

Künstliche Intelligenz und Algorithmen in der Rechtsanwendung

Kment / Borchert

2022

ISBN 978-3-406-78619-8

C.H.BECK

schnell und portofrei erhältlich bei

beck-shop.de

Die Online-Fachbuchhandlung beck-shop.de steht für Kompetenz aus Tradition. Sie gründet auf über 250 Jahre juristische Fachbuch-Erfahrung durch die Verlage C.H.BECK und Franz Vahlen.

beck-shop.de hält Fachinformationen in allen gängigen Medienformaten bereit: über 12 Millionen Bücher, eBooks, Loseblattwerke, Zeitschriften, DVDs, Online-Datenbanken und Seminare. Besonders geschätzt wird beck-shop.de für sein

umfassendes Spezialsortiment im Bereich Recht, Steuern und Wirtschaft mit rund 700.000 lieferbaren Fachbuchtiteln.

Kapitel 4: Probleme im Zusammenhang mit dem Algorithmeinsatz

A. Problemorientierte Anamnese

I. Gegenüberstellung der Vor- und Nachteile

1. Vorteile

Die Vorteile von Algorithmen als Innovationstreiber und Wachstumschance liegen auf der Hand.²⁴¹ Sie können die Lebenswelt als sinnvolles Hilfsmittel gewinnbringend verändern, indem sie insbesondere stupide, repetitive Aufgaben, die bis zu einem Viertel der Arbeitszeit²⁴² beanspruchen, übernehmen, bei Entscheidungsfindungen, Korrekturen, Einschätzungen, Recherchen oder Auswertungen unterstützen und Prozesse beschleunigen.²⁴³ Dabei profitieren sie von vergangenen und aktuellen Entwicklungen der Digitalisierung, zB der zunehmenden Verbreitung vernetzter elektronischer Geräte im Internet of Things²⁴⁴ und der Leistungssteigerung von Datenübertragung, -speicherung und -berechnung im Kosmos von Big Data. Sie haben kein begrenztes Erinnerungsvermögen, sondern ermöglichen ein verlustfreies und potenziell dauerhaftes Speichern von nahezu unbegrenzten Datenmengen. Sie machen keine Flüchtigkeitsfehler und lassen keine eigenen subjektiven Präferenzen einfließen, sondern entscheiden effizienter, schneller und objektiver als der Mensch.²⁴⁵ Das führt wiederum zu einer enormen Kostenreduktion für den jeweiligen Betreiber.²⁴⁶

²⁴¹ Zu den Vorteilen des Algorithmeinsatzes Aupperle/Langkabel/Ramsauer, Denkimpulse Digitale Ethik: Künstliche Intelligenz – Assistenz oder Konkurrenz in der zukünftigen Verwaltung?, 2018, S. 2 f.; Martini, Blackbox Algorithmus, 2019, S. 16; ausführlicher Guggenberger, NVwZ 2019, 844 (846 f.); Stiernerling in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning, 2020, S. 15 (Rn. 70 ff.); Wischmeyer, AöR 143 (2018), 1 (15 ff.).

²⁴² Vgl. Eggers/Schatsky/Viechnicki, AI-augmented government – Using cognitive technologies to redesign public sector work, Deloitte University Press vom 26.4.2017, <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/cognitive-technologies/artificial-intelligence-government.html> (Abfrage: 18.5.2021).

²⁴³ Martini, DÖV 2017, 443 (452).

²⁴⁴ Zu den Möglichkeiten des sog. „Ubiquitous Computing“ (und gleichzeitig den Begriff prägend) Weiser, Scientific American 1991 (Vol. 265 No. 3 Special Issue), 94 ff.; außerdem Jöns, Daten als Handelsware, 2019, S. 25 ff.; Radlanski, Das Konzept der Einwilligung in der datenschutzrechtlichen Realität, 2016, S. 33.

²⁴⁵ Hill in Hill/Schliesky (Hrsg.), Auf dem Weg zum Digitalen Staat, 2015, S. 267 (274); siehe aber nachfolgend unter Kap. 4 C. I. zur algorithmischen Diskriminierung.

²⁴⁶ Hill, VM 2018, 287 (288).

