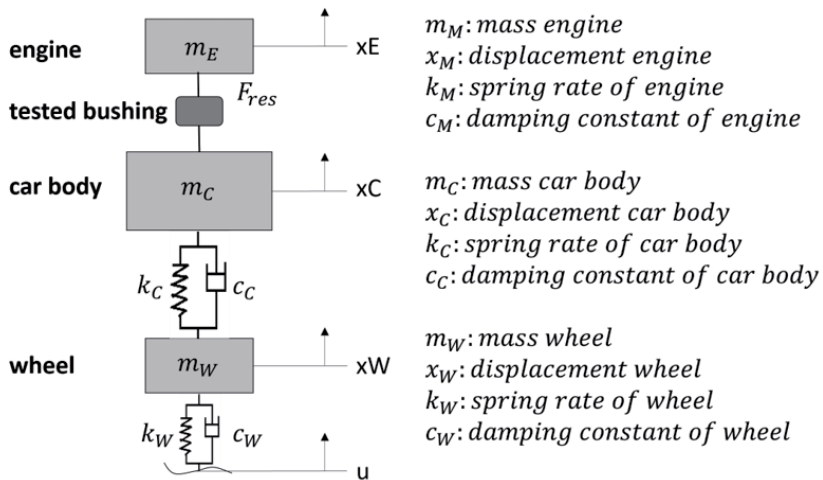


Fig. 6: Vehicle model for simulating the displacement of the engine mount

Conclusion

With the Multi-EL-HiL a successfully implemented concept of a multiaxial bushing test bench is presented, which is capable of measuring the force/torque and displacement/rotation with a very high accuracy. The focus lies on characterizing and measuring with multiaxial loading, as well as executing real-time capable HiL tests. For this purpose, the hard- and software components have been developed to fulfill real-time requirements. The actuators and guiding systems were developed to ensure best actuator control behavior. In addition, the actuator controller communicates via a fiber optic system, which guarantees a very low latency of the open and closed loop control.

The bushing test scenarios are split in characterization and HiL tests. For e.g. bushing HiL tests, measured and synthetic road surfaces can be used. The actuator controllers perform very well for all quasistatic and dynamic bushing tests. With the developed Multi-EL-HiL test bench and the test scenarios, the developing process of bushings can be accelerated and enhanced.

References

- [1] J. K. Ok, W. S. Yoo, J. H. Sohn: Experimental study on the bushing characteristics under several excitation inputs for bushing modeling. In: International Journal of Automotive Technology, S. 455–465
- [2] Klenke, D. u. Beste, A.: Absicherung der Lebensdauer von Gummilagern. In: Berichtsband der 11 Sitzung des DVM-Arbeitskreises Betriebsfestigkeit, S. 119–132
- [3] Korbinian Thaler: Projektarbeit I. zum Multiaxialen Elastomerlager Hardware-in-the-Loop Prüfstand (Multi EL-HiL), Hochschule für angewandte Wissenschaften München Bericht. München 2018
- [4] Kistler Instrumente AG: Betriebsanleitung, Signalkonditionierer Typ KIG4495A, Software V1.10. Winterthur: Kistler Instrumente AG 1999
- [5] Grellmann, W. u. Seidler, S. (Hrsg.): Kunststoffprüfung. München: Carl Hanser Verlag 2015
- [6] Bindauf, A., Angrick, C. u. Prokop, G.: Fahrwerkscharakterisierung an einem hochdynamischen Achsprüfstand. ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift 116 (2014) 12, 76 - 81
- [7] Lohse, C.: Über Wechselwirkungen in Elastomerlagern und deren Einfluss auf die Elastokinematik einer Vorderradaufhängung, Technische Universität Bergakademie Freiberg Dissertation 2016
- [8] DIN 53513:1990-03. *Bestimmung der visko-elastischen Eigenschaften von Elastomeren bei erzwungenen Schwingungen außerhalb der Resonanz*
- [9] VDI-Richtlinie 2206:2004-06. *Entwicklungsmethodik für mechatronische Systeme*
- [10] Adamski, D. (Hrsg.): Simulation in der Fahrwerktechnik. Einführung in die Erstellung von Komponenten- und Gesamtfahrzeugmodellen. ATZ/MTZ-Fachbuch. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH 2015
- [11] Sigg Stefan: Entwicklung einer durchgängigen Tool-Kette zur Testvektorerstellung, Testautomatisierung, Testauswertung und Reportgenerierung, Munich University of Applied Sciences Bachelor Thesis. München 2019
- [12] Ammon Dieter: Modellbildung und Systementwicklung in der Fahrzeugdynamik, Univ. Habil.-Schr. Karlsruhe 1997

Längsdynamikprüfstand zur Untersuchung des Zusammenspiels von Fahrbahn-Reifen-Fahrwerk-Antriebsstrang

Investigating road-tire-chassis interaction on a testrig for longitudinal dynamics

Prof. Dr.-Ing. **Dirk Engel**,
Hochschule für angewandte Wissenschaften Hamburg;
Dr.-Ing. **Tobias Hellberg**, Univ.-Prof. Dr.-Ing. **Martin Meywerk**,
Helmut Schmidt Universität Hamburg

Kurzfassung

Zur Untersuchung des Gesamtsystems Reifen-Fahrwerk-Fahrbahn wurde unter anderem ein Längsdynamik-Prüfstand (LDP) am Institut für Fahrzeugtechnik und Antriebssystemtechnik (IFAS) der Helmut-Schmidt-Universität (HSU) in Hamburg konzipiert und aufgebaut. In diesem Beitrag wird zunächst der entwickelte Prüfstand mit seinen Möglichkeiten und Rahmenbedingungen vorgestellt. Nachfolgend werden Messergebnisse auf unterschiedlichen Fahrbahnoberflächen (Beton, Asphalt, trocken, feucht) gezeigt.

Um einen detaillierten Einblick in die Reifenkontaktfläche bei Anfahrvorgängen erhalten zu können, wurde eine transparente Fahrbahn aus Polymethylmethacrylat (PMMA) am LDP eingesetzt und die Kontaktfläche mit einer Hochgeschwindigkeitskamera erfasst. Aufgrund des Prinzips der kinematischen Umkehr bleibt der Reifenlatsch während der gesamte Manöverdauer im Fokus der Kamera. Dadurch können die Ergebnisse am LDP dazu beitragen das Gesamtsystem detaillierter zu untersuchen.

Abstract

In this article self-excited full vehicle oscillations - in this context referred to as „Power-Hop“ - will be introduced. First results of full-vehicle measurements will be shown followed by the presentation of a specially build test rig. This "longitudinal dynamics testrig (LDP)" has been drafted and designed at the Institute for automotive and powertrain engineering (IFAS) of Helmut-Schmidt-Universität (HSU) in Hamburg.

Measurement results at different conditions (tarmac, concrete, dry, wet) concerning Power-Hop will be shown before a new transparent surface setup is introduced which allows to gain deeper insight into tire-contact patch.

1. Einleitung

Aus Gründen des Fahrkomforts wird im Automobilbereich die Motor-Getriebe-Einheit durch Elastomerlager von der Karosserie entkoppelt. Diese elastische Lagerung ermöglicht dem Aggregat Bewegungen relativ zur Karosserie. Eine der Hauptanforderungen während der Konstruktion eines Automobils stellt aber die hohe Bauraumdichte bzw. die optimale Nutzung des Bauraums unter Beachtung des Packageplans dar, denn im Betrieb darf es nicht zu Bauteilkollisionen kommen. Ein geforderter Mindestabstand darf nicht unterschritten werden oder es müssen Freiräume für eine Montierbarkeit und Austauschbarkeit von Komponenten im Service berücksichtigt werden.

Um diese Anforderungen erfüllen zu können, hat sich gezeigt, dass eine rein statische Betrachtung der Konstruktionslagen nicht ausreicht, denn aufgrund der Kopplung von Bauteilen durch elastische Lagerelemente, die der Verbesserung des Fahrkomforts dienen, und der Anregungen kann es zu einem Bewegungsverlauf der Bauteile kommen, der lediglich in einer dynamischen Betrachtung festgestellt werden kann. Die Resultate der dynamischen Freigangsuntersuchungen ergeben zusammen mit der statischen Geometrie-hülle der Bauteile aus der CAD-Konstruktion die dynamische Geometrie-hülle, die im weiteren Verlauf des Produktentstehungsprozesses (PEP) dem Digital Mockup (DMU) zugeführt und dort zur Erstellung und Untersuchung des virtuellen Gesamtfahrzeugs genutzt wird.

2. Problemstellung

Nachfolgend wird die Problemstellung der selbsterregten Gesamtfahrzeugschwingungen beschreiben. Die Ergebnisse wurden mit dem in Bild 1 zu erkennenden Messfahrzeug (linkes Teilbild) ermittelt. Neben der Erfassung fahrzeuginterner Größen (CAN-Bus) wurde dieses Fahrzeug mit weiterer Messtechnik ausgestattet, wobei insbesondere auf die Vorrichtung zur Erfassung der Aggregatbewegung hingewiesen sei. Diese ist in Bild 1 im rechten Teilbild zu erkennen. Die im Folgenden gezeigten Weggrößen der Aggregatbewegung beziehen sich dabei auf den linken markierten Messpunkt. Weitere Details und Erklärungen zur Aggregatbewegungsmessung sind [1], zum Messfahrzeug und der messtechnischen Ausstattung sowie der Manöver [2] zu entnehmen.

