

Kapitel III. Technologischer Hintergrund

„[...] AI is a story we computer scientists made up to help us get funding [...] It was pragmatic theater. But now AI has become a fiction that has overtaken its authors.“

– J. Lanier³¹⁵

A. Erfordernis einer Begriffsbestimmung für Künstliche Intelligenz

Im obigen Terminologie-Kapitel³¹⁶ wurde der Begriff KI bereits angerissen. Es gilt nun, ihn in all seinen Details und Facetten darzustellen. Ziel dieser Arbeit ist die Analyse, ob und wie KI zur Detektion von Geldwäsche und den damit zusammenhängenden Vortaten innerhalb der oben beschriebenen Stufen³¹⁷ der Geldwäschebekämpfung in Deutschland rechtskonform eingesetzt werden kann. Zur rechtlichen Bewertung ist es erforderlich, das Begriffsverständnis von KI im Rahmen dieser Arbeit festzulegen und darzulegen, inwiefern KI überhaupt einen Beitrag zur Bekämpfung von Geldwäsche leisten kann. Notwendig ist die Bestimmung aber auch, um die Euphorie bezüglich des Einsatzes einordnen zu können und diese von Science-Fiction-Szenarien abzugrenzen.

Im Grundsatz ist die Entwicklung von KI ein Teilgebiet der Informatik.³¹⁸ Die Tatsache, dass die jeweilige KI von Menschen (bisher) erst entwickelt werden muss, wird bei dem Hype um künstlich intelligentes Verhalten schnell außer Acht gelassen und wie ein vom Menschen abgekoppelter Prozess dargestellt. Im Kern handelt es sich bei KI um verschiedene Methoden, die es einem Computer ermöglichen, Aufgaben zu bearbeiten, die bei einer Lösung durch einen Menschen Intelligenz erfordern würden.³¹⁹ Dabei

315 Lanier, Ten Arguments for Deleting Your Social Media Accounts Right Now, 2018, S. 135.

316 Kapitel I.D.III.

317 Zu den Stufen der Geldwäschebekämpfung siehe oben Kapitel II.B.III.

318 Kochheim, Cybercrime und Strafrecht in der Informations- und Kommunikationstechnik, 2018, S. 96.

319 Springer Fachmedien Wiesbaden, Gabler Wirtschaftslexikon – K-O, 19. Aufl., 2019, S. 2074.

wird in der Terminologie gerne zwischen „starker“ und „schwacher“ oder zwischen „unechter“ und „echter“ KI unterschieden.³²⁰ Was unter Informatikern und Computerlinguisten als „starke“ KI verstanden wird, existiert in der heutigen Praxis (noch) nicht.³²¹ Damit ist eine KI gemeint, welche über eine solche allgemeine Intelligenz verfügt, dass jene dem Menschen gleicht oder ihn sogar übertrifft.³²² Dies ist (noch) ein Traum oder wahlweise eine Bedrohung aus zahlreichen Science-Fiction-Filmen.

Man denke nur an die fiktive KI „J.A.R.V.I.S.“ aus den Iron Man Filmen. Ursprünglich wird J.A.R.V.I.S. dort von der Hauptfigur Tony Stark als „einfache“ Software ähnlich eines Smart Home Systems programmiert, welches ihm bei seinen täglichen Aufgaben behilflich ist. Im Laufe der Iron Man und Avengers Filme wird J.A.R.V.I.S. von Toni Stark jedoch immer weiter optimiert und verbessert. Schlussendlich ist „sie“ eine „eigene Person“, die sogar bei der Weltrettung gegen eine „bössartige“ KI zur Stelle ist. Von solchen Zukunftsszenarien „starker“ KI sind wir jedoch bisher weit entfernt. Dennoch werden in letzter Zeit immer wieder Mediengerüchte geschürt, wonach insbesondere das Entwicklerteam von ChatGPT um Sam Altman in dem Unternehmen OpenAI kurz vor einem Durchbruch bezüglich der Entwicklung einer „Superintelligenz“ stünde.³²³ Verschiedene Branchenführer, wie etwa *Hinton* (Google) oder *Whittaker* (Signal), sind sogar der Auffassung, dass eine solche KI bzw. der Missbrauch der aktuellen Technologieentwicklung eine Bedrohung für die Menschheit darstellen könnte.³²⁴

Der vielfache Einsatz verschiedener Algorithmen – beispielsweise beim Kreditscoring oder der Betrugsbekämpfung – ist mit dem Einsatz komplexer (starker) KI-Systeme nicht vergleichbar. Die heute bereits besser

320 Siehe näher unten Kapitel III.C.

321 *Niederée/Nejdl*, in: Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), 2020, § 2 Rn. 3; *Steinrötter/Stamenov*, in: Mösllein/Omlor (Hrsg.), 2. Aufl. 2021, § 11 Rn. 1.

322 *Nida-Rümelin*, in: Chibanguza/Kuß/Steege (Hrsg.), 2022, A., § 1 Rn. 22.

323 *Dpa/Dta/Jab*, Chat-GPT-Entwicklerfirma – Altman wird wieder Chef von Open AI, SZ, 22.11.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/R2PM-REEG>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

324 *Martin-Jung*, KI-Pionier Geoffrey Hinton warnt vor seiner eigenen Technologie, SZ, 02.05.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/E2KZ-LS49>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024); *Wolfangel*, Kritik an Google: „Sogenannte KI basiert von Natur aus auf einer Machtbeziehung“, heise online, 06.09.2022, (abrufbar: <https://perma.cc/VH3K-NZAN>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

erforschten schwachen KI-Lösungen beschränken sich in der Regel auf konkrete Anwendungsprobleme.³²⁵

Dennoch wird das „Label“ KI gerne schon bei jeder besseren Suchmaschine ausgewiesen.³²⁶ Diese Tendenz zum sog. „AI-Washing“ („AI“ als englische Abkürzung für „Artificial Intelligence“) sollte im Umgang und bei der Analyse von solchen technischen Lösungen immer im Hinterkopf behalten werden. Man versteht darunter Marketingbemühungen, die implizieren sollen, dass Marken oder Produkte eines Unternehmens KI-Technologien umfassen, auch wenn der technologische Anspruch des jeweiligen Systems vielleicht nur schwach oder gar nicht ausgeprägt ist.³²⁷ Denn KI ist – im Prinzip bereits seit Jahrzehnten – ein schillerndes Schlagwort, das zur besseren Vermarktung von technischen Lösungen genutzt wird. Auf der einen Seite wird daher bei dem Label „KI“ nicht immer auch KI verwendet. Und auf der anderen Seite können auch „einfachere“ technische Lösungen – wie regelbasierte Systeme³²⁸ – bei einer weiten Begriffsdefinition (wie beispielsweise in der EU-KI-Verordnung) von KI als solche zu verstehen sein.

Diese Darstellungsproblematik zu Marketingzwecken könnte sich durch die starken regulatorischen Anforderungen im Zuge der Regulierung durch die EU-KI-Verordnung ggf. auswachsen. Denn dann müssen die Hersteller, Betreiber und Anbieter strenge Regularien erfüllen, sobald es sich um KI i. S. d. Verordnung handelt. Dies könnte die jeweiligen Anbieter davon abhalten, mit dem Label „KI“ zu werben, sofern es sich nicht auch tatsächlich um eine KI-Lösung handelt.

Mit der Massentauglichkeit von Programmen wie ChatGPT hat die Diskussion um den disruptiven Charakter von KI-Technologien erneut an Fahrt aufgenommen. Über kurze Dauer ist mit dem Einsatz von umfassenderen KI-Lösungen auch im Finanzsektor zu rechnen.³²⁹ Im Folgenden sollen die Begriffe und technologischen Hintergründe zum besseren Verständnis der Arbeit erläutert werden. Im späteren Verlauf der rechtlichen

325 Nida-Rümelin, in: Chibanguza/Kuß/Steege (Hrsg.), 2022, A., § 1, Rn. 27; Babucke/Kroner, NZWiSt 2024, 174 (174).

326 Steinrötter/Stamenov, in: Mösllein/Omlor (Hrsg.), 2. Aufl. 2021, § 11 Rn. 1.

327 Wigmore, Definition AI Washing, (abrufbar: <https://perma.cc/8D96-7FCS>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024); dazu und zu einer möglichen strafrechtlichen Relevanz von AI Washing: Babucke/Kroner, NZWiSt 2024, 174 (175).

328 Zur Begriffserläuterung siehe unten Kapitel III.C.III.

329 Mit dieser Einschätzung auch: Steinrötter/Stamenov, in: Mösllein/Omlor (Hrsg.), 2. Aufl. 2021, § 11, Rn. 2.

Kapitel III. Technologischer Hintergrund

Ausführungen der Arbeit wird darauf hingewiesen, auf welche technische Ausformung von „KI“ sich die Erläuterungen beziehen.

B. Definition Künstlicher Intelligenz

Die genaue Definition von KI ist sowohl in der Rechts- als auch in der Computerwissenschaft umstritten.³³⁰ Eine allgemein anerkannte Definition existiert daher nicht.³³¹ Da die technischen Entwicklungen jedoch schnell voranschreiten und auch mit zahlreichen Missbrauchsgefahren verbunden sind, hat sich die EU bereits frühzeitig für eine Regulierung von KI im europäischen Raum entschieden. Der Gesetzgebungsprozess dauerte jedoch drei Jahre an und die Verordnung wurde letztlich am 13.03.2024 vom EU-Parlament mehrheitlich verabschiedet und inzwischen im Amtsblatt der EU veröffentlicht.³³² Zuvor hat beispielsweise auch die BaFin versucht, auf die Begriffsdefinition von KI – insbesondere für den Finanzbereich – Einfluss zu nehmen.

I. Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (BaFin)

Der BaFin obliegt die gesamte deutsche Bankenaufsicht. Da im Bereich der Finanzinstitute zunehmend von verschieden weit technisch fortgeschrittenen Lösungen Gebrauch gemacht wird, hat die BaFin bereits 2021 in ihren „Prinzipien für den Einsatz von Algorithmen in Entscheidungsprozessen“³³³ eine erste vage³³⁴ Definition von KI festgelegt: KI sei die Kombination von Big Data, Rechenressourcen sowie maschinellem Lernen. Maschinelles Lernen meine dabei die Fähigkeit eines Computersystems, mittels Verwendung von Algorithmen zu lernen, aus einer bestimmten

330 M. w. N. Santos, ZfDR 2023, 23 (25); Lang, 2023, S. 42.

331 Geminn, ZD 2021, 354 (355); Dreisigacker/Hornung/Ritter-Döring, RDi 2021, 580 (581).

332 dpa/cho/LTO-Redaktion, EU-Parlament gibt grünes Licht für weltweit erstes KI-Gesetz, LTO, 13.03.2024, (abrufbar: <https://perma.cc/7P5W-JTKV>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

333 BaFin, Big Data und künstliche Intelligenz: Prinzipien für den Einsatz von Algorithmen in Entscheidungsprozessen, 2021, (abrufbar: <https://perma.cc/U6P4-NRTC>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024), S. 3.