79 In Bezug auf die kognitive Intelligenz sind algorithmische Systeme dem Menschen bereits überlegen.²⁴⁷ Kognitive Intelligenz ist die Fähigkeit zur Informationsverarbeitung und entsprechenden Reaktion, dh das rationale Denken und Handeln. Sie lässt sich weiter faktorisieren (zB Sprachverständnis, Gedächtnis, schlussfolgerndes Denken oder Auffassungsgeschwindigkeit).²⁴⁸ Die Bundesregierung hat dieses Potenzial bereits erkannt und in ihrer KI-Strategie Konzepte zu deren Nutzung erarbeitet.²⁴⁹ Deutschland steht im internationalen Vergleich der Anzahl wissenschaftlicher Publikationen auf Platz fünf, hinter China, den USA, Japan und Großbritannien.²⁵⁰

2. Nachteile

80 Aber (lernfähige) Algorithmen sind bei Weitem keine unfehlbaren Alleskönner.²⁵¹ Sie sind nicht dazu im Stande, selbständig neue Datenquellen zu erschließen und Probleme in einem völlig unbekanntem Umfeld zu lösen. Jenseits ihrer den menschlichen Intellekt lediglich imitierenden schwachen Intelligenz sind ihre Fähigkeiten auf den vorgegebenen Programmrahmen beschränkt.²⁵² Zwar wird kaum bezweifelt, dass man eines Tages eine starke KI erschaffen oder sogar die technologische Singularität, dh den Triumph der künstlichen über die menschliche Intelligenz, erreichen wird, valide Aussagen hinsichtlich des Zeitpunkts fehlen jedoch.²⁵³ Im Moment besitzt KI weder Kreativität noch ein Bewusstsein für die einer Interaktion innewohnende Metaebene; dieser Malus zeigt sich deutlich am Beispiel des Chatbots „Tay“, der die Aussagen von Nutzern unreflek-

DIE FACHBUCHHANDLUNG

²⁴⁷ Stiemerling in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning, 2020, S. 15 (Rn. 77).

²⁴⁸ Vgl. Thurstone, *Primary Mental Abilities*, 1938; ausführlich zur Kognitionsforschung Hunt, *Human Intelligence*, 2011, S. 140 ff.; Ragni in Görz/Schmid/Braun (Hrsg.), *Handbuch der Künstlichen Intelligenz*, 6. Aufl. 2021, S. 227 ff.

²⁴⁹ Bundesregierung (Hrsg.), *Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung*, 2018, BT-Drs. 19/5880 sowie *Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung*, Fortschreibung 2020, 2020, BT-Drs. 19/25095.

²⁵⁰ Elsevier (Hrsg.), *Artificial Intelligence: How knowledge is created, transferred, and used*, 2018, S. 38.

²⁵¹ Zu Risiken des Algorithmeinsatzes Buxmann/Schmidt in Buxmann/Schmidt (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz*, 2019, S. 3 (15 ff.); Guggenberger, *NVwZ* 2019, 844 (849 f.); Hill in Hill/Schliesky (Hrsg.), *Auf dem Weg zum Digitalen Staat*, 2015, S. 267 (273 ff.); Stiemerling in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), *Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning*, 2020, S. 15 (Rn. 41 ff.); Wischmeyer, *AöR* 143 (2018), 1 (15 ff.); speziell zu Risiken des Predictive Policing Rademacher, *AöR* 142 (2017), 366 (376 f.).

²⁵² Siehe unter Kap. 2 II. 1. b).

²⁵³ Vgl. dazu Havel in Kelemen/Romportl/Zackova (Hrsg.), *Beyond Artificial Intelligence*, 2013, S. 3 ff.; Kurzweil, *Menschheit 2.0. Die Singularität naht*, 2. Aufl. 2014; Searle, *Behavioral and Brain Sciences* 1980 (Vol. 3 Iss. 3), 417 ff.; Vinge, *The Coming Technological Singularity*, *Vision-21*, 1993, S. 11 ff.

tiert übernahm und so letztlich den Klimawandel leugnete.²⁵⁴ Ihr fehlt die Fähigkeit, menschliche Beziehungen zu verstehen und sich dementsprechend zu verhalten (soziale Intelligenz)²⁵⁵ sowie Gefühle und Emotionen wahrzunehmen, zu identifizieren und daran das eigene Denken und Handeln auszurichten (emotionale Intelligenz).²⁵⁶ Gerade wegen der Schnelllebigkeit, Komplexität und Unvorhersehbarkeit, die die Gegenwart zunehmend prägen, ist eine über die pure Rationalität linearer Logik hinausgehende Multi-Logik bzw. -Rationalität aber unbedingt erforderlich.²⁵⁷ KI ist zudem manipulierbar.