Die Anfahrmanöver führen bei Fahrzeugen mit Front-Quer-Motoranordnung zu Pendelbewegungen des Aggregats in Fahrzeuglängsrichtung, so dass diese Manöver den maximalen Bauraumbedarf in x-Richtung definieren. Der Versuchsablauf sieht im Allgemeinen vor, dass das Anfahrmanöver in der Ebene wie auch an Steigungen

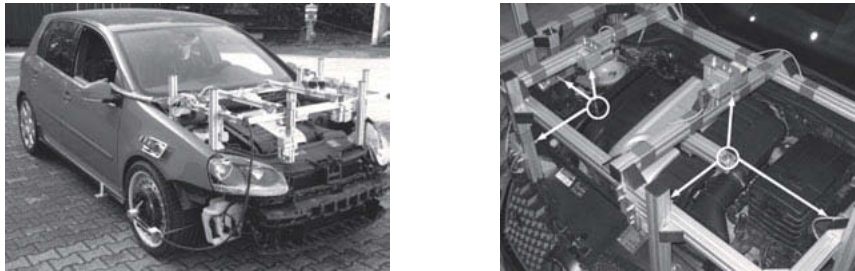


Bild 1: Messfahrzeug inkl. Anordnung zu Aggregatbewegungsmessung (links) und Anordnung der Seilzugpotentiometer an den beiden Messpunkten oben (rechts) [2]

durchgeführt wird, wobei im Stillstand der Fahrer den Motor mit einer Drehzahl zwischen $n = 2000$ bis 3000 min^{-1} drehen lässt, um dann schlagartig einzukuppeln.

Bei Fahrzeugen mit Automatikschaltung wird dagegen versucht, möglichst stark zu beschleunigen. Üblicherweise ist dabei das Fahrzeugstabilisierungssystem der Antriebsschlupfregelung (ASR) deaktiviert. In Bild 2 sind die zeitlichen Bewegungsverläufe eines Messpunktes in Fahrzeuginnenrichtung eines Anfahrmanövers vorwärts dargestellt. Im Allgemeinen stellt sich der in grau dargestellte zeitliche Verlauf ein, bei dem das Aggregat in positiver x-Richtung in die Anschläge der Lager geht. Unter bestimmten Bedingungen kommt es allerdings zu einem Aufschwingen des Gesamtsystems, was sich bei den Versuchen vor allem durch das Aufschwingen des Aggregats zeigt.

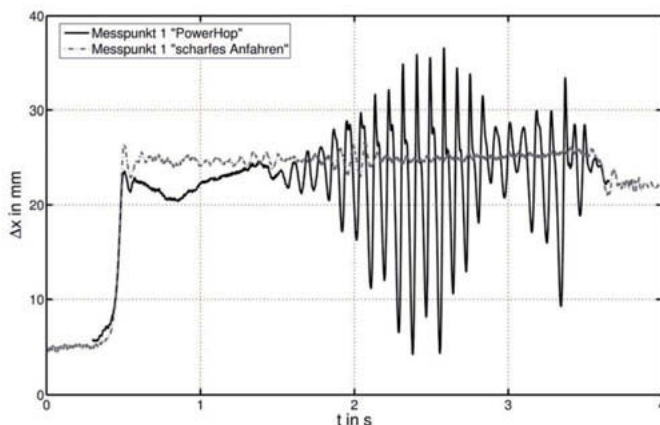


Bild 2: Bewegung eines Messpunktes am Aggregat mit und ohne Power-Hop [2]

Exemplarisch ist ein solcher Bewegungsverlauf in Bild 2 in schwarz dargestellt, wobei deutlich zu erkennen ist, dass die üblichen Bewegungsamplituden übertroffen werden, was zu einem deutlich höheren Bauraumbedarf des Aggregats führt. Dieser Effekt, auch als „Power-Hop“ bezeichnet, wird in [3] als ein vom Reifen angefachtes Schwingen des Fahrwerks und des Antriebsstrangs definiert. Aber auch mit eingeschalteten Fahrzeugstabilisierungssystemen, wie dem ASR, kann es zu diesem Aufschwingen des Aggregats kommen, mehr noch, durch den Eingriff des Systems können die Schwingungen sogar induziert werden, wie es in Bild 3 gezeigt wird.

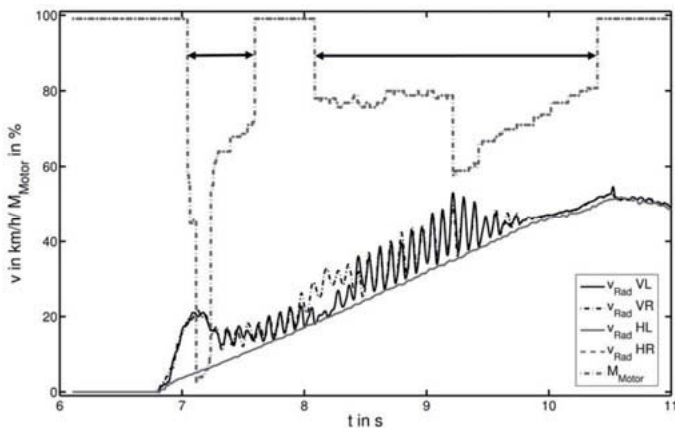


Bild 3: Gemessener zeitlicher Verlauf der Radgeschwindigkeiten bei Eingriffen des Fahrerassistenzsystems ASR [2]

Das Diagramm zeigt die Verläufe der Radgeschwindigkeiten an Vorder- (volle Linien) und Hinterachse (unterbrochene Linien) sowie strichpunktiert das CAN-Bus-Signal des ASR-Eingriffs in den Motormomentenverlauf. Ein Wert von 100% entspricht dabei dem vom Fahrer per Fahrpedalstellung vorgegebenen Motormoment. Erfolgt durch das Schlupfregelsystem ein Eingriff in das Motormanagement, so wird das abzugebende Motormoment entsprechend prozentual reduziert, diese Eingriffsphasen sind in Bild 3 durch Doppelpfeile gekennzeichnet. Zu Beginn des Anfahrmanövers wird eine größere Differenzgeschwindigkeit von Vorder- zu Hinterachse deutlich, die zu einem Eingriff des Stabilitätsregelsystems in die Motorsteuerung führt. Der Eingriff reduziert das Motormoment um etwa 95% bevor über einen Zwischenschritt das Motormoment gemäß der Pedalwertvorgabe (entspricht 100 %) abgegeben werden kann. Durch den Eingriff wird die Differenzgeschwindigkeit verkleinert, allerdings kommt es in der Folge des Eingriffs zu einem Aufschwingen der Radgeschwindigkeits-

signale. Auch nach der Freigabe des Motormoments wird keine dämpfende Wirkung deutlich. Ein zweiter Eingriff wird aufgrund des Geschwindigkeitsunterschieds an der Vorderachse (links zu rechts) vorgenommen. Als Folge des zweiten Eingriffs schwingen beide Vorderradgeschwindigkeiten phasengleich mit größeren Amplituden. Erst nach einer dritten Reduktion des Motormoments und einer gemäßigten Rückführung klingen die Schwingungen ab. Neben den bereits erwähnten Problemen hinsichtlich des Bauraumbedarfs hat dieser Effekt auch erheblichen Einfluss auf die Fahrsicherheit, den Fahrkomfort und auch auf die Lebensdauer von Fahrwerk-, Aggregatlagerungs- und Karosseriebauteilen. Das Auftreten der Antriebsstrangschwingungen häuft sich bei feuchten bzw. nassen Fahrbahnkonditionen und kann sowohl bei Fahrzeugen mit manuellen wie auch automatisierten Getrieben beobachtet werden. Die genauere Betrachtung dieses Systemverhaltens mit den aufklingenden Schwingungen des Aggregats führt zu dem Schluss, dass es sich dabei um selbsterregte Schwingungen handelt. Diese zeichnen sich dadurch aus, dass sie im eingeschwungenen Zustand während einer Schwingungsperiode einer externen Energiequelle gerade so viel Energie entziehen, dass ihre Dämpfungsverluste ausgeglichen werden. Dabei schwingt das System dann in seiner Eigenfrequenz. Dieses Schwingungsphänomen tritt nicht nur bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren mit Front-Quer-Motoranordnung auf, sondern wird auch bei heckgetriebenen Fahrzeugen beobachtet. Ebenso kann es bei einem vergleichbaren Aggregatlagernkonzept bei Elektrofahrzeugen beobachtet werden.

3. Untersuchung im Gesamtfahrzeugversuch

Im Gesamtfahrzeugversuch konnten zunächst drei unterschiedliche Anregungsarten der Aggregatschwingungen identifiziert werden, die unter Umständen durch ein Eingreifen von Fahrerassistenzsystemen induziert werden (vgl. [2]). Die Anregungsarten werden anhand der Bewegungsmessung am Aggregat sowie unter Berücksichtigung der fahrzeuginternen Radrehzahlsignale unterschieden, die in Bild 4 zu erkennen sind.