334 Steinrötter/Stamenov, in: Mösllein/Omlor (Hrsg.), 2. Aufl. 2021, Teil 1, 3. Kapitel, § 11 Rn. 8.

Datenkonstellation (Input) ein bestimmtes Ergebnis (Output) zu generieren.³³⁵ Dabei werde das System durch eine große Anzahl von Datensätzen fortlaufend trainiert.³³⁶ An dieser Definition kann man insbesondere deren Unbestimmtheit kritisieren; es bleibt unklar, in welchem – auch technischen – Zusammenhang Big Data, maschinelles Lernen und Rechenressourcen überhaupt stehen.

II. EU-KI-Verordnung

Der erste Entwurf einer europäischen Verordnung über Künstliche Intelligenz (hier: Entwurf-EU-KI-Verordnung) – auch bezeichnet als AI Act – wurde am 21.04.2021 von der EU-Kommission vorgelegt.³³⁷ Die EU ist bestrebt, mit dieser Verordnung eine Vorreiterrolle einzunehmen und weltweit erstmals einen gesetzlichen Rahmen für die Entwicklung und Nutzung von KI zu schaffen.³³⁸ Von Beginn an wurde der Entwurf dieser Verordnung von der EU in der Kurzfassung als „Gesetz über Künstliche Intelligenz“ bezeichnet. Diese Bezeichnung ist jedoch missverständlich – es handelt sich um eine Verordnung mit unmittelbarer Geltung in den Mitgliedstaaten nach Art. 288 Abs. 2 AEUV. Dennoch handelt es sich um das erste „KI-Gesetz“ weltweit, also die erste in Gesetzesform gegossene Regulierung von KI.³³⁹

In ihrer ersten Entwurfsfassung aus dem Jahr 2021 verstand die Verordnung unter KI eine Software, die mit einer oder mehreren der in Anhang I des Verordnungsentwurfes aufgeführten Techniken und Konzepte (u. a.

335 *BaFin*, Big Data trifft auf künstliche Intelligenz – Herausforderungen und Implikationen für Aufsicht und Regulierung von Finanzdienstleistungen, 15.06.2018, (abrufbar: <https://perma.cc/QP2L-CZKN>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024), S. 24 f.

336 *BaFin*, Big Data und künstliche Intelligenz: Prinzipien für den Einsatz von Algorithmen in Entscheidungsprozessen, 2021, (abrufbar: <https://perma.cc/U6P4-NRTC>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024), S. 3.

337 Vorschlag für eine Verordnung des Europäischen Parlaments und des Rates zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für Künstliche Intelligenz (Gesetz über Künstliche Intelligenz) und zur Änderung bestimmter Rechtsakte der Union, COM(2021) 206 final v. 21.04.2021.

338 *Vorreiter*, Europäische KI-Verordnung – Ein Gesetz mit Pioniercharakter, 14.06.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/V63Y-7LDR>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

339 *dpa/cho/LTO-Redaktion*, EU-Parlament gibt grünes Licht für weltweit erstes KI-Gesetz, LTO, 13.03.2024, (abrufbar: <https://perma.cc/7P5W-JTKV>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

Kapitel III. Technologischer Hintergrund

maschinelles Lernen) entwickelt worden ist und die daraufhin mit Blick auf eine Reihe von menschlich vorgegebenen Zielen bestimmte Ausgaben (Inhalte, Vorhersagen, Empfehlungen oder Entscheidungen) generiert, Art. 3 Nr. 1 Entwurf-EU-KI-Verordnung.³⁴⁰ Diese Definition war noch auffällig weit und erfasste bei näherer Betrachtung potenziell jede Art von Computerprogramm.³⁴¹

Nach zahlreicher Kritik an dem Verordnungsentwurf konnte man innerhalb der EU im Dezember 2023 einen Kompromiss zwischen den Positionen von EU-Parlament, EU-Kommission und Rat der EU finden. Der zwischenzeitlich aktuellste Stand des Gesetzesentwurfes sickerte bereits im Januar 2024 an die Öffentlichkeit durch und wurde im März 2024 vom EU-Parlament gebilligt.³⁴² Die erzielte Einigung erstreckt sich für die Definition von KI auf die Übernahme der KI-Definition der OECD.³⁴³ Danach ist ein KI-System ein maschinengestütztes System, das für explizite oder implizite Ziele aus den empfangenen Eingaben ableitet, wie es Ergebnisse wie Vorhersagen, Inhalte, Empfehlungen oder Entscheidungen erzeugen kann, die physische oder virtuelle Umgebungen beeinflussen können, Art. 3 Nr. 1 EU-KI-Verordnung. Verschiedene KI-Systeme unterscheiden sich in ihrem Grad an Autonomie und Anpassungsfähigkeit nach dem Einsatz.³⁴⁴ Die Besonderheit dieser Definition liegt daher in ihrer Technikneutralität.

Die vorliegende Arbeit orientiert sich im Folgenden an diesem Begriffsverständnis. Nach der nun finalen Verabschiedung der EU-KI-Verordnung wird dieses Begriffsverständnis von KI seit dem Inkrafttreten der Verordnung am 01.08.2024 in der gesamten EU nach Art. 288 Abs. 2 AEUV maßgeblich sein.

Das Ziel der Entwicklung einer solchen KI ist seit geraumer Zeit gleich: KI soll Maschinen zur „intelligenten“ Lösung von Aufgaben befähigen.³⁴⁵

340 Santos, ZfDR 2023, 23 (25 f.).

341 Bomhard/Merkle, RDi 2021, 276 (277); Frisch/Kohpeiß, ZD-aktuell 2023, 01318.

342 dpa/cho/LTO-Redaktion, EU-Parlament gibt grünes Licht für weltweit erstes KI-Gesetz, LTO, 13.03.2024, (abrufbar: <https://perma.cc/7P5W-JTKV>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

343 Rat der EU, Gesetz über künstliche Intelligenz: Rat und Parlament einigen sich über weltweit erste Regelung von KI, Pressemitteilung, 09.12.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/3SPM-AL63>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

344 OECD, OECD AI Principles overview, (abrufbar: <https://perma.cc/J8HA-MNWR>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

345 Fraunhofer Gesellschaft, Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung, (abrufbar: <https://perma.cc/AE3E-PRZV>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

Dabei sind auch nach der aktuellen Definition sowohl der technische Weg zu dieser Lösung als auch das Verständnis von Intelligenz nicht vordefiniert.³⁴⁶

C. Schichten Künstlicher Intelligenz

In diesem Kapitel wird mit der nötigen Tiefe, aber in der gegebenen Knappheit erläutert, welche Lernverfahren und innerhalb dieser, welche Lernarten von KI existieren. Diese Unterteilung ist technisch derzeit zwar ständig im Wandel befindlich, für das Verständnis dieser Arbeit dennoch zentral. Denn um ein KI-System zu trainieren, stehen unterschiedliche technische Mittel zur Verfügung, die sich in Transparenz, Genauigkeit und Überprüfbarkeit maßgeblich unterscheiden. Um die Erlernung von Geldwäsche-Mustern zu ermöglichen und deren Zustandekommen nachvollziehen zu können, ist daher auch die technische Unterscheidung geboten.

Um das oben geschilderte Ziel – „intelligente“ Lösung von Aufgaben durch Technik – zu erreichen, sind bei der Nutzung von KI unterschiedliche Herangehensweisen möglich. Die wichtigste Unterkategorie von KI bildet das bereits erwähnte maschinelle Lernen.³⁴⁷ Es zielt auf die Generierung von Wissen aus Erfahrung ab, indem Algorithmen aus einer großen Menge an Trainingsdaten (z. B. bei einem Bilderkennungsalgorithmus eine große Anzahl von Bildern) komplexe Muster und Modelle entwickeln.³⁴⁸ Nachdem ein solches maschinell lernendes Modell „trainiert“ wurde, können ihm neue – zuvor unbekannte – Daten zur Identifikation, Einordnung oder Bewertung gezeigt werden (z. B. ein neues Foto, dessen Inhalt benannt werden soll).³⁴⁹ Diese Art des Lernens ermöglicht – auch im Finanzsektor und im Bereich der Geldwäsche – die Erstellung von automatisierten

346 Ebenda.

347 SAP, Maschinelles Lernen und KI: Wo liegt der Unterschied?, (abrufbar: <https://perma.cc/L4N5-72ET>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

348 Andrae, bank und markt 2019, 73 (73); SAP, Maschinelles Lernen und KI: Wo liegt der Unterschied?, (abrufbar: <https://perma.cc/L4N5-72ET>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024); Leffer/Sommerer, in: Wörner/Wilhelmi/Glöckner/Breuer/Behrendt, 2024, S. 117.

349 Am Beispiel eines Modells maschinellen Lernens zur Detektion von „auffälligem“ Verhalten als Detektion potenzieller Geldwäsche-Fälle: Alexandre/Balsa, Expert Systems With Applications 2023, 1 (1f.); generell: SAP, Maschinelles Lernen und KI: Wo liegt der Unterschied?, (abrufbar: <https://perma.cc/L4N5-72ET>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

Kapitel III. Technologischer Hintergrund

Ergebnissen aus Datensammlungen durch die Erkennung von erlernten Mustern.³⁵⁰ Maschinelles Lernen lässt sich dabei wiederum in zahlreiche Unterkategorien unterteilen. Diese verschiedenen Modelle maschinellen Lernens kommen jeweils auf unterschiedliche Art und Weise an das gleiche Ziel – Erstellung automatisierter Ergebnisse aus erlernten Mustern.

Man könnte an dieser Stelle argumentieren, dass der technische Weg zum Ziel für die rechtlichen Erwägungen irrelevant ist. Dieses Argument ist für die Bekämpfung einiger Kriminalitätsbereiche auch tragend, allerdings nicht für die Detektion von Geldwäsche. Die Ursache dafür liegt in dem Ziel, mithilfe der KI auch unbekannte Geldwäsche-Muster zu detektieren. Je nachdem, welche Art von KI dazu verwendet wird, ist das Ergebnis leicht oder sehr schwer nachvollziehbar bzw. begründbar oder nicht begründbar. Anders gelagert ist dies z. B. bei einer KI zur Gesichtserkennung. Egal, welche technologische Ausgestaltung einer solchen KI zugrunde liegt, der Mensch kann auf den ersten Blick feststellen, ob das von dem System erkannte Muster (Gesicht) dem gesuchten Muster (z. B. Fahndungsfoto) entspricht oder nicht.

Bei der Erkennung neuer Geldwäsche-Muster wird dem Menschen hingegen eine Lösung bzw. ein Ergebnis präsentiert, welches ihm ggf. noch unbekannt ist und deshalb erst in den rechtlichen Kontext eingeordnet werden muss.

Innerhalb der nächsten Unterpunkte werden daher kurz die relevantesten Unterschiede zwischen den maschinellen Lernverfahren dargestellt. Diese verschiedenen Modelle maschinellen Lernens kommen jeweils auf unterschiedliche Art und Weise an das gleiche Ziel – Erstellung automatisierter Ergebnisse aus erlernten Mustern. Es ist außerdem Ziel dieses Kapitels, für den juristischen Bereich ein gut verständliches und gebündeltes Grundwissen aufzuarbeiten, welches für die zukünftige Bewertung des KI-Einsatzes im juristischen (Strafrechts-)Kontext dienen kann.

350 Ebenda.

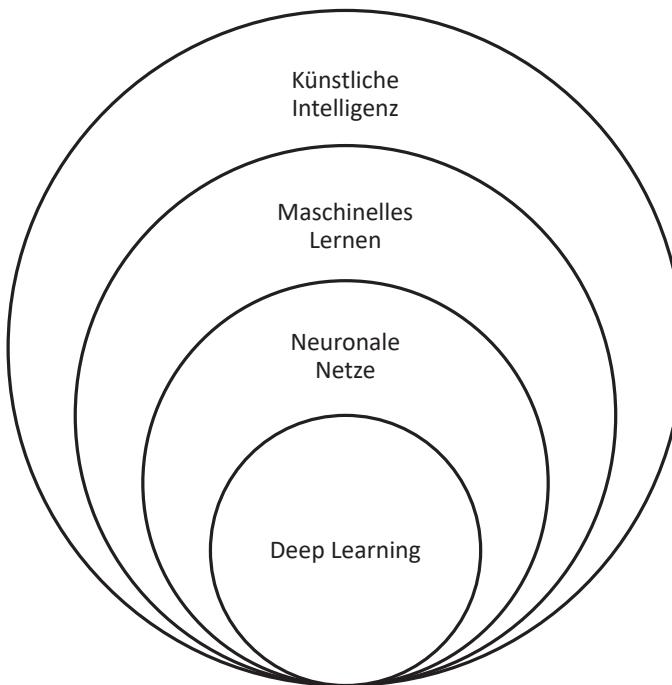


Abb. 8: Teilmengen von KI³⁵¹

Als Ausgangspunkt einer Begriffsfindung von KI wird wie oben unter I. beschrieben häufig zwischen starker und schwacher KI unterschieden.³⁵² Eine – bis heute wohl nicht existente – starke KI soll (später) mindestens dieselben intellektuellen Fähigkeiten besitzen wie ein Mensch.³⁵³ Diese Art der KI wird wahlweise auch als echte KI bezeichnet.³⁵⁴ Hingegen handelt es sich bei der schwachen – und bereits in der Wissenschaft und der

351 Darstellung nach: SAP, Maschinelles Lernen und KI: Wo liegt der Unterschied?, (abrufbar: <https://perma.cc/L4N5-72ET>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

352 Siehe außerdem oben ein fiktives Beispiel einer solchen starken KI: Kapitel III.A.; außerdem Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz: ein moderner Ansatz, 4. Aufl., 2023, S. 1020; Krempel, Autonome künstliche Intelligenzen: „Echte KI braucht Kreativität im Computer“, heise online, 29.05.2019, (abrufbar: <https://perma.cc/J43S-XJXN>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

353 Niederée/Nejdl, in: Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), 2020, § 2 Rn. 2.

354 Krempel, Autonome künstliche Intelligenzen: „Echte KI braucht Kreativität im Computer“, heise online, 29.05.2019, (abrufbar: <https://perma.cc/J43S-XJXN>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

Wirtschaft eingesetzten – KI um Systeme, die für bestimmte vordefinierte Anwendungsfelder menschliches intelligentes Verhalten nachahmen.³⁵⁵

I. Algorithmus

Algorithmen sind – wie bereits in Kapitel I. bzw. dem Eingangsbildnis angesprochen – das Herzstück jedes technischen Systems. Im Ergebnis sind sie Schritt-für-Schritt-Anleitungen, um ein (mathematisches) Problem strukturiert zu lösen.³⁵⁶ Ein Algorithmus zerlegt dazu Aufgaben in einzelne Teilschritte und gibt Handlungsanweisungen, wie diese zu bewältigen sind.³⁵⁷ *Martini* nennt als anschauliche Beispiele für die häufigsten Aufgaben eines Algorithmus die Suche in Datenmengen und die Sortierung von Daten.³⁵⁸ Logisch darstellbare Probleme können so nach einem eindeutig festgelegten Verfahren anhand einer programmierten Abfolge von Schritten gelöst werden.³⁵⁹

II. Daten

Sowohl im strafrechtlichen (vgl. § 202a Abs. 2 StGB) als auch im informatio- nstechnischen Begriffsverständnis steht der Oberbegriff der Daten für ma- schinenlesbare und -verarbeitbare Informationen.³⁶⁰ Solche Daten bilden außerdem das Gerüst für das Training, die Testphase und die spätere Ver- wendung von KI-Systemen. Dabei wird begrifflich häufig weiter zwischen Trainingsdaten (1.) und Inputdaten (2.) unterschieden.

355 Niederée/Nejdl, in: Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), 2020, § 2 Rn. 3.

356 Gütting/Dieker, Datenstrukturen und Algorithmen, 4. Aufl., 2018, S. 33 f.; Zweig/Krafft, in: Mohabbat Kar/Thapa/Parycek, 2018, S. 207; Martini, 2019, S. 17.

357 Martini, 2019, S. 18.

358 Ebenda, S. 18, Fn. 76.

359 Martini, 2019, S. 18 m. w. N.; Ernst, JZ 2017, 1026 (1026); Kastl, GRUR 2015, 136 (136).

360 So auch Brodowski, Verdeckte technische Überwachungsmaßnahmen im Polizei- und Strafverfahrensrecht, 2016, S. 366.

1. Trainingsdaten

Trainingsdaten sind nach Art. 3 Nr. 29 EU-KI-Verordnung Daten, die zum Trainieren eines KI-Systems verwendet werden, wobei dessen lernbare Parameter angepasst werden. Egal, welches maschinelle Lernverfahren durch einen Computerwissenschaftler angewendet wird, ihnen allen ist gemein, dass sie eine erhebliche Menge an Trainingsdaten benötigen.³⁶¹ Den Trainingsdaten nachgelagert sind die in Art. 3 Nr. 30 EU-KI-Verordnung näher bestimmten Validierungsdaten. Diese dienen der Bewertung des trainierten KI-Systems und zum Abstimmen seiner nicht lernbaren Parameter und seines Lernprozesses, um eine Unter- oder Überanpassung des Systems zu vermeiden.

2. Eingabedaten

Auch für die Eingabedaten (engl.: Inputdaten) hat die EU-KI-Verordnung eine europaweit verbindliche Begriffsdefinition vorgegeben. Nach Art. 3 Nr. 33 EU-KI-Verordnung sind Eingabedaten die in ein KI-System eingespeisten oder von diesem direkt erfassten Daten, auf deren Grundlage das System sein Ergebnis hervorbringt. Diese Eingabedaten können „gelabelt“ oder „ungelabelt“ sein. Daher unterscheidet die Verordnung auch zwischen den „eingespeisten“ und den von dem System „direkt erfassten“ Daten. Sofern man von gelabelten Eingabedaten spricht, sind den Entwicklern die spezifischen Eigenschaften der Daten bereits beim Training eines KI-Modells bekannt.³⁶² Dies ist insbesondere beim überwachten Lernen der Fall. Man kann sich dies als eine Art Etikettierung vorstellen (beispielsweise ein eingegebenes Datum ist ein Verkehrsschild und das System soll auf das Erkennen genau dieser Verkehrsschilder trainiert werden). Demgegenüber sind bei ungelabelten Eingabedaten die genauen Eigenschaften nicht bekannt oder zumindest nicht maschinenlesbar annotiert, sodass es Aufgabe des KI-Modelles ist, Muster oder Ähnlichkeiten in den Eingabedaten zu

361 Zu den maschinellen Lernverfahren unten Kapitel III.C.IV.

362 M. w. N Mysegades, Software als Beweiswerkzeug – Gerichtliche Sachverhaltsfeststellung mittels nicht nachvollziehbarer Software in Gegenwart und Zukunft, 2022, S. 21; wie man damit potenzielle Geldwäsche-Transaktionen innerhalb der Blockchain ausfindig machen könnte: Koenen, Auswertung von Blockchain-Inhalten zu Strafverfolgungszwecken, 2023, S. 292 ff.

finden.³⁶³ Dies ist in der Regel beim unüberwachten maschinellen Lernen der Fall.

III. Regelbasierte Systeme

Lange Zeit galten regelbasierte Systeme als Stand der Technik. Diese Technologie ist uns inzwischen so geläufig, dass sie kaum mehr als Form von KI wahrgenommen wird.³⁶⁴ Dennoch gelten selbst diese regelbasierten Lösungen bei sehr weiter Begriffsdefinition von KI schon als (teilweise) automatisiert. Denn sie folgen vordefinierten Wenn-Dann-Beziehungen einer vorgegebenen Entscheidungslogik und einem festgelegten statistischen Schwellenwert, wobei die Entscheidungen nur automatisiert vollzogen werden.³⁶⁵ Regelbasiert bedeutet im technischen Kontext, dass der Programmierer vorgibt, welche Ergebnisse aus vorbestimmten Datenkonstellationen wie abzuleiten sind.³⁶⁶ Dies bedeutet, dass bei dieser Ausgestaltung für jede Eintrittsoption („wenn“) das Ergebnis („dann“) von vornherein (menschlich) programmiert wird. Nachteilig daran ist, dass diese Lösungen sehr ineffizient und teuer sind, da sie ständig aktuell gehalten werden müssen und somit auch sehr viel Personal binden.