Neben den subjektiven Wahrnehmungen des Fahrers äußern sich die Schwingungen durch deutlich vergrößerte Amplituden in der Aggregatbewegung bei einer Frequenz von $f \approx 11$ Hz. Das Verhalten der Radgeschwindigkeiten weist ebenfalls eine Schwingung mit einer Frequenz von $f \approx 11$ Hz aus und zeigt die Charakteristik einer Stick-Slip-Schwingung, d.h. die Radgeschwindigkeiten der Antriebsräder schwingen bis zu der Fahrzeuglängsgeschwindigkeit. Somit kann dieses Verhalten, was auch anhand von Hochgeschwindigkeitskameraaufnahmen beobachtet wurde, als ein globales Stick-Slip-Verhalten des gesamten Reifens interpretiert werden. Durch die Interpretation der Anregbarkeitsanalyse am vereinfachten Ersatzmodell eines Rotationsschwingers zeigt sich, dass die charakteristische

Frequenz von $f \approx 11$ Hz der Eigenfrequenz des geschlossenen Antriebsstrangs gleichzusetzen ist. Um eine Aussage zur Sensitivität des Systems machen zu können, werden an dem Versuchsfahrzeug Parametervariationen vorgenommen (vgl. [2]).

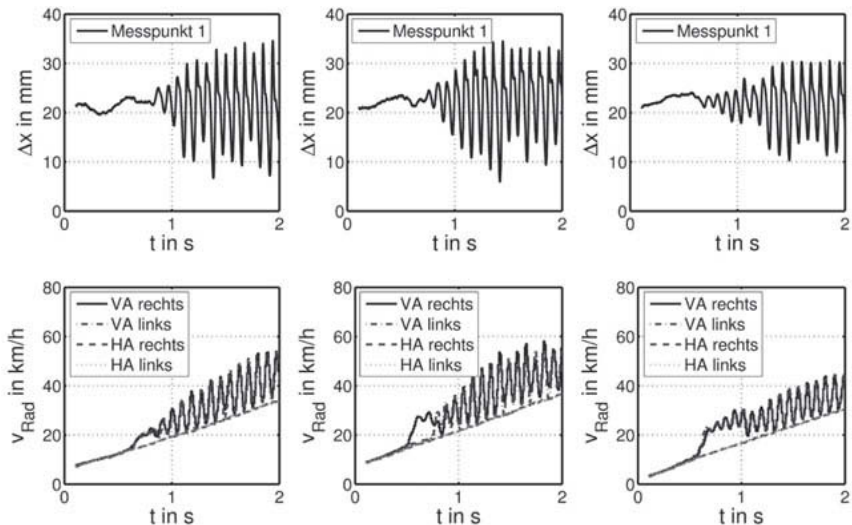


Bild 4: Übersicht der identifizierten Anregungsarten [2]

Bei Fahrversuchen mit Reifen gleicher Größe von einem anderen Hersteller treten die Aggregatschwingungen ebenso auf wie bei einer Variation des Fülldrucks der Reifen. Gleichmaßen treten die Schwingungen mit einem Hauptfrequenzanteil von $f \approx 11$ Hz bei Versteifung der Pendelstütze auf. Dabei verringern sich die Bewegungsamplituden deutlich und die Rollachse des Aggregats verschiebt sich in Richtung der negativen z-Achse. Durch die Pendelstützenversteifung können lediglich die Motor- und Getriebelager eine Bewegungsmöglichkeit bieten, sodass bei einer Frequenz von weiterhin $f \approx 11$ Hz davon ausgegangen werden kann, dass diese Steifigkeiten auch bei der normalen Anordnung der Aggregatlagerung die Frequenz bestimmen. Eine qualitative Abschätzung eines negativen Gradienten nach dem maximalen Kraftschlussbeiwert im projizierten μ -S-Diagramm ergibt für Manöver, in deren Verlauf es zu ausgeprägten Antriebsstrangschwingungen kommt, einen größeren negativen Gradienten, als bei Manövern, in deren Folge es lediglich zum Durchdrehen der Räder kommt. Zusammenfassend kommt man bei Betrachtung der Gesamtfahrzeugversuche

zu dem Schluss, dass das integrale Kraftschluss-Schlupf-Verhalten des Reifens die Entstehung der Aggregatschwingungen bestimmt.

4. Längsdynamik-Prüfstand

Wie im vorangegangenen angedeutet, stellt die Reproduzierbarkeit der Versuchsbedingungen im Fahrversuch (Temperatur, Feuchtigkeitsgrad der Straße usw.) eine Herausforderung dar. Zur Standardisierung der Prüfprozedur und Bewegungsgrößen wurde am Institut für Fahrzeugtechnik und Antriebssystemtechnik (IFAS) der Helmut-Schmidt-Universität Hamburg ein Längsdynamikprüfstand konzipiert und aufgebaut, an dem die Anfahrversuche nachgestellt werden können. Dazu wurde ein Konzept entwickelt, das neben der Reproduzierbarkeit auch eine Separation von Längs- und Vertikalkraft am Reifen erlaubt und die Berücksichtigung verschiedener Fahrbohlenoberflächen als Einflussgröße auf die Entstehung der Aggregatschwingungen ermöglicht. Der Aufbau des Prüfstands ist in Bild 5 und Bild 6 zu erkennen; die einzelnen Komponenten sind in Tabelle 1 aufgeführt.

Innerhalb eines Prüfstandsrahmens wird an einem servohydraulischen Zylinder ein Aggregatrahmen angebracht, an dem das baugleiche Aggregat und die baugleiche Vorderachse im Vergleich zu dem in Kapitel 3 vorgestellten Messfahrzeug montiert sind. Nach dem Prinzip der kinematischen Umkehr bewegen die Antriebsräder eine in der Gesamtmasse auf das Versuchsfahrzeug abgestimmte Fahrbohlenkonstruktion, auf der unterschiedliche Fahrbohlenoberflächen angebracht werden können. Das Prüfstandskonzept ermöglicht am Prüfstand eine Trennung der Antriebs- und Normalkräfte der Reifen, sodass die Aggregatschwingungen unter Variation des Achslastniveaus und der Vorgabe des zeitlichen Verlaufs der Achslast an einem Vorder- oder Hinterachsenantriebssystem untersucht werden können.

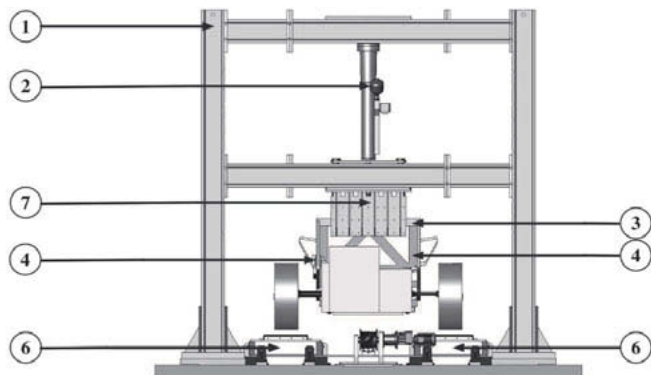


Bild 5: CAD-Modell des Längsdynamikprüfstands (Frontansicht) [2]

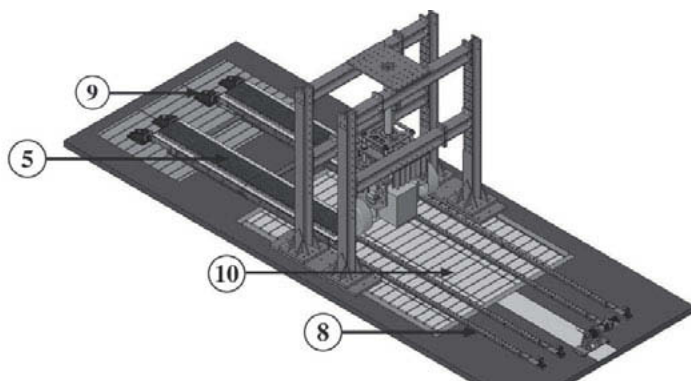


Bild 6: CAD-Modell des Längsdynamikprüfstands (isometrische-Ansicht) [2]

Tabelle 1: Komponenten und Kennwerte des Längsdynamikprüfstands

Position	Bezeichnung	Erläuterung
1	Prüfstandsrahmen	
2	Servohydraulischer Zylinder mit Kraftmessdose	$F_{Zyl,max}=16 \text{ kN}$, $s_{Zyl}=400 \text{ mm}$ $F_{max}=10 \text{ kN}$
3	Tragplatte Aggregatrahmen	
4	Seitenplatten Aggregatrahmen	
5	Fahrbahnkisten	$s_{Fahrbahn}=4020 \text{ mm}$ Asphalt; Beton; PMMA
6	Chassisrahmen	$m_{Ges}=1120 \text{ kg}$ montierbare Zusatzgewichte
7	Abstützung Aggregatrahmen	
8	Linearführung	$s = 8200 \text{ mm}$
9	Industriedämpfer	
10	Spannfeld	

Die Ablaufsteuerung der Versuche kann manuell oder per Steuerdatei erfolgen. Soll der Prüfstand manuell gefahren werden, können die Größen Radlastverlauf, Fahrpedalwunsch und Bremsensteuerung vom Bediener vorgegeben werden. Beim vollautomatisierten Ablauf werden in einer Zentraldatei als zeitliche Abfolge sowohl die Zylinderregelung wie auch die Fahrpedalstellung und die Bremssteuerung definiert, die dann über den Prüfstandsregler abgefahren wird. Weiterhin sind auch zwischen diesen beiden Steuerungsarten alle möglichen Kombinationen aus manueller und automatisierter Vorgabe denkbar. Dazu müssen dann in der entsprechenden Datei die jeweiligen zu steuernden Kanäle eingetragen werden. Weitere Details zum Aufbau des Prüfstands sind [2] zu entnehmen.