IV. Maschinelles Lernen

Das im Deutschen als maschinelles Lernen (engl.: machine learning) bezeichnete Verfahren stellt eine der derzeit wichtigsten Unterkategorien von KI dar.³⁶⁷ Beim maschinellen Lernen werden – in der Regel mehrere – Lernalgorithmen dazu verwendet, aus Beispielen ein komplexes Modell

363 Mysegades, 2022, S. 21; Taulli, 2022, S. 81.

364 Sommerer, 2020, S. 59 f.; Feldkamp/Kappler/Poretschkin/Schmitz/Weiss, ZfDR 2024, 60 (64).

365 Nink, 2021, S. 325; Feldkamp/Kappler/Poretschkin/Schmitz/Weiss, ZfDR 2024, 60 (64); Leffer/Sommerer, in: Wörner/Wilhelmi/Glöckner/Breuer/Behrendt, 2024, S. 117.

366 BaFin, Big Data und künstliche Intelligenz: Prinzipien für den Einsatz von Algorithmen in Entscheidungsprozessen, 2021, (abrufbar: <https://perma.cc/U6P4-NRTC>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

367 Fraunhofer Gesellschaft, Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung, (abrufbar: <https://perma.cc/AE3E-PRZV>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024), S. 5.

zu entwickeln.³⁶⁸ Das Ziel ist dabei die Generierung von Wissen aus Erfahrung.³⁶⁹ Als anschaulichen Vergleich im Hintergrundgesprächen mit der Autorin verglich ein Computerwissenschaftler des Fraunhofer SIT innerhalb des MaLeFiz-Projektes das regelbasierte Lernen mit dem „Kochen“, während das maschinelle Lernen eher dem „Gärtner“ gleiche. Denn „Gärtner“ erfolge erfahrungsbasiert (z. B. letztes Jahr sind die Kartoffeln unter diesen Bedingungen gewachsen, also werden sie dies unter den gleichen Voraussetzungen dieses Jahr wieder tun), während „Kochen“ in der Regel (regelbasiert) streng nach Rezept und den dort geschilderten Regeln erfolge (erst die Butter schmelzen, dann die Zwiebeln anbraten).

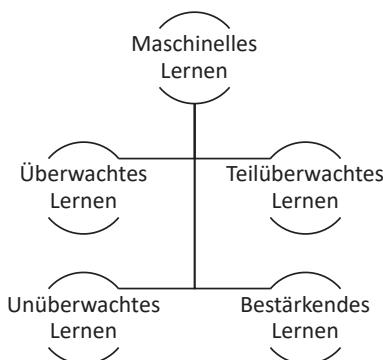


Abb. 9: Lernarten des maschinellen Lernens

Beim maschinellen Lernen kommt es entscheidend auf das Training des Modells an. Dabei wird in unterschiedliche Arten des Lernens unterschieden, welche für die spätere Erklärbarkeit und Transparenz der Ergebnisfindung die entscheidende Rolle spielen.

³⁶⁸ *Fraunhofer Gesellschaft*, Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung, (abrufbar: <https://perma.cc/AE3E-PRZV>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024), S. 8; *Feldkamp/Kappler/Poretschkin/Schmitz/Weiss*, ZfDR 2024, 60 (64).

³⁶⁹ *Heuser*, in: Chan/Ennuschat/Lee/Lin/Storr, 2022, S.140; *Fraunhofer Gesellschaft*, Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung, (abrufbar: <https://perma.cc/AE3E-PRZV>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024), S. 8.

1. Überwachtes Lernen

Die erste Unterkategorie des maschinellen Lernens bildet das überwachte Lernen (engl.: „supervised learning“). Ein solches Modell lernt dann überwacht, wenn neben den Eingabedaten auch die Daten der Zielvariablen bereitstehen – mithin Referenzwerte für „richtige“ Entscheidungen existieren.³⁷⁰

a) (Lernende) Entscheidungsbäume

Lernende Entscheidungsbäume sind eine ältere Möglichkeit des Einsatzes von KI, die ebenfalls zur Erlernung und Vorhersage von Mustern dient.³⁷¹ Bei diesem maschinellen Lernverfahren werden Bäume als Datenstruktur genutzt, um Muster zu erlernen und vorherzusagen.³⁷² Die Weiterentwicklung der Entscheidungsbäume ist als sog. Random Forests bekannt.³⁷³ Dabei sind Entscheidungsbäume im Vergleich zu anderen maschinellen Lernverfahren für ihre bessere Transparenz und die Erklärbarkeit der Ergebnisfindung bekannt.³⁷⁴ Durch die Kombination von Entscheidungswegeen wird eine komplizierte Entscheidungsfindung ermöglicht.

Ein berühmtes Beispiel für die Verwendung eines einfachen Entscheidungsbaumes ist die Vorhersage des Überlebens von Passagieren der Titanic anhand von Alter, Geschlecht und Mitreisenden:

370 Knuth, Informatik Spektrum 2021, 364 (365).

371 Wischmeyer, AÖR 2018, 1 (14 f.); Knuth, Informatik Spektrum 2021, 364 (364).

372 Knuth, Informatik Spektrum 2021, 364 (364); Sommerer, 2020, S. 68 f.

373 Knuth, Informatik Spektrum 2021, 364 (364).

374 Knuth, Informatik Spektrum 2021, 364 (365); Sommerer, 2020, S. 68 f.

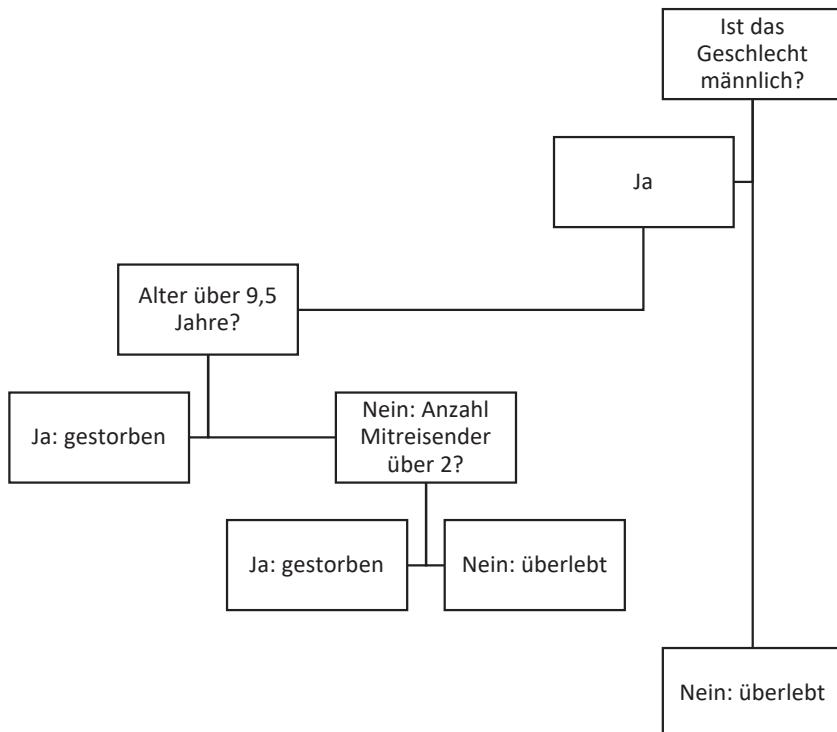


Abb. 10: Einfacher Entscheidungsbaum³⁷⁵

b) Prognose (Regression)

Die (lineare) Regression wird gerne zur Vorhersage von Ergebnissen auf der Grundlage von Dateneingaben genutzt.³⁷⁶ Denn das Training dieses Verfahrens beruht auf der Beziehung zwischen bestimmten Variablen.³⁷⁷ Das Besondere an dieser Art des maschinellen Lernens ist, dass viele Va-

³⁷⁵ Abbildung orientiert an *Taulli*, 2022, S. 69.

³⁷⁶ *Taulli*, 2022, S. 66; *Glaser*, Künstliche Intelligenz im Bankenumfeld – Technologien und Unternehmenskultur für zukunftsfähige Geschäftsmodelle und Prozesse, 2024, S. 17.

³⁷⁷ *Taulli*, 2022, S. 66.

riablen einer Fragestellung zueinander in ein Verhältnis gesetzt werden können.³⁷⁸

Mit der Regression kann man zum Beispiel anhand der Komponenten Vortagesverbrauch, Vortagstemperatur, Saison und Werktag automatisierte Prognosen von Wärmeverbräuchen erstellen.³⁷⁹ Daher wird die Regression bereits häufig zur Betrugserkennung genutzt. Dies geschieht durch die Identifizierung von Abweichungen vom „Regelverhalten“ eines bestimmten Kunden. Nutzt ein 70-jähriger Kunde beispielsweise seine Kreditkarte in der Regel für lokale Einkäufe und Tankstellenbesuche, liegt bei Verwendung des Zahlungsmittels im Ausland für den Kauf exotischer Artikel an einen anderen Namen ein Betrugsfall nahe.³⁸⁰

2. Unüberwachtes Lernen

Für das Training unüberwachten maschinellen Lernens (engl.: unsupervised learning) erfolgt lediglich eine Vorgabe von Startpunkt und Ziel, es wird jedoch kein Weg dorthin vorgegeben.

a) Clusteranalyse

Die Clusteranalyse (engl.: Clustering) stellt eine Form des unüberwachten maschinellen Lernens dar.³⁸¹ Das Training erfolgt dabei häufig auf Daten mit einer bekannten Klassifizierung.³⁸² Dies bedeutet, dass die Inputdaten für das KI-Training über ein Label verfügen. Beim Clustering werden lediglich die Inputdaten vorgegeben und anhand der Vorgabe (Label) von Merkmalen dieser Daten und der Aufteilung des Datenbestandes in sog. Cluster unterteilt.³⁸³ Dadurch werden durch die Detektion von Unüblichem/Neuen

378 Glaser, 2024, S. 15.

379 Dziubany/Schneider/Schmeink/Dartmann/Gollmer/Naumann, in: Czarnecki/Brockmann/Sultanow/Koschmider/Selzer, S. 137.

380 Spezifische Beispiele siehe Glaser, 2024, S. 51.

381 Zweig/Wenzelburger/Krafft, *Minds and Machines* 2019, 555 (560); Koenen, 2023, Fn. 274.

382 Zweig/Wenzelburger/Krafft, *Minds and Machines* 2019, 555 (560); Taulli, 2022, S. 59.

383 Brühl, CFS Working Paper Series, No. 617 2019, 1 (6).

(außerhalb der Cluster) verborgene Muster und Strukturen im Datenbestand erkannt.³⁸⁴