Zunächst konnte eine Vergleichbarkeit sowie eine Reproduzierbarkeit der Antriebsstrangschwingungen am Prüfstand zu den Schwingungen im Gesamtfahrzeugversuch nachgewiesen werden, siehe [2]. Im Weiteren wurden die Aggregatschwingungen unter Variation des Achslastniveaus und der Vorgabe des zeitlichen Verlaufs der Achslast nachvollzogen (vgl. [2]). Die Untersuchungen auf den unterschiedlichen Fahrbahnoberflächen haben ebenfalls eine Reproduzierbarkeit des Effekts gezeigt. Dazu kamen zunächst zwei unterschiedliche Fahrbahnoberflächen zum Einsatz. Zum einen ein Gussasphalt D47 mit einer Gesteins-

körnung 0/11, der nach dem Einbringen in die Fahrbahnkisten abgestreut wurde. Zum anderen eine Betonfahrbahn der Klasse C20/25. Die beiden Fahrbahnoberflächen sind in dem nachfolgenden Bild 7 gezeigt.

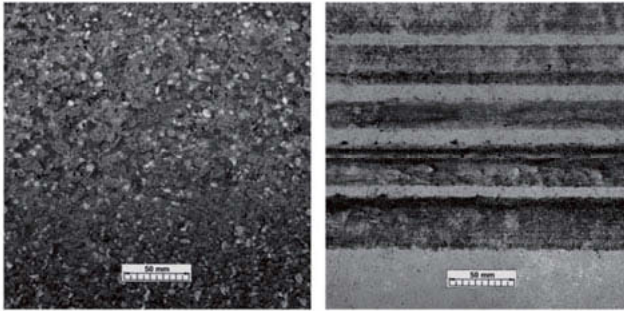


Bild 7: Fahrbahnoberfläche Asphalt (links) und Beton (rechts) [2]

Somit kann davon ausgegangen werden, dass die Antriebsstrangschwingungen im Sinne der Power-Hop-Schwingungen in erheblichem Maße von der integralen Darstellung des Kraftschlussbeiwertes über dem Schlupf des Reifenlatschs beeinflusst wird. Insbesondere der negative Gradient, der sich nach dem Reibwertmaximum einstellt, begünstigt das Auftreten der Antriebsstrang- bzw. Gesamtfahrzeugschwingungen. Als Beispiel sind nachfolgend in Bild 8 die Ergebnisse von Messungen auf einer Asphalt- sowie einer Betonfahrbahnoberfläche zu erkennen.

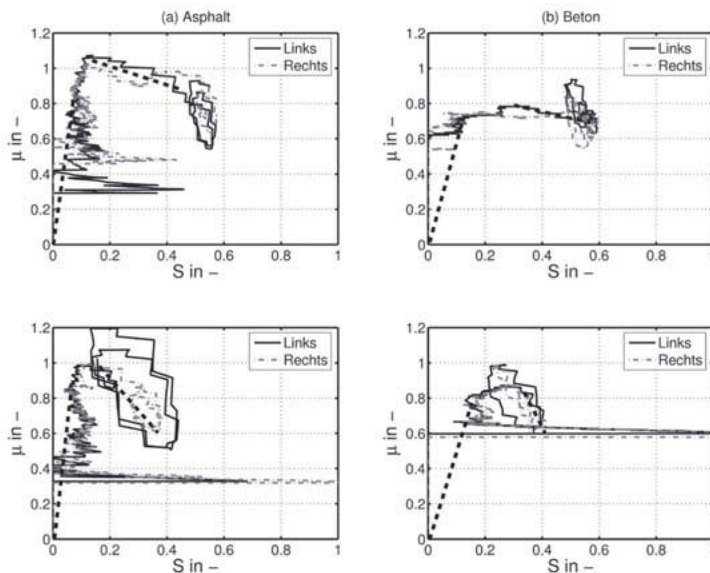


Bild 8: Ermittelte μ -S-Kurven auf Asphalt (linke Spalte) und Beton (rechte Spalte) [2]

5. Längsdynamik-Prüfstand mit transparenter Fahrbahn

In der technischen Mechanik werden zur Erklärung und Untersuchung selbsterregter Schwingungen im Wesentlichen zwei Modelle unterschieden, die als Ursache dieser Schwingungen das Vorhandensein eines negativen Gradienten der Reibcharakteristik (z.B. [4]) oder eine Normkraftschwankung (z.B. [5]) aufführen. Nach [2] gehören die Power-Hop-Schwingungen zur Gruppe der selbsterregten Schwingungen. Daher kann der LDP auch als Prüfstand zur Untersuchung des Entstehungsmechanismus der Schwingungen genutzt werden. Aus Achsebene konnte in [2] nachgewiesen werden, dass bei unterschiedlichen Normkraftverläufe es immer wieder zu selbsterregten Schwingungen kommt.

Um aber die Vorgänge im Latsch während des Auftretens der Power-Hop Schwingung genauer untersuchen zu können, wurde eine transparente Fahrbahn für die Untersuchung am LDP vorgesehen (Bild 9).

Allgemeiner kann an diesem Prüfstand unter Nutzung der transparenten Fahrbahn der Abrollvorgang auch bei höherer Dynamik sichtbar gemacht werden. Dadurch können tiefergehende Erkenntnisse der Kontaktvorgänge und des Profilelementverhaltens erlangt werden,

die aufgrund der, z.B. in [6] erwähnten, Schwächen der klassischen Prüfstandstechnologien so nicht darstellbar sind. Die so gewonnenen Erkenntnisse können dann auch zur Validierung und Verbesserung von Reifenmodellen genutzt werden s. [7].



Bild 9: Längsdynamikprüfstand mit transparenter Fahrbahn

Durch die Konzeption des Prüfstandes, bei der nach dem Prinzip der kinematischen Umkehr die Reifen eine Fahrbahnkiste bewegen, bleiben die Reifen an einer Position, so dass die Vorgänge im Reifenlatsch durch eine stationäre Kamera beobachtet werden können.

Die Anordnung einer Hochgeschwindigkeitskamera unterhalb der Fahrbahn erlaubt in Verbindung mit der transparenten Fahrbahn die Kontaktfläche in Situ bei hochdynamischen Fahrmanövern zu betrachten. Für eine Verbesserung der Sichtbarkeit des Latsches wird Licht seitlich in die Fahrbahn eingekoppelt. Bild 10 zeigt die Versuchsanordnung sowie den Strahlengang für in die Fahrbahn strahlendes Licht unter verschiedenen Bedingungen. Die Nutzung einer derartigen Anordnung ist in der Literatur für stehende oder bewegte Pkw-Reifen bekannt (s. z.B. [8]). Für hochdynamische Vorgänge, wie der zu untersuchende Anfahrvorgang, stellt diese Versuchsanordnung einen neuartigen Einsatz dar. Die Herausforderung besteht in der Bereitstellung der nötigen Lichtintensität für eine Bildrate, die eine Bewertung der Vorgänge im Latsch erlaubt.

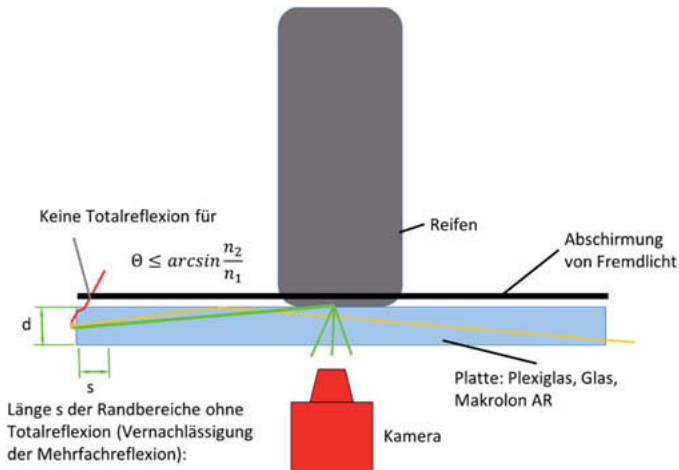


Bild 10: Prinzipbild für die Erfassung des Streulichts bei behinderter Totalreflexion

Das Licht wird an der Stirnseite mit der Höhe d der aus PMMA (Polymethylmethacrylat) bestehenden Fahrbahn eingekoppelt. Mit der Betrachtung der Bedingung für die Totalreflexion

$$\theta \leq \arcsin \frac{n_2}{n_1}$$

ergibt sich der Grenzwinkel für die Medien PMMA ($n_1 \approx 1,485 - 1,5$, im Bereich des sichtbaren Lichts) und Luft ($n_2 = 1$) zu $\theta \approx 42^\circ$. Trifft der Lichtstrahl in einem größeren Winkel auf wird dieser totalreflektiert. Für das seitlich eingekoppelte Licht treten an der Grenzschicht der Fahrbahnoberfläche zur Luft, wie in Bild 10 exemplarisch dargestellt (orangener Strahlengang), größere Winkel auf, so dass die Bedingung für die Totalreflektion erfüllt ist. Das Licht tritt auf der gegenüberliegenden Seite der Fahrbahn aufgrund des kleinen Winkels aus. Wird ein Reifen auf der Fahrbahnoberfläche positioniert, so entfällt der Sprung des Brechungsindex und ein Teil der Wellen wird nicht mehr totalreflektiert, sondern dieser Teil wird am Reifen gestreut und führt so zu einem Abbild des Profils an der Grenzfläche zwischen Reifen und Glasplatte (vgl. Bild 11).