Die Clusteranalyse wurde beispielsweise bereits zur Erkennung verdächtiger Aktivitätssequenzen in Software eingesetzt.³⁸⁵ Zur Anomalie-Detektion³⁸⁶ ist es eine beliebte Technik, Punkte (Vorgänge) als verdächtig zu markieren, die zu keinem Cluster – also keiner bekannten Gruppe – gehören.³⁸⁷ Dazu bildet man etwa bei einer KI zur Detektion von Geldwäsche aus einer großen und unübersichtlichen Menge von Transaktionsdaten verschiedene Muster oder Kategorien. Dies kann – vereinfacht – etwa die Gruppe „Gehalt“ oder „Miete“ sein. Wichtig ist bei den gebildeten Gruppen, dass die Elemente innerhalb einer Gruppe möglichst ähnlich und im Vergleich zu anderen Gruppen möglichst unterschiedlich sind.³⁸⁸ Übertragen auf die Detektion von Geldwäsche bedeutet dies, dass die Gruppen sehr spezifisch gebildet werden müssen, da insbesondere beim Transaktionsmonitoring die Gruppe „Transaktionen“ in viel spezifischere Gruppen aufgeteilt werden muss, wenn man die Clusteranalyse als Methode des maschinellen Lernens nutzen möchte.

b) Künstliche neuronale Netze

Künstliche neuronale Netze werden bereits seit den 1950er Jahren erforscht und stellen in ihrer Konzeption einen Nachbau des menschlichen Gehirns dar.³⁸⁹ Die künstlichen Neuronen werden als Knoten bezeichnet und arbeiten parallel in mehreren „Knotenschichten“. Diese Verstärkung führt zu verbesserten Lernkompetenzen. Wichtig ist, dass künstliche neuronale Netze so trainiert werden, dass sie auch dann Lösungsstrategien entwickeln können, wenn diese bei der Entwicklung noch nicht bekannt waren.³⁹⁰

384 Tauli, 2022, S. 59 ff.; Brühl, CFS Working Paper Series, No. 617 2019, 1 (6).

385 Lamba/Glazier/Cámara/Schmerl/Garlan/Pfeffer, IWSPA '17: Proceedings of the 3rd ACM on International Workshop on Security And Privacy Analytics 2017, 17 (17 ff.).

386 Die Anomalie-Detektion als eine Option zum Einsatz von KI im Rahmen der Geldwäschebekämpfung siehe unten Kapitel III.E.II.1.

387 Lamba/Glazier/Cámara/Schmerl/Garlan/Pfeffer, IWSPA '17: Proceedings of the 3rd ACM on International Workshop on Security And Privacy Analytics 2017, 17 (18).

388 Glaser, 2024, S. 16.

389 Burkhardt, Kriminalistik 2020, 336 (336).

390 Kompetenzzentrum Öffentliche IT, Neuronale Netze, (abrufbar: <https://perma.cc/9U5H-5RBS>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

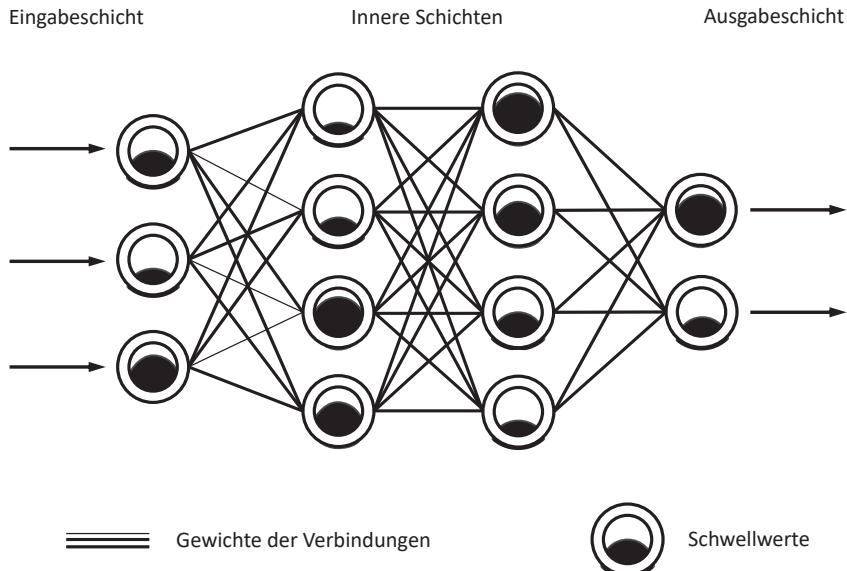


Abb. 11: Grundstruktur eines künstlichen neuronalen Netzes³⁹¹

An dieser Abb. 11 erkennt man besonders gut, wie künstliche neuronale Netze aufgebaut sind. Die äußeren Schichten und die inneren Schichten sind miteinander verbunden, bei den Kreisen handelt es sich um die einzelnen künstlichen Neuronen. Die inneren Schichten können theoretisch beliebig viele sein. Bei der Eingabeschicht handelt es sich um die zu analysierenden Daten, die in das System eingegeben werden.³⁹² Wenn ein vordefinierter Schwellenwert überschritten wird, sendet ein Neuron an ein anderes, wobei die Verbindungen zwischen den Neuronen unterschiedlich gewichtet werden können.³⁹³ Sofern die Daten der Eingabeschicht gelabelt werden, kann auch das neuronale Netz überwacht trainiert werden. Dann

391 Quelle dieser Abbildung: Kompetenzzentrum Öffentliche IT, Neuronale Netze, (abrufbar: <https://perma.cc/9U5H-5RBS>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

392 Ebenda.

393 Die äußeren Schichten und die inneren Schichten sind miteinander verbunden, bei den Kreisen handelt es sich um die einzelnen künstlichen Neuronen.

besteht jedoch immer noch bezüglich der inneren Schichten eine große Intransparenz, die auch als Blackbox bezeichnet wird.³⁹⁴

Künstliche neuronale Netze werden insbesondere in der Bilderkennung verwendet.

3. Teilüberwachtes Lernen

Das teilüberwachte Lernen (engl.: semi-supervised learning) verbindet Elemente des überwachten und des unüberwachten Lernens.³⁹⁵ Dabei wird in der Regel mit einem relativ kleinen Datensatz überwacht ein Klassifikationssystem „vtrainiert“ und im Anschluss auf Basis neuer, ungelabelter Daten weitertrainiert.³⁹⁶ Ein Beispiel für das teilüberwachte Lernen ist die Interpretation von Magnetresonanztomographie-Aufnahmen (MRT) durch einen Algorithmus. Ein Teil der MRTs kann zu Trainingszwecken zunächst gelabelt werden und im Anschluss kann das vtrainierte System auf unge-labelte MRTs zum weiteren Training eingesetzt werden.³⁹⁷

4. Bestärkendes Lernen

Das bestärkende Lernen (engl.: Reinforcement Learning) hat einen psychologiewissenschaftlichen Ursprung (Verhaltenspsychologie), sodass bei dieser Lernart die korrekten informationstechnischen Terminologien von den oben genannten abweichen.³⁹⁸ Die wissenschaftlichen Terminologien sollen der Vollständigkeit halber hier nur in Klammern zusätzlich genannt werden. Ziel des bestärkenden Lernens ist das Training eines Modells (Agent), welches mit seiner Umgebung interagiert.³⁹⁹ Im Gegensatz zum überwachten Lernen werden bei dieser Art des maschinellen Lernens vonseiten der Programmierer keine erwarteten Ausgaben vorgegeben.⁴⁰⁰ Allerdings wird auch nicht gänzlich auf Trainingslabels – wie beim unüberwachten Lernen – verzichtet. Stattdessen arbeitet das bestärkende Lernen

394 Sommerer, 2020, S. 350.

395 Tauli, 2022, S. 62.

396 Al-Behadili/Wöhler/Grumpe, Automatisierungstechnik 2014, 732 (733).

397 Tauli, 2022, S. 62.

398 Sutton/Barto, Reinforcement Learning: An Introduction, 2. Aufl., 2018, S. 13.

399 Sutton/Barto, 2018, S. 13; Lang, 2023, S. 46.

400 Lang, 2023, S. 46.

Kapitel III. Technologischer Hintergrund

mit einer sog. Belohnungsfunktion.⁴⁰¹ Durch diese Funktion werden die Aktionen des Modells mit positiven (Belohnung) oder negativen (Bestrafung) Werten bewertet. Das Ziel des Modells ist es, über die Trainingszeit die Belohnungswerte zu maximieren und die Bestrafungswerte zu minimieren.⁴⁰² Der Lernerfolg des Modells besteht sodann in der Prognose einer bestmöglichen Aktion für einen gegebenen Zustand.⁴⁰³

Diese Art des maschinellen Lernens hat sich in jüngerer Zeit vor allem dann als Lösung angeboten, wenn es zu viele denkbare Zustände gibt, um jede Möglichkeit zu berechnen.⁴⁰⁴

Eine solche Technik wurde beispielsweise zum Training einer KI im Go-Spiel genutzt, welche dann professionelle Spieler besiegte.⁴⁰⁵ Im Transaktionsmonitoring existieren bereits Programme, bei der mit Hilfe von Programmen des bestärkenden Lernens bei der Personenüberprüfung etwa politisch exponierte Personen i. S. d. § 1 Abs. 12 GwG herausgefiltert werden sollen.⁴⁰⁶

V. Zusammenfassung

Dieser Abschnitt hat gezeigt, wie viele unterschiedliche Ausgestaltungen allein innerhalb des maschinellen Lernens als derzeit gängigste Form von KI möglich sind. Insbesondere die verschiedenen Terminologien können verwirrend und irreführend sein. Dieser rote Faden soll den Leser durch die rechtlichen Anforderungen an den KI-Einsatz zur Detektion von Geldwäsche führen. Wie im Folgenden dargelegt wird, sind auch den heutigen technischen Lösungen jedoch Grenzen gesetzt.