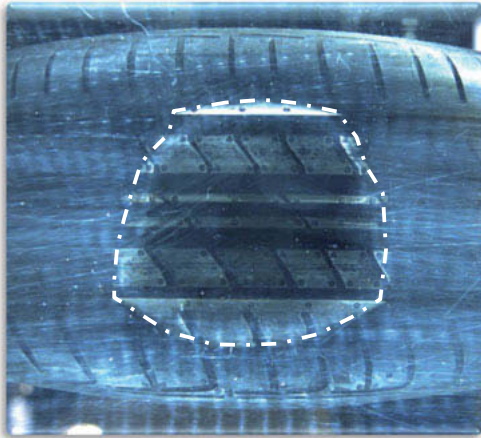


Bild 11: Abbild des Reifens dargestellt über die unterbundene Totalreflexion und die damit ermöglichte Streuung des Lichts

Die Intensität der Streuung hängt dabei von verschiedenen Faktoren ab, da die Wellentheorie des Lichts an dieser Stelle davon ausgeht, dass das totalreflektierte Licht zum Teil noch in den umgebenen Luftraum gelangt, um dann zurückgeworfen zu werden. Da es sich bei Gummi um eine raue Oberfläche handelt (ebenso wie Glas), hängt die Lichtintensität von der Grenzfläche zwischen diesen Materialien ab. Tendenziell ist davon auszugehen, dass die Intensität des gestreuten, nicht totalreflektierten Lichts mit zunehmendem Druck steigt. Dieser Zusammenhang ist allerdings nicht als universelles und unabhängiges Phänomen anzusehen, sondern diese Relation hängt von den Rauigkeiten und den Nachgiebigkeiten der beiden in Kontakt stehenden Körper ab (vgl. Bild 12).

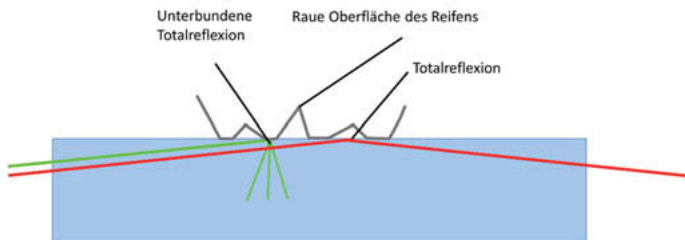


Bild 12: Prinzipbild für die Erfassung des Streulichts bei unterbundener Totalreflexion

6. Untersuchungen auf transparenter Fahrbahn

Die Untersuchung der Power-Hop Schwingung auf der transparenten Fahrbahn bedingt zunächst eine Parametervariation für die aufzupragende Radlast und das zu übertragende Moment. Durch die geänderten Reibverhältnisse gegenüber einer Asphalt- oder Betonfahrbahn ist zunächst jenes Parametertupel zu identifizieren, welches die Antriebsstrangschwingung auftreten lässt. Dabei spielt ebenfalls der von dem Reifen auf die Fahrbahn übertragene Gummiabrieb eine Rolle, da hierdurch die Reibungsparameter beeinflusst werden. Für reproduzierbare Ergebnisse sind daher stets konstante Bedingungen in Bezug auf die Beschaffenheit der Fahrbahnoberfläche einzustellen.

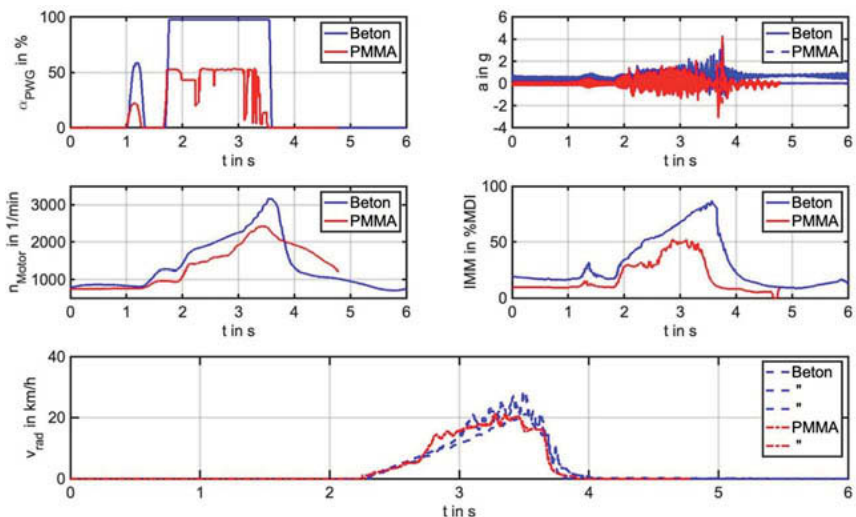


Bild 13: Messung auf transparenter Fahrbahn – Variante 1

In Bild 13 sind die Kenngrößen für einen Versuch dargestellt, bei dem es nicht zu einem Aufschwingen der Raddrehzahlen (Power Hop) kommt. Es kommt lediglich zu erhöhtem Schlupf und damit zu einem Durchdrehen der Räder. Die Diagramme in Bild 13 zeigen die gewonnenen Messdaten über der Zeit. In blau sind die Kenngrößen einer Power-Hop-Messung auf der Betonfahrbahn als Referenzgrößen dargestellt, in rot sind die Messgrößen auf der transparenten (PMMA) Fahrbahn gezeigt.

Oben links ist die Fahrpedalstellung in Prozent, oben rechts die Beschleunigung in Längsrichtung des linken (zur besseren Übersichtlichkeit) Querlenkers in g abgebildet. Die Fahrpe-

darstellung wurde für diesen Versuch auf ca. 52% eingestellt. Die Reduzierung des Fahrpedalwertes auf ca. 52% führt dementsprechend zu geringeren Motordrehzahlen (Mitte links) und zu einem kleineren inneren Motormoment (Mitte rechts) als bei den Versuchen auf der Betonfahrbahn. Dennoch kommt es bei diesem Versuch auf der PMMA-Fahrbahn zu höheren Schlupfwerten an den Rädern (untere Reihe) und nicht zu dem charakteristischen Schwingen der Radgeschwindigkeiten, das einen Power-Hop charakterisiert. Dies lässt auch der zeitliche Verlauf der Beschleunigungswerte am Querlenker erkennen.

Vergleichend hierzu ist in Bild 14 eine Messung mit einem geringeren Prozentwert der Fahrpedalstellung (ca. 33%) abgebildet. Hierbei zeigen die Beschleunigungen eine Anregung in dem für den Power-Hop typischen Frequenzbereich. Die Schwingung – insbesondere der Raddrehzahlen – ist nicht derart stark ausgeprägt wie auf der Betonoberfläche, jedoch in Ansätzen zu erkennen.

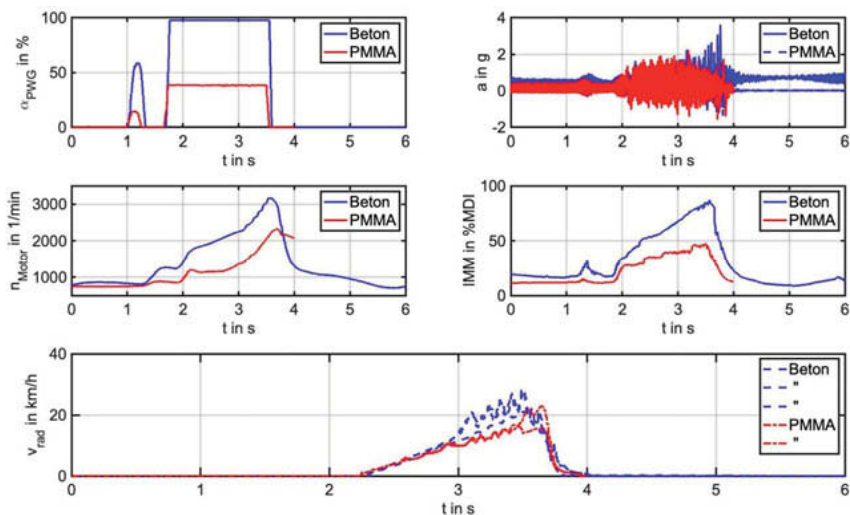


Bild 14: Messung auf transparenter Fahrbahn – Variante 2

7. Zusammenfassung und Ausblick

Bei einem scharfen Anfahrmanöver kann es, vor allem in Abhängigkeit der Fahrbahnkonditionen, zu selbsterregten Schwingungen des Antriebsstrangs und des Fahrwerks kommen. Dieser, auch als „Power-Hop“ bezeichnete, Effekt hat neben einem erhöhten Bauraumbedarf

des Aggregats auch Einfluss auf die Fahrsicherheit, den Fahrkomfort und auf die Betriebfestigkeit verschiedener Komponenten. Im Rahmen dieser Arbeit sind ganzheitliche Untersuchungen dieser Art der Antriebsstrangschwingung unter besonderer Berücksichtigung des Reifeneinflusses vorgenommen und die Ergebnisse bewertet worden.

Ein wesentlicher Nachteil der Untersuchungen im Gesamtfahrzeug stellt die starke Beeinflussung der Resultate durch die Versuchsbedingungen dar. Um den Effekt unter definierten und konstanten Umweltbedingungen untersuchen zu können, wurde ein Längsdynamikprüfstand (LDP) konzipiert und in Betrieb genommen. Dieser ermöglicht neben der Reproduzierbarkeit der Schwingungen eine getrennte Einstellung der Längs- und Vertikalkräfte sowie die Berücksichtigung verschiedener Fahrbahnoberflächen. Es konnten die Vergleichbarkeit zu Ergebnissen aus dem Gesamtfahrzeugversuch und eine Reproduzierbarkeit der Resultate am Prüfstand gezeigt werden. Ebenso konnte ein Auftreten der Aggregatschwingungen bei unterschiedlichen Radlastfunktionen und auf unterschiedlichen Fahrbahnoberflächen nachgewiesen werden. Nach der Betrachtung der Kraftschluss-Schlupf-Kurven kann davon ausgegangen werden, dass der negative Gradient nach dem maximalen Kraftschlussbeiwert einen Einfluss auf das Auftreten der Schwingungen hat.

Um einen detaillierten Einblick in die Vorgänge im Reifen-Fahrbahn-Kontakt zu erlangen wurde der Prüfstand um eine transparente Fahrbahn erweitert. Aufgrund des Prüfstandkonzepts kann der Reifenlatsch somit über den ganzen Anfahrvorgang hinweg beobachtet werden. Die Kontaktfläche wird dabei unter Nutzung der Totalreflexion unter transparenten Medien sichtbar gemacht.

Der Prüfstand kann in zukünftigen Arbeiten weiterhin als wichtiges Hilfsmittel zur Untersuchung von neueren Antriebsstrangkonfigurationen wie Hybrid- und rein elektrisch angetriebenen Fahrzeugen dienen. Durch den modularen Aufbau können zum einen Bauteile wie z.B. die Lagerung variiert und der Einfluss auf das Gesamtverhalten betrachtet werden.

Zum anderen können, hinsichtlich der Untersuchung der Vorgänge im Reifen-Fahrbahn-Kontakt, zusätzliche Erkenntnisse zum Reifenverhalten erlangt werden. Diese könnten dann u.a. bei Fragen zum Thema Reifenabrieb nützlich sein.

Weiterhin sind diese Ergebnisse aber auch wertvoll, um Reifenmodelle entsprechend zu parametrieren bzw. das berechnete Verhalten zu validieren.

- [1] Wojke, B.; Fuhrmann, J.: Dynamische Bauraumuntersuchungen. Berechnung und Simulation im Fahrzeugbau (2002), VDI-Berichte Nr. 1701, S.495-515.
- [2] Engel, D.: Analyse selbsterregter Gesamtfahrzeugschwingungen in der dynamischen Bauraumuntersuchung. Aachen: Shaker Verlag 2010
- [3] Halbmann, W.; Hölscher, M.: Power Hop – Durch den Reifen angefachte Schwingungen von Fahrwerk und Antriebsstrang. Fortschritte der Fahrzeugtechnik, Bd. 1, Fahrzeugdynamik (1988), S.83-109.
- [4] Hagedorn, P: Nichtlineare Schwingungen. Wiesbaden: Akademische Verlagsgesellschaft, 1978
- [5] Brommundt, E.: Ein Reibschwinger mit Selbsterregung ohne fallende Reibkennlinie. In: Zeitschrift für angewandte Mathematik und Mechanik. 75(11), S.811-820, 1995
- [6] Linke, T.; Wangenheim, M.; Wiese, K.; Wies, B.: Ein neuer Laborprüfstand zur Bewertung von einzelnen Reifenprofilklötzen. VDI-Berichte 2296 (2017): S.257-270
- [7] Engel, D.: Modellbildung und Modellierung selbsterregter Gesamtfahrzeugschwingungen. VDI-Tagung Schwingungen 2019. 04.& 05.11.2019. Würzburg
- [8] Castillo, J.; Pérez de la Blanca, A.; Cabrera, J. A.; Simón, A.: An optical tire contact pressure test bench, Vehicle System Dynamics, Vol. 44, No. 3, (2006), S.207–221

Messelektronik in Faser-Elastomerverbünden zur drahtlosen und echtzeitfähigen Messwerterfassung in Motorradreifen

Dipl.-Ing. **Rico Zimmermann**, Dipl.-Ing. **Andy Batzdorf**,
Prof. Dr.-Ing. **Günther Prokop**, Prof. Dr.-Ing. **Bernard Bäker**,
Technische Universität Dresden, Fakultät Verkehrswissenschaften
„Friedrich List“, Institut für Automobiltechnik Dresden – IAD,
Professur für Fahrzeugmechatronik, Dresden

Kurzfassung

Der Entwicklungsprozess eines Reifens für Kraftfahrzeuge ist ein sehr komplexer Vorgang. Durch den frühzeitigen Einsatz von Messelektronik können Anforderungen präzise spezifiziert und objektiviert sowie Wechselwirkungen identifiziert werden. Die Erfassung der Messwerte direkt im konstruktiven Aufbau des Reifens erweist sich in diesem Kontext als besonders vorteilhaft. Mithilfe der gewonnenen Erkenntnisse sind die Reduktion von Versuchsträgern und somit eine effektive Verkürzung der Entwicklungszeit möglich. Ein Serieneinsatz dieser Technologie ist ebenfalls möglich. Dadurch können Fahrassistenzen- und Fahrdynamikregelsysteme verbessert sowie die Fahrzeugsicherheit erhöht werden.

Abstract

The process of developing a tyre for motor vehicles is a very complex procedure. By using measurement electronics from an early stage, requirements can be precisely specified and objectified and interactions identified. In this context, the acquisition of measured values directly in the design of the tire proves to be particularly advantageous. With the help of the knowledge gained, it is possible to reduce the number of test specimens and thus effectively shorten the development time. A series use of this technology is also possible. This allows driving assistance and driving dynamics control systems to be improved and vehicle safety to be increased.

1. Motivation - Reifenentwicklungsprozess

Reifen zählen seit Beginn der Kraftfahrzeugentwicklung zu den wichtigsten Komponenten. Entsprechend vielfältig ist deren Anforderungsspektrum. Im Zuge der fortschreitenden Elektrifizierung der Antriebsstränge von Kraftfahrzeugen verändern sich die Randbedingungen der

Reifenentwicklung zunehmend. Neben immer größeren Anforderungen an die Effizienz (geringer Rollwiderstand) rücken zunehmend die Aspekte Nachhaltigkeit (Verschleiß), Emissionen (Geräusche und Partikel) sowie Betriebsfestigkeit (hohe Radlasten, große Antriebsdrehmomente) in den Fokus der Reifenentwicklungen. Bei der Konstruktion und Auslegung herkömmlicher Reifen besteht eine Vielzahl an Zielkonflikten (z. B. geringer Rollwiderstand und hohe Nasshaftung). Bild 1 verdeutlicht diesen Sachverhalt.

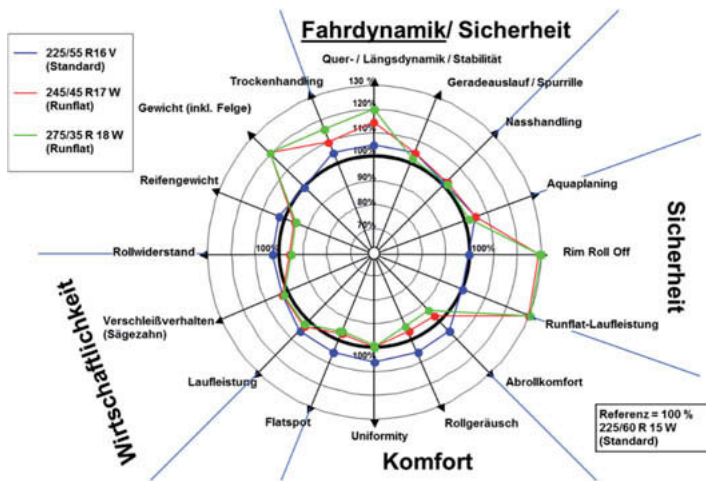


Bild 1: Reifenanforderungsprofil (beispielhaft)

Das Entwicklungsergebnis stellt deshalb stets einen Kompromiss dar. Die Auflösung dieser Zielkonflikte und damit einhergehend eine Optimierung der einzelnen Eigenschaften ist nur durch die eine genaue Kenntnis der physikalischen Wirkketten und der einzelnen Parameter möglich.