401 Ebenda.

402 Ebenda.

403 Sutton/Barto, 2018, S. 13; Lang, 2023, S. 46.

404 Schmoeller da Roza, Machine Learning – Sicheres Reinforcement Learning, Magazin des Fraunhofer-Instituts für Kognitive Systeme, 12.09.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/H39Y-EYHW>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

405 Borowiec, AlphaGo seals 4-1 victory over Go grandmaster Lee Sedol, The Guardian, 15.03.2016, (abrufbar: <https://perma.cc/7TL6-PLZM>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

406 Hengartner, in: D'Onofrio/Meier (Hrsg.), 2021, S. 90 ff.

D. Tatsächliche Grenzen technischer „Lösungen“

Bei der Bezeichnung und Umschreibung des revolutionären Charakters des Einsatzes von KI im Finanzwesen und dort insbesondere zur Bekämpfung von Geldwäsche wird an Superlativen nicht gespart. Die „Marketing-Ideologie“ von KI vermittelt uns dabei das Gefühl, wir könnten die Oberhand über die Bekämpfung solcher Arten der Wirtschaftskriminalität – vielleicht sogar über Kriminalität im Allgemeinen – gewinnen, mit dieser Technologie die Welt besser verstehen, womöglich sogar beherrschen.⁴⁰⁷ Diese unermesslichen Erwartungen sollen bereits an dieser Stelle der Arbeit in ein angemessenes Verhältnis gerückt werden, indem KI als menschliches Werkzeug eingeordnet wird und die technischen Grenzen solcher Modelle aufgezeigt werden, bevor im Verlauf der Arbeit auf die rechtlichen Grenzen⁴⁰⁸ eingegangen wird.

I. Grenzen der Programmierung

Die „Entscheidungsfindung“ durch eine KI findet ihre Grenze bzw. Determinant dort, wo die Programmierung aufhört.⁴⁰⁹ Dies gilt allerdings vornehmlich für das oben beschriebene überwachte maschinelle Lernen, bei dem die Entscheidungskriterien vorgegeben werden. Demgegenüber können beim unüberwachten Lernen durchaus eigene Entscheidungsstrukturen entwickelt werden, die dann jedoch sehr stark von den Trainingsdaten abhängen und wiederum dort ihre Grenze finden. Im Vergleich dazu ist eine menschliche Entscheidung mit Sicherheit weniger determiniert, kann jedoch auf die Umstände des Einzelfalles besser reagieren und von dem vorgegebenen Korsett abweichen. KI fehlt – im Vergleich zum Menschen – die Fähigkeit zur Intuition und zur Selbstreflexion.⁴¹⁰

407 Sommerer, 2020, S. 100; Creemers/Guagnin, KrimJ 2014, 138 (139 f.).

408 Kapitel IV. und V.

409 Sommerer, 2020, S. 101; Ernst, JZ 2017, 1026 (1027 f.).

410 Ernst, JZ 2017, 1026 (1028); Nink, 2021, S. 31.

II. Mangelnde Neutralität der Programmierer

Algorithmen sind das Produkt ihrer menschlichen Programmierer. Daher besteht die Gefahr, dass menschliche Vorurteile und Annahmen im Algorithmus fortgeschrieben werden. Denn die Entwickler müssen in allen Stadien der oben beschriebenen unterschiedlichen Lernverfahren Entscheidungen bezüglich des Designs des Systems treffen, welche ihre individuellen Vorlieben wiedergeben.⁴¹¹ Diese Entscheidungen erstrecken sich von der Datenauswahl für das Training der KI, über die Festlegung der Inputdaten und des gewünschten Outputs, der Überwachung des Lernprozesses als auch der Fehleranpassung des Systems.⁴¹²

III. Korrelation versus Kausalität

Die Feststellung von gesicherten Kausalzusammenhängen ist bereits für den Menschen schwierig⁴¹³ – man denke nur an die klassischen Lehrbuchfälle der alternativen und kumulativen Kausalität bei der gleichzeitigen Vergiftung eines Menschen durch zwei voneinander unabhängig agierende Personen. KI-Systeme sind – zumindest noch nicht – in der Lage, Kausalzusammenhänge zu erfassen, sodass sie stattdessen mit Korrelationen arbeiten.⁴¹⁴ Tauchen verschiedene Eigenschaften vielfach miteinander auf, korrelieren sie miteinander.⁴¹⁵ Durch diese Korrelation ist allerdings kein Beleg dafür möglich, dass die eine Eigenschaft die andere bedingt – mithin, dass ein Kausalzusammenhang zwischen den Eigenschaften bestünde. Es kann sich auch nur um eine sog. Scheinkorrelation handeln.⁴¹⁶ Zu teils auch lustigen dieser Scheinkorrelationen existieren im Internet inzwischen ganze Blogs. So korreliert beispielsweise die jährliche Zahl der Personen, die nach einem Sturz aus einem Fischerboot ertranken, mit der jährlichen Zahl an Hochzeiten in Kentucky.⁴¹⁷ Eine Einzelfallbetrachtung durch KI

411 Instruktiv: Sommerer, 2020, S. 105 ff.

412 Ebenda. Auf diese Gefahren wird bei der Festlegung der Entwicklungsmodalitäten noch genauer einzugehen sein.

413 Hoffmann-Riem, 2022, S. 84.

414 Ernst, JZ 2017, 1026 (1028); Sommerer, 2020, S. 50.

415 Ernst, JZ 2017, 1026 (1028); Rückert, GA 2023, 361 (365).

416 Sommerer, 2020, S. 103.

417 Vigen, Spurious correlations, tylervigen.com, (abrufbar: <https://perma.cc/G9ZE-XB5A>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

E. Beitrag von KI als Waffe im „Kampf“ gegen Finanzkriminalität

folgt mithin anderen Kriterien als eine Einzelfallbetrachtung durch einen Menschen.⁴¹⁸

Wie Gless/Wohlers zutreffend statuieren, besteht ein unbestrittenes und ungelöstes Problem von KI – zumindest, wenn sie unüberwacht maschinell trainiert wurde – in der fehlenden Unterscheidungsmöglichkeit zwischen einer Korrelation von Kausalursachen und einer Diskriminierung durch Pauschalisierung.⁴¹⁹

IV. Keine Grenzenlosigkeit durch Technik

Durch die Option zur Technisierung menschlicher Arbeit wird oft die überzogene Erwartung geweckt, dadurch sämtliche Probleme des Ausgangsprozesses simpel lösen zu können. Schnell werden Träume von menschlicher Ersetzung erschaffen. Dieser Abschnitt hat verdeutlicht, dass die Automatisierung jedoch auch zu neuen Problemen führen oder alte Probleme verfestigen kann. Die Verlockungen des technischen Fortschrittes haben dazu geführt, dass einige KI-Systeme bereits im „Kampf“ gegen Finanzkriminalität eingesetzt werden. Darauf ist unter dem folgenden Punkt E. näher einzugehen.

E. Beitrag von KI als Waffe im „Kampf“ gegen Finanzkriminalität

Für diese Arbeit ist essenziell, welchen Beitrag eine KI insbesondere im „Kampf“ gegen Geldwäsche zu leisten vermag – vor allem im Vergleich zu derzeit eingesetzten nicht-technischen und technischen Mitteln.

Die Schlagworte „Big Data und Künstliche Intelligenz für die Finanzwirtschaft“ werden derzeit als umfassende Lösung für die überbordenden Aufgaben der GwG-Verpflichteten „angepriesen“⁴²⁰: Im Bereich der Geldwäsche-Strafverfolgung könnte der Einsatz des oben beschriebenen maschinellen Lernens die Erkennung von Verdachtsfällen revolutionieren.⁴²¹ Das erklärte Ziel ist eine automatisierte Verkettung der Verdachtsstufen

418 Ernst, JZ 2017, 1026 (1028).

419 Gless/Wohlers, in: Böse/Schumann/Toepel, 2019, S. 154.

420 Siehe u. a. Schulz, in: Gola/Heckmann (Hrsg.), 3. Aufl. 2022, Art. 6 DSGVO Rn. 153 f.; Dreisigacker/Hornung/Ritter-Döring, RDi 2021, 580 (580); Dieckmann, in: Chibanguza/Kuß/Steege (Hrsg.), 2022, § 5, I., Rn. 37 f.

421 Bertrand/Maywell/Vamparys, International Data Privacy Law 2021, 276 (276).

der Geldwäschebekämpfung.⁴²² Derzeit werden im Bereich des Transaktionsmonitorings⁴²³ vor allem die zuvor beschriebenen regelbasierten Systeme zur Detektion von Geldwäsche eingesetzt. Diese Systeme erzeugen jedoch false-positive Treffer⁴²⁴ von bis zu 95-99 Prozent, wobei weniger als ein Prozent tatsächliche Geldwäschefälle durch diese technischen Systeme entdeckt werden.⁴²⁵ Diese Quote führt zu dem einhelligen Fazit, dass herkömmliche Methoden einer effektiven Geldwäschebekämpfung bislang gescheitert sind. Auch die europäische und nationale Regulierungswelle⁴²⁶ der letzten Jahre erfolgte in diesem Bewusstsein.⁴²⁷ Es existieren derzeit kaum mehr Fälle, die zu strafrechtlichen Konsequenzen führen, als vor der Restrukturierung der FIU und des Verdachtsmeldesystems im Jahr 2017, durch die eigentlich die Effizienz des Prozesses erhöht werden sollte.⁴²⁸ Trotz aller Bemühungen der letzten Jahre werden somit in Deutschland jährlich insgesamt nur geschätzt ein Prozent⁴²⁹ aller Straftaten im Zusammenhang mit Geldwäsche aufgedeckt und aufgeklärt und das vermutete Dunkelfeld ist weiterhin exorbitant groß.⁴³⁰ Dieser Umstand wurde kürzlich auch von der FATF (erneut) moniert.⁴³¹ Zusätzlich werden im Bereich der Wirtschafts- und Steuerstraftaten – wozu auch die Geldwäsche zählt – die Begehungsweisen durch die Täter fortlaufend angepasst und verändert,

422 Mit dieser Begriffsschöpfung: *Leffer/Sommerer*, in: Wörner/Wilhelmi/Glöckner/Breuer/Behrendt, 2024, S. 110 ff.

423 Zum Begriff oben Kapitel II.B.III.I.

424 Zur hier verwendeten Einordnung eines Treffers als false-positive: Abb. 3.

425 Diese Quote bescheinigt *Schmuck* den bisherigen regelbasierten Systemen, wobei er sich hier auf eine Gesamtbetrachtung zu beziehen scheint *Schmuck*, ZRFC 2023, 55 (55 f.); zur generellen Einordnung von Fehlerraten siehe Kapitel I.D.VII.