Die Reifenentwicklung stellt einen komplexen Prozess dar, der maßgeblich durch eine Vielzahl an Prototypen/Versuchsträgern und eine große Anzahl an Iterationsstufen geprägt ist. Die Basis für diesen Prozess bildet der überblicksmäßig in Bild 2 dargestellte systematische Entwicklungsprozess.

Aus Anforderungsdefinition und der Zielkonfliktanalyse erfolgt eine Ableitung eines Lösungskonzepts für den zu entwickelnden Reifen. Es folgt die Entwicklung, Konstruktion und Produk-

tion der Versuchsreifen. Zur Optimierung des Konzepts werden Simulationsmodelle eingesetzt. Nach erfolgreicher Validierung durch Prüfstands- und Fahrversuche erfolgt die Überführung zum Serienprodukt.

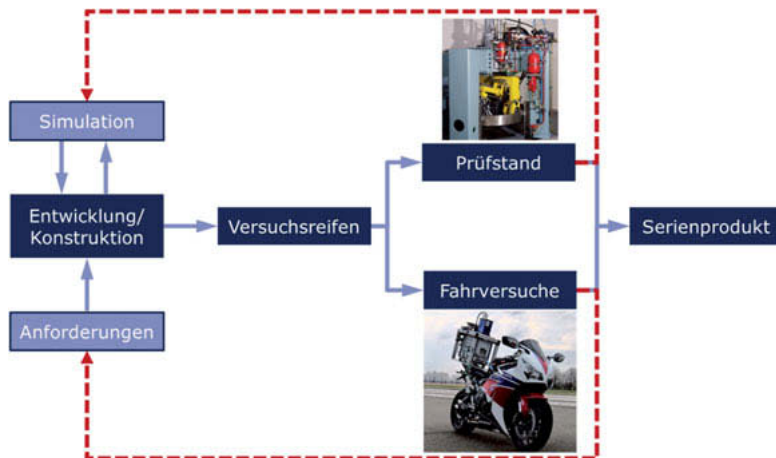


Bild 2: Reifenentwicklungsprozess (vereinfacht)

Mittels einer exakten Quantifizierung der relevanten Parameter und der Wechselwirkungen im heterogenen Werkstoffkonglomerat des Reifens durch den Einsatz von Messelektronik bereits in einem frühzeitigen Entwicklungsstadium wird eine Optimierung des Prozesses ermöglicht. Dies führt zu einer Verringerung der notwendigen Versuchsträger sowie einer effektiven Verkürzung der Entwicklungszeit. Durch die Einsparung an Versuchsträgern wird zudem die Ressourceneffizienz gesteigert. Zusätzlich zur Verwendung eines Reifens mit integrierter Messelektronik als Entwicklungswerkzeug ist die Anwendung während des Fahrbetriebs bzw. Serieneinsatzes möglich. Damit wird beispielsweise eine präzise Erfassung des aktuellen Reibbeiwertes, der auftretenden Belastungen im Reifen-Fahrbahn-Kontakt und des Fahrbahnzustandes ermöglicht. Diese Messwerte dienen als Eingangsgrößen für die Weiterentwicklung bzw. die Funktion von Fahrerassistenz- und Fahrdynamikregelsystemen. Integrierte Reifensensoren liefern zudem einen wichtigen Beitrag für die Realisierung des vollautomatischen Fahrens, weil die Messwerte nur mit einem derartigen System witterungsunabhängig direkt im Reifen-Fahrbahn-Kontakt erfasst werden können.

2. Stand der Technik Reifensensorik

Im Serieneinsatz werden Sensoren bisher in den Rädern von Kraftfahrzeugen installiert, um vorrangig die Reifeninnendrucke zu erfassen. Dabei wird zwischen aktiven und passiven Systemen unterschieden. Aktive Systeme verwenden zur Druckerfassung vorwiegend Sensoren am Ventil und messen den Druck des Fluids. Die Stromversorgung erfolgt mittels Batterien. Die Übertragung der Messwerte ist durch eine Funkverbindung realisiert. Über ein Display können die Reifendrucke im Fahrzeug abgerufen werden. Passive Systeme werten das Drehzahl-signal der ABS-Sensoren aus und identifizieren so einen zu geringen Fülldruck. Während aktive Systeme die Absolutwerte der Reifeninnendrucke erfassen können, ist mit passiven Systemen lediglich ein Druckverlust detektierbar. Dieser wird im Fahrzeug durch eine Warnleuchte angezeigt. Zudem ist die Erfassung eines gleichzeitigen Druckverlustes an allen Rädern eines Kraftfahrzeuges mit passiven Systemen nicht messbar. Der prinzipielle Aufbau von aktiven (Bild 3) und passiven Systemen (Bild 4) ist nachfolgend dargestellt.



Bild 3: Aktive Reifendrucküberwachung (TPMS), [1]

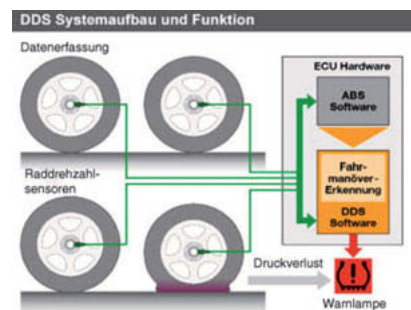


Bild 4: Passive Reifendrucküberwachung (RDKS), [2]

Eine weitere Variante stellt die Befestigung des Sensors auf der Innenseite des Reifens dar. Dafür ist eine Aufnahmevorrichtung aus Gummi erforderlich, die an der Innenseite des Reifens mit Klebstoff befestigt oder anvulkanisiert wird. Neben einer einfacheren Reifenmontage werden durch diese Messposition die Einflüsse externer Wärmequellen (z. B. Bremsen) reduziert. Das Bild 5 zeigt exemplarisch ein solches System. Die Energieversorgung erfolgt bei diesen Sensoren mittels Batterien. Die erfassten Messgrößen werden durch eine Funkverbindung an eine Auswerteeinheit im Fahrzeug übertragen und von dieser angezeigt.

Durch den Einsatz von Messelektronik direkt im konstruktiven Aufbau des Reifens können neben dem Fülldruck weitere wichtige Messwerte ermittelt werden. Dazu zählen beispielsweise Beschleunigungen, Kräfte, Temperaturen und Dehnungen. Ausschließlich die direkte Integration der Sensoren innerhalb des Reifens ermöglicht eine exakte Charakterisierung hinsichtlich des Zustandes und der Beanspruchungen.



Bild 5: Reifendrucksensor auf der Innenseite, [3]

3. Entwicklung eines Integrationskonzeptes für Reifensensorik

Die Integration von Messelektronik direkt in den konstruktiven Aufbau des Reifens erfordert eine Einbringung der Sensoren während eines frühzeitigen Fertigungsschrittes (z. B. Konfektionierung). Entsprechend hohe Anforderungen ergeben sich an das zu integrierende Messsystem hinsichtlich Temperaturen, Drücke und Dehnungen. Hervorzuheben ist dabei der Vulkanisationsprozess, bei dem die höchsten Belastungen auftreten. Das Fertigungsverfahren gibt somit einen wesentlichen Teil der Anforderungen für die Messelektronik vor.

Den Ausgangspunkt für die Integration des Sensors bildet ein Motorradreifen in der Dimension 150/70 B17. Bei dem Versuchsreifen handelt es sich um einen Diagonalreifen, der aus einer Reifenseele, mehreren Karkasslagen und einem Laufstreifen aufgebaut ist. Der verwendete Versuchsträger wird in Bild 6 gezeigt. Bild 7 zeigt einen Querschnitt durch den Versuchsträger. Bei dem ausgewählten Versuchsträger haben die Kenngrößen Temperatur und Dehnung einen maßgebenden Einfluss auf eine erfolgreiche Sensorintegration.



Bild 6: Versuchsreifen



Bild 7: Querschnitt Reifen Aufbau

In Voruntersuchungen wurde der zeitliche Verlauf der Temperatur während des Vulkanisationsprozesses an der gewünschten Integrationsstelle bestimmt und in Bild 8 dargestellt. In diesem Diagramm ist der Temperaturverlauf der Reifenform anhand des schwarzen Graphs sowie der Verlauf der Reifentemperatur (rot) an der gewünschten Integrationsstelle ersichtlich. Zudem zeigt sich, dass die maximale Temperatur innerhalb des Reifens erst gegen Ende der Vulkanisationsdauer auftritt und die Elektronik nur über einen begrenzten Zeitraum dieser hohen Belastung ausgesetzt ist. Während des Prüfstandsbetriebs gemessene maximale Reifentemperaturen belegen, dass die Belastungen während des Fahrbetriebs ungefähr 50 % verglichen mit der Vulkanisation betragen.

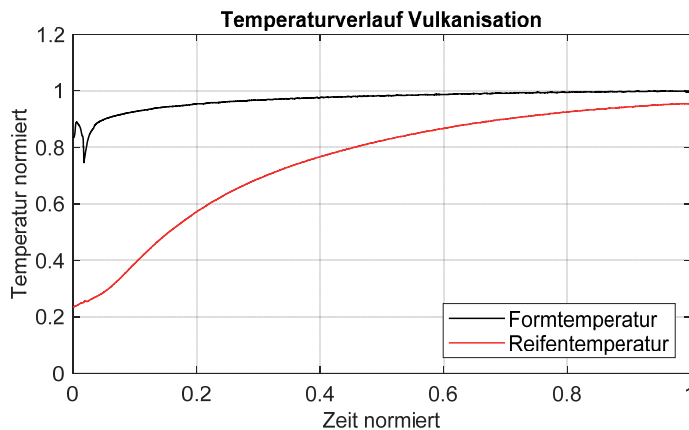


Bild 8: Temperaturverlauf an der Integrationsstelle während der Vulkanisation

Während der Vulkanisation kommt es zur Umformung des konfektionierten Reifenrohlings. Die durch die Ausbildung des Profils stattfindenden Fließprozesse verursachen Dehnungen im Material, die in den jeweiligen Reifenlagen gemessen wurden. Das Ergebnis mit den maximal erfassten Beträgen wird in Bild 9 gezeigt. Dargestellt ist die Dehnung in lateraler Richtung. Dazu wurden auf einem Messraster 14 gleichmäßig in der Breite verteilte Messpositionen für die Darstellung berücksichtigt. Es ist eine Kontraktion in seitlicher Richtung zu identifizieren.

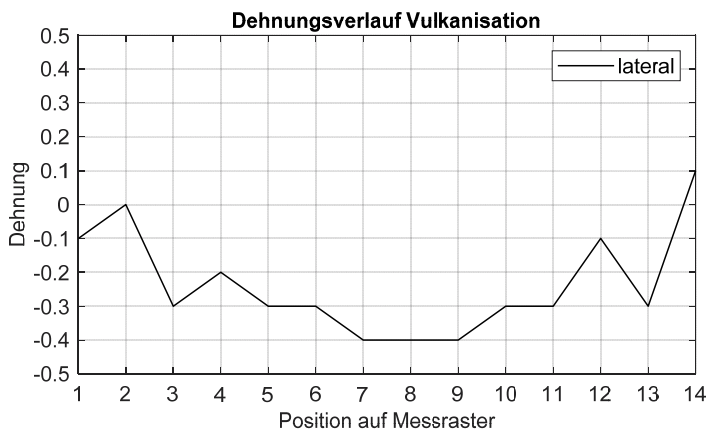


Bild 9: Dehnungsverlauf während der Vulkanisation

Die Elektronik des Messsystems wird auf einer zusätzlichen Trägerschicht aufgebaut. Stand der Technik in der Leiterplattenherstellung sind flexible Platinen aus Polyimid, die eine hohe Anzahl an Biegewechsel aufweisen. [4]

Eine Integration eines möglichen Sensorelements mit einer flexiblen Platine als Trägermaterial ist in Bild 10 dargestellt. Erkennbar ist die auftretende starke Faltung des Materials, die mit dem Ergebnis aus Bild 9 korreliert. Die betragsmäßig größere Dehnung in der Reifenmitte ist für die stärkere Faltung des Materials verantwortlich. An den Rändern ist der Betrag geringer und damit reduzieren sich die Verschiebungen im Grundmaterial. Während des Fertigungsprozesses stellen diese eine zusätzliche Belastung für die einzelnen Bauteile des Messsystems dar und sind für dessen Positionsveränderung verantwortlich.

Bei einem Einsatz als Entwicklungswerkzeug für den Reifenhersteller sind die Wirkketten während des Fertigungsprozesses (Konfektion und Vulkanisation) von besonderem Interesse. Wenn die Beanspruchungen der Werkstoffe in den Reifenlagen sowie die mesoskopisch auftretenden Effekte messtechnisch exakt bestimmt werden können, bilden diese Messwerte eine solide Basis für die konstruktive Auslegung des Reifens sowie die Mischungszusammensetzungen. Vorteilhaft ist deshalb die Integration der Messelektronik während der Konfektion.



Bild 10: Freigestellte Flex-Platine nach Vulkanisation

Mit dem während dieses Forschungsprojektes entwickelten Integrationsverfahrens ist die Fixierung der elektronischen Baugruppen auf bzw. zwischen jeder Reifenlage möglich. Bild 11 verdeutlicht das Integrationskonzept.



Bild 11: Sensorintegration Versuchsträger

4. Motorradreifen mit integrierter Messelektronik

Es wurden bisher zwei Versuchsträger mit Temperatursensoren bestückt. Die Sensoren wurden während der Konfektionierung in den konstruktiven Reifenaufbau unterhalb der Lauffläche integriert. Die Stromversorgung und Datenübertragung erfolgte kabelgebunden. Die Konfiguration des Versuchsträgers am Reifenprüfstand der TU Dresden zeigt das Bild 12. Bild 13 zeigt den Anstieg der Temperatur innerhalb des Reifens bei unterschiedlichen Geschwindigkeiten.

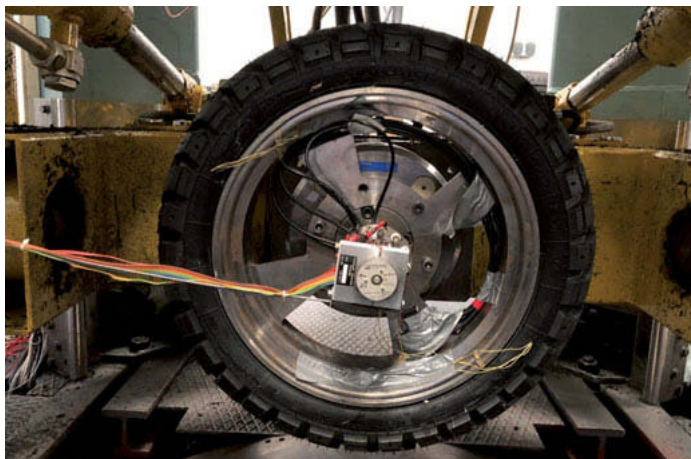


Bild 12: Versuchsträger mit integrierten Sensoren

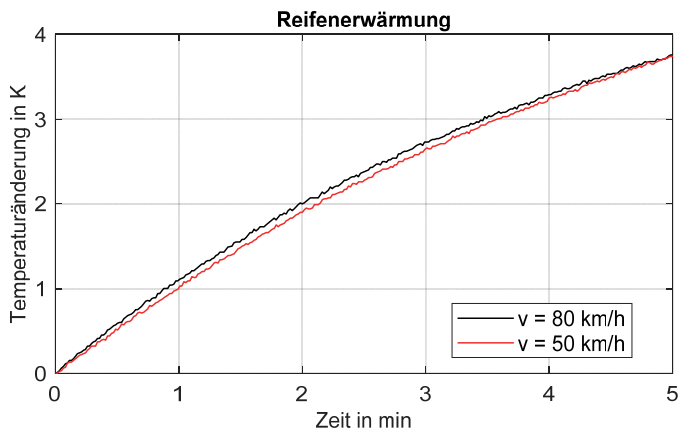


Bild 13: Reifenerwärmung (Radlast und Fülldruck konstant)

5. Zusammenfassung und Ausblick

Die TU Dresden hat im Rahmen eines ZIM-Kooperationsprojektes gemeinsam mit der Reifenwerk Heidenau GmbH & Co. Produktions KG ein Integrationskonzept für Messelektronik im konstruktiven Aufbau eines Motorradreifens entwickelt. Neben der Identifikation der Randbedingungen und der Auswahl geeigneter anwendungsspezifischer Werkstoffe, wurde eine neuartige Verbindungstechnologie zwischen elektronischer Schaltung und Elastomer entwickelt und mittels Versuchen an Reifenprüfständen validiert. Auf Sensorebene wurden zunächst erfolgreich Temperaturmessfühler unterschiedlicher Konfigurationen in die Versuchsträger integriert. Mit derartig ausgerüsteten Versuchsreifen konnten bereits vielversprechende Messwerte im Labor sowie am Reifenprüfstand generiert werden.

Zukünftige Ziele bei der Weiterentwicklung des Systems stellen die drahtlose Energieversorgung sowie die Nutzung eines funkbasierten Übertragungsstandards für die Datenweiterleitung bzw. -erfassung dar. Betriebsfestigkeits- und Fahrversuche stellen weitere Meilensteine auf dem Weg zur Marktreife des Systems dar.

6. Projektförderung

Die vorgestellten Forschungsergebnisse wurden im Rahmen eines ZIM-Kooperationsprojektes zwischen der TU Dresden und der Reifenwerk Heidenau GmbH & Co. Produktions KG erzielt. Die Autoren danken dem Bundesministerium für Wirtschaft und Energie für die Förderung des Projektes.

Gefördert durch:



aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Literatur

- [1] Huf RDKS-Leitfaden, Huf Hülsbeck & Fürst GmbH & Co. KG, Velbert, 2016
- [2] Ersoy, M., Gies, S.: Fahrwerkhandbuch, Springer Vieweg, 5. Auflage, Wiesbaden, 2017
- [3] Carinsurance, ArriveAlive, Continental's ContiPressureCheck and MiX Telematics Provide Integrated Fleet Management Solution, Abgerufen von: https://carinsurance.arrivealive.co.za/wp-content/uploads/contipressurecheck_1800x1800.jpg [23.08.2019]
- [4] DuPont Pyralux AP flexible circuit materials, Technisches Datenblatt, DuPont, Luxemburg, 2012