426 Kapitel II.B.II.

427 So findet sich beispielsweise hier eine Zusammenfassung der aktuellen politischen Agenda der Geldwäschebekämpfung: *BMF*, Voller Einsatz gegen Finanzkriminalität, 11.10.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/ELE6-67YG>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

428 *Lenk*, ZWH 2021, 353 (356); zu den Details der Umstrukturierung: *Bütte*, NVwZ 2022, 378 (379); *Leffer/Sommerer*, in: Wörner/Wilhelmi/Glöckner/Breuer/Behrendt, 2024, S. 120 f.

429 Diese Gesamtzahl ergibt sich aus Geldwäschefällen, die neben den Verdachtsmeldungen durch anderweitige Kenntnisnahme der Strafverfolgungsbehörden aufgedeckt werden.

430 *Heuser*, in: Chan/Ennuschat/Lee/Lin/Storr, 2022, S. 138.

431 *FATF*, Anti-money laundering and counter-terrorist financing measures Germany – Mutual Evaluation Report, August 2022, (abrufbar: <https://perma.cc/6QSV-R5AL>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024) u. a. S. 3 ff.; *Wegner*, GWuR 2022, 117 (117).

um einer staatlichen Entdeckung zu entgehen.⁴³² Die uneffektive und unzureichende Bekämpfung macht die Geldwäsche für Täter in Deutschland noch attraktiver.⁴³³ Banken (und andere Verpflichtete) sind häufig mit der Erstellung von Geldwäscheverdachtsmeldungen bezüglich potenziell verdächtiger Transaktionen ihrer Kunden überfordert.⁴³⁴ Die Verpflichtung zur Abgabe dieser Verdachtsmeldungen ergibt sich aus § 43 Abs. 1 GwG. Gleichzeitig stapeln sich bei der FIU zum allgemeinen medialen Empören unbearbeitete Verdachtsmeldungen. Bei zahlreichen Verpflichteten scheint zugleich unklar zu sein, bei Vorliegen welcher Kriterien eine Verdachtsmeldung abzugeben ist.⁴³⁵ Bei den Staatsanwaltschaften schließlich kommen durch die Weiterleitung über die FIU 15,3 Prozent aller Geldwäscheverdachtsmeldungen an, lediglich 0,3 Prozent der Verdachtsmeldungen führen jedoch überhaupt zu strafrechtlichen Konsequenzen.⁴³⁶

-
- 432 *Baesens/Vlasselaer/Verbeke*, Fraud Analytics Using Descriptive, Predictive, and Social Network Techniques – A Guide to Data Science for Fraud Detection, 2015, S. 19; *Peters*, 2023, S. 22.
- 433 *Heuser*, in: *Chan/Ennuschat/Lee/Lin/Storr*, 2022, S. 138 mit weiteren Verweisen in Fn. 4; so auch *Berner*, Geldwäsche-Prävention: Cloud & Künstliche Intelligenz ist die einzige Chance, *IT-Finanzmagazin.de*, 2019, (abrufbar: <https://perma.cc/5K4S-UVHM>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024); auch *Bussmann/Veljovic*, NZWiSt 2020, 417 (425) bescheinigen Deutschland weiterhin das Testat „Geldwäscheparadies“.
- 434 *Kanning*, Kampf gegen Geldwäsche überfordert Banken, FAZ, 09.10.2019, (abrufbar: <https://perma.cc/FGA7-7GGQ>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).
- 435 *Lenk*, ZWH 2021, 353 (353); auch der FATF Länderbericht Deutschland äußert sich zur fehlenden Effektivität der FIU: *FATF*, Anti-money laundering and counter-terrorist financing measures Germany – Mutual Evaluation Report, August 2022, (abrufbar: <https://perma.cc/6QSV-R5AL>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024) u. a. S. 4, 9; aufgrund der fehlenden oder langsamen Weitergabe von Verdachtsmeldungen an die Strafverfolgungsbehörden leitete die Staatsanwaltschaft Osnabrück im Sommer 2020 sogar Ermittlungen gegen Verantwortliche der FIU ein, *Diehl/Siemens*, Ermittler gehen gegen Zoll-Spezialeinheit vor, Spiegel, 2020, (abrufbar: <https://perma.cc/JE9R-V7EY>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024). Diese Ermittlungen wurden inzwischen eingestellt, da das risikobasierte Vorgehen bei der operativen Analyse der Geldwäscheverdachtsmeldungen nicht mit den Vorgaben des GwG vereinbar sei und für die Mitarbeiter der FIU daher ein unvermeidbarer Verbotsirrtum nahegelegen habe, *Staatsanwaltschaft Osnabrück*, 31.05.2023, Pressemitteilung, (abrufbar: <https://perma.cc/J422-U3AH>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024); auch *El-Ghazi/Jansen* sehen in der aktuellen Arbeitsweise der FIU sogar ggf. strafrechtlich relevantes Fehlverhalten, NZWiSt 2022, 465 (472).
- 436 Diese Prozentzahlen stützen sich auf eine rechnerische Auswertung des FIU-Jahresberichtes 2022, wonach die Verpflichteten insgesamt ca. 340.000 Verdachtsmeldungen abgegeben haben (S. 14), die FIU davon ca. 51.700 Verdachtsmeldungen an die Staatsanwaltschaften weitergeben hat (S. 19) und es auf Basis dieser Daten auf Seiten der Strafverfolgungsbehörden zu ca. 1.058 Urteilen oder Anklagen (S. 21) kam.

Der entscheidende Vorteil, den man sich von weiterentwickelten KI-Systemen im Gegensatz zu den „herkömmlichen“ regelbasierten Systemen im Bereich der Geldwäsche-Detektion erhofft, ist dabei, dass die KI auf dem Menschen bisher nicht bekannte Geldwäsche-Indikatoren stößt und vor allem zu einer Effektivitätssteigerung führt. Dies schließt die Hoffnung einer Reduzierung der großen Zahl – wie bereits erwähnt bis zu 99 Prozent – von „falsch positiven“ Geldwäscheverdachtsmeldungen ein.⁴³⁷

Durch den selbstlernenden Charakter fortgeschrittener KI-Systeme – die auf maschinellem Lernen basieren – soll sich nun alles ändern. Nach der Idealvorstellung soll es dadurch möglich sein, neue Geldwäschetypologien zu erkennen und Detektionsprogramme fortlaufend anzupassen.⁴³⁸ Gemeinsam mit den bisher weitgehend ungenutzten riesigen Datenbeständen („Big Data“⁴³⁹) stellt dies den „Nährboden“ für die Diskussion des Einsatzes von KI-Lösungen dar.⁴⁴⁰

Spezialisierte Anbieter werben insbesondere für Banken bereits mit KI-Lösungen. Unter dem nachfolgenden Punkt wird beispielhaft auf einige Praxislösungen eingegangen, die schon heute im Finanzsektor verwendet werden.

I. Praxisbeispiele von KI-Lösungen im Finanzsektor

Im Finanzsektor und im Bereich der behördlichen Arbeit werden bereits verschiedene KI-Lösungen zur Erfüllung von Compliance-Vorgaben, zur Betrugsprävention und auch zur Detektion von Geldwäsche eingesetzt. Der folgende Überblick soll das weitere Entwicklungspotential für die Praxis veranschaulichen.

⁴³⁷ Heuser, in: Chan/Ennuschat/Lee/Lin/Storr, 2022, S. 146; Leffer/Sommerer, in: Wörner/Wilhelmi/Glöckner/Breuer/Behrendt, 2024, S. 116 f.

⁴³⁸ Ebenda.

⁴³⁹ Erläuterung des Begriffes siehe oben Kapitel I.D.II.

⁴⁴⁰ Dreisigacker/Hornung/Ritter-Döring, RDi 2021, 580 (580).

1. Hawk AI

Das deutsche Unternehmen „Hawk AI“⁴⁴¹ bietet Banken, FinTechs und weiteren Finanzdienstleistern eine eigene Software zur Bekämpfung von Geldwäsche an.⁴⁴² Die nach eigenen Angaben verwendete KI soll Verdachtsfälle schneller aufdecken und präziser und frühzeitiger erkennen, wobei Unternehmen eine Steigerung der Effizienz um 70 % versprochen wird.⁴⁴³ Bei der verwendeten Lösung handelt es sich wohl um ein Zusammenspiel aus einem regelbasierten System und Komponenten maschinellen Lernens.⁴⁴⁴ Es sei auch ein Ziel, durch die Erkennungsmuster der KI Transaktionen von vorneherein zu verhindern.⁴⁴⁵

2. Vespia

Das estnische Startup „Vespia“⁴⁴⁶ fokussiert sich überwiegend auf die Erleichterung der Erfüllung von Compliance-Vorgaben für Unternehmen durch eine KI-gestützte Verbesserung der KYC-Prozesse.⁴⁴⁷ Durch die Verknüpfung von 4000 AML-Datenbanken und den Handelsregistern von über 300 Jurisdiktionen sei die Kundenlegitimation und gleichzeitige Erfüllung von Compliance-Vorgaben innerhalb von 30 Sekunden möglich.⁴⁴⁸

441 Unternehmenswebseite: <https://perma.cc/VCF7-J9YG> (zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

442 Schwarz, Münchner Fintech Hawk AI sammelt weitere Millionen ein – und steigert die Bewertung um 120 Prozent, Handelsblatt, 26.01.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/WRZ7-SXUR>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

443 Ebenda.

444 Tannheimer, VR Payment setzt auf Hawk AI, um Finanzkriminalität mit KI zu bekämpfen, IT-Finanzmagazin.de, 15.03.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/LB7U-SX28>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

445 Schwarz, Münchner Fintech Hawk AI sammelt weitere Millionen ein – und steigert die Bewertung um 120 Prozent, Handelsblatt, 26.01.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/WRZ7-SXUR>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

446 Unternehmenswebseite: <https://perma.cc/3U44-44X5> (zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

447 Oyetunde, „Digital identity passports for companies?“ Vespia’s flaming RegTech revolution, e-Estonia, 22.06.2022, (abrufbar: <https://perma.cc/AH9E-5KEL>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024); siehe zum KYC-Begriff: Kapitel II.B.III.1.

448 Ebenda.

3. Mostly AI

Das österreichische Startup „Mostly AI“⁴⁴⁹ generiert synthetische Daten zum Training von KI für die Banken- und Versicherungsbranche.⁴⁵⁰ Synthetische Daten stammen nicht aus einer echten Datenquelle, sondern werden künstlich erzeugt.⁴⁵¹ Dadurch soll das häufige Problem umgangen werden, dass Daten zum Training einer KI nicht in ausreichender Menge oder Qualität vorhanden sind – z. B. aus datenschutzrechtlichen Gründen.

4. FIU Analytics

Seit 2020 vollzieht die FIU die Auswertung und Analyse der Verdachtsmeldungen nach eigenen Angaben in weiten Teilen automatisiert.⁴⁵² Dazu werde ein als „KI“ bezeichnetes System namens „FIU Analytics“ eingesetzt.⁴⁵³ Die Verdachtsmeldungen würden automatisiert mit bestimmten Datenquellen/-beständen abgeglichen und anhand festgelegter Risikoschwerpunkte teilautomatisiert vorgefiltert.⁴⁵⁴ Meldungen, die im Rahmen dieser Vorfiltierung keinen Alarm des Systems auslösen, verblieben in einem sog. Informationspool und würden kontinuierlich mit neu eingehenden Informationen abgeglichen.⁴⁵⁵ Inwiefern es sich bei FIU Analytics tatsächlich um eine KI-Lösung handelt, ist allerdings unklar. Denn im letzten FATF-Bericht wird die Software eher als eine Art Probesoftware bzw. Feldversuch bezeichnet.⁴⁵⁶ Das Programm wird mit fortlaufender Beratung der PwC Strategy&(Germany) GmbH über den IT-Dienstleister der Bundesverwaltung – das

449 Unternehmenswebsite: <https://perma.cc/2A6Y-7T6V> (zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

450 Danzer, Synthetische Daten: Ein Schatz für die Finanzbranche, Der Standard, 18.05.2022, (abrufbar: <https://perma.cc/2HPB-VPFX>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

451 Ebenda.

452 Relativ neu wieder hier: BT-Drs. 20/5125, 29.12.2022, S. 12.

453 BT-Drs. 20/5125, 29.12.2022, S. 12; Leffer/Sommerer, in: Wörner/Wilhelmi/Glöckner/Breuer/Behrendt, 2024, S. 120 f.

454 Ebenda.

455 Barreto da Rosa, in: Herzog (Hrsg.), 5. Aufl. 2023, Abschnitt 5, Vorbemerkungen, Rn. 25.

456 FATF, Anti-money laundering and counter-terrorist financing measures Germany – Mutual Evaluation Report, August 2022, (abrufbar: <https://perma.cc/6QSV-R5AL>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024), S. 67.

Informationstechnikzentrum Bund (ITZBund) – betrieben.⁴⁵⁷ Außerdem wird FIU Analytics von einem weiteren externen Unternehmen umgesetzt, welches seiner öffentlichen Nennung widersprochen hat.⁴⁵⁸

5. X-PIDER

„X-PIDER“ ist ein Webcrawler des Bundeszentralamtes für Steuern, welcher von der entory AG entwickelt und vertrieben wurde.⁴⁵⁹ Das Unternehmen entory AG gehörte zur Deutschen Börse und wurde 2005 von der Softlab GmbH übernommen.⁴⁶⁰ Gesellschafter der Softlab GmbH ist wiederum zu 100 % die BMW AG, wodurch die Anwendung sich in der Hand von Privaten befindet.⁴⁶¹ Die IT-Lösung X-PIDER scannt bereits seit 2003 Webseiten auf der Suche nach Personen, welche gewerblich Handel betreiben, dafür jedoch keine Steuern zahlen.⁴⁶²

6. Anti-Money Laundering AI (Google)

Auch Google bietet eine eigene Anti-Money Laundering AI für ein KI-gestütztes Transaktionsmonitoring.⁴⁶³ Nach Angaben von Google wird dazu auf Basis der eigenen Daten von Finanzinstituten ein Modell trainiert, das auf maschinellem Lernen beruht. Eine der weltweit größten Banken – die HSBC – nutzt dieses von Google angebotene System bereits.⁴⁶⁴

457 BT-Drs. 20/6467, 18.04.2023, S. 6.

458 Ebenda.

459 BT-Drs. 19/30278, 03.06.2021, S. 6; *Wenzel*, Schwarzhändler aufgepasst – Wieviel Prozent der Verkäufer bei eBay Schwarzgeld verdienen, Deutschlandfunk, 10.01.2004, (abrufbar: <https://perma.cc/93CZ-NMZQ>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

460 *Deutsche Börse*, Deutsche Börse AG veräußert entory an Softlab – Transaktion soll im Herbst abgeschlossen sein, Gruppe Deutsche Börse, 05.07.2005, (abrufbar: <https://perma.cc/XQ62-RGAB>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

461 Ebenda.

462 *Ziegler*, X-PIDER sucht im Netz weiter nach „steuerlich verdächtigen Personen“, heiße online, 08.02.2008, (abrufbar: <https://perma.cc/U4JX-FMJ7>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

463 Unternehmenswebseite: <https://perma.cc/QP5S-VDJH> (zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

464 *May*, Fighting money launderers with artificial intelligence at HSBC, Google Cloud, 30.11.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/Q4LG-V54U>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

7. Palantir Foundry

Auch das Unternehmen Palantir bietet mit „Palantir Foundry“ eine Lösung zur automatisierten Geldwäschebekämpfung an. Mit „Palantir Gotham“ entwickelte das Unternehmen bereits eine Software zum personenbezogenen Predictive Policing.⁴⁶⁵ Der Einsatz von Palantir Gotham und die dazu entsprechend erlassenen Gesetze in Hamburg und Hessen wurden vom BVerfG für verfassungswidrig erklärt.⁴⁶⁶ Die Datenplattform von Palantir Foundry wurde wohl ursprünglich für den Gesundheitssektor programmiert,⁴⁶⁷ wird auf der Webseite von Palantir allerdings für das automatisierte Transaktionsmonitoring und den Einsatz bei der FIU beworben.⁴⁶⁸ Palantir Foundry verspricht ebenfalls eine auf maschinellem Lernen basierte Lösung mit netzwerkbasierten Risikomodellen.

8. Zusammenschau

Dieser kurze Überblick über den bereits heute stattfindenden Einsatz von KI-Lösungen im Finanzsektor und im behördlichen Bereich verdeutlicht, dass die Entwicklung schon ohne tiefergehende juristische Begleitung in diese Richtung schreitet. Diese Systeme sind heute bereits weitgehend ohne rechtliche Regulierung im Einsatz. Dabei ist oft unklar, welche Technik und welche Art maschinellen Lernens überhaupt zum Einsatz kommt.

Es ist Aufgabe dieser Arbeit, aufzuzeigen, ob und wenn ja welche regulatorischen und gesetzgeberischen Schritte für einen rechtssicheren und verfassungskonformen Einsatz solcher Lösungen noch notwendig sind.

II. Generelle Entwicklungsoptionen für den Einsatz von KI im Transaktionsmonitoring

Für den Einsatz von KI im Transaktionsmonitoring der Banken ergeben sich verschiedene rein tatsächliche Entwicklungsoptionen, die zu einer

⁴⁶⁵ Siehe mit einer Beschreibung des Einsatzes: Sommerer, 2020, S. 90 ff.

⁴⁶⁶ BVerfG, Urt. v. 16.02.2023 – 1 BvR 1547/19, 1 BvR 2634/20, NJW 2023, 1196 (1196 ff.).

⁴⁶⁷ Stock, Datenanalyse-Unternehmen Palantir wirft ein Auge auf Gesundheitswesen in Europa, heise online, 12.05.2023, (abrufbar: <https://perma.cc/ABW5-56JH>, zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

⁴⁶⁸ Unternehmenswebseite: <https://perma.cc/QT2C-X76B> (zuletzt abgerufen: 31.08.2024).

unterschiedlichen rechtlichen Bewertung führen könnten. An dieser Stelle werden die unterschiedlichen Optionen nur nach ihren tatsächlichen Ausgestaltungen dargestellt und im Rahmen der rechtlichen Bewertung eingeordnet.

1. Option 1: Anomalie-Detektion

Die erste Option für den Einsatz von KI zu Detektionszwecken ist die generelle Erhöhung der Fallzahlen (Beifang) durch Anomalie-Detektion. Innerhalb dieser Arbeit handelt es sich bei Anomalien um Auffälligkeiten in Daten.⁴⁶⁹ Bei der Variante der Anomalie-Detektion gibt eine KI einen Alert aus, wenn bestimmte Transaktionen vom Regelfall abweichen. Diese Art des Modelleinsatzes bedeutet eine zusätzliche Informationsannotation und ist die am häufigsten genannte Option für die weitergehende Automatisierung des Transaktionsmonitorings.

2. Option 2: Priorisierung von Fällen

Eine weitere Option ist die Priorisierung bzw. die Sortierung von Fällen, die bereits durch das vorhandene regelbasierte System als auffällig markiert wurden. Das würde dazu führen, dass die Mitarbeitenden sich die durch die KI priorisierten Fälle zuerst anschauen würden.

3. Option 3: Reduzierung von Alerts eines regelbasierten Systems

Die dritte Option besteht in der Reduzierung von vorhandenen Alerts des regelbasierten Systems. Die KI könnte mithin dazu genutzt werden, „offensichtliche“ false-positives noch vor einer Befassung durch den zuständigen Mitarbeitenden auszusortieren.

469 Knuth, Informatik Spektrum 2021, 364 (367).

Kapitel III. Technologischer Hintergrund

4. Option 4: Kombination verschiedener KI-Systeme

Als vierte Option könnten KI-Systeme verschiedener maschineller Lernarten⁴⁷⁰ miteinander kombiniert werden bzw. nebeneinander eingesetzt werden, um die Treffergenauigkeit des Alarms bezüglich auffälliger Transaktionen zu erhöhen.

5. Zwischenfazit

Die rechtliche Bewertung der hier genannten technischen Optionen könnte sich insbesondere bezüglich der jeweiligen Eingriffsintensität unterscheiden. Außerdem wird offenbar, dass für eine Realisierung der verschiedenen Ergebnisse ggf. mehrere KI-Anwendungen benötigt werden, die mit Hilfe anderer Datensätze bzw. sogar unterschiedlicher maschineller Lernverfahren trainiert werden müssten. Dies verdeutlichen auch die Praxisbeispiele, bei denen KI-Lösungen für jeweils eigene Zwecke angeboten werden. Es ist daher zu kurz gedacht, in KI ein Allheilmittel zur Revolutionierung des Meldewesens zu sehen. Stattdessen müssen die technischen Gegebenheiten weiter aufgespalten und genau analysiert werden.

⁴⁷⁰ Zu den unterschiedlichen maschinellen Lernarten siehe oben Kapitel III.C.IV.