Vor allem aber zeichnet sie sich durch ihre Undurchschaubarkeit und Unkontrollierbarkeit aus, was bei indeterministischen Systemen durch deren Lernfähigkeit noch intensiviert wird.²⁵⁸ Je autonomer der Dateiverarbeitungsprozess abläuft, desto mehr entzieht er sich der menschlichen Supervision. Diese Intransparenz führt besonders in persönlichkeitsensiblen Bereichen zu großen verfassungsrechtlichen Schwierigkeiten und einem hohen Diskriminierungspotenzial. So trifft es zu, wenn *Martini* feststellt: „Wie die Algorithmen funktionieren, [...] verstehen wir immer weniger. Wie aber wir funktionieren, verstehen umgekehrt die Algorithmen immer besser.“²⁵⁹ **81**

II. Kausalität als limitierender Faktor

1. Ermittlung von Korrelationen

Kritisch an dem induktiven Vorgehen der Algorithmen ist bereits, dass sie nur Korrelationen (Zusammenhänge zwischen Merkmalen) ermitteln, **82**

²⁵⁴ Dazu Wischmeyer, AöR 143 (2018), 1 (17); instruktiv zu diesem Fall Beuth, Twitter-Nutzer machen Chatbot zur Rassistin, Zeit online vom 24.3.2016, https://www.zeit.de/digital/internet/2016-03/microsoft-tay-chatbot-twitter-rassistisch?utm_referrer=https%3A%2F%2Fwww.google.com%2F (Abfrage: 18.5.2021); Sinders, Microsoft's Tay is an Example of Bad Design, Medium vom 24.3.2016, <https://medium.com/@carolinesinders/microsoft-s-tay-is-an-example-of-bad-design-d4e65bb2569f> (Abfrage: 18.5.2021).

²⁵⁵ Begriff geprägt von Thorndike, Harper's Magazine 1920 (Vol. 140), 227 (228); ausführlich dazu Kihlstrom/Cantor in Sternberg (Hrsg.), The Cambridge Handbook of Intelligence, Volume II, 2. Aufl. 2020, S. 756 ff.

²⁵⁶ Begriff geprägt von Salovey/Mayer, Imagination, Cognition and Personality 1990 (Vol. 9 Iss. 3), 185 ff.; ausführlich dazu Goleman, Emotionale Intelligenz, 1995; Hunt, Human Intelligence, 2011, S. 136 ff.; Rivers/Handley-Miner/Mayer/Caruso in Sternberg (Hrsg.), The Cambridge Handbook of Intelligence, Volume II, 2. Aufl. 2020, S. 709 ff.

²⁵⁷ Vgl. Hill in Hill/Schliesky (Hrsg.), Management von Unsicherheit und Nichtwissen, 2016, S. 327 ff.; Hill, DÖV 2017, 433 (438, 442); ausführlich zur Multi-Rationalität die Beiträge bei Schedler/Rüegg-Stürm (Hrsg.), Multi-rational Management, 2014 sowie zur Multi-Logik Papasabbas in Schuldt (Hrsg.), Digitale Erleuchtung, 2016, S. 72 ff.

²⁵⁸ Wischmeyer, AöR 143 (2018), 1 (5).

²⁵⁹ Martini, JZ 2017, 1017 (1025).

nicht jedoch Kausalitäten (Ursachen für die Zusammenhänge).²⁶⁰ Zwar lassen sich auch anhand von bloß korrelations- statt kausalbasierten Aussagen sehr präzise Vorhersagen über zukünftige Ereignisse oder menschliches Verhalten treffen.²⁶¹ Mangels einer Begründung für die getroffene Prognose sind wichtige, erklärungsbedürftige Entscheidungen auf dieser Grundlage jedoch kaum legitimierbar.²⁶² Algorithmen sind zu keiner wertenden Ursachenanalyse fähig. Es bleibt also unklar, welchen Einfluss Daten aufeinander haben oder ob ein ermittelter Zusammenhang rein zufällig ist (Beispiel: Ein Hahn kräht immer kurz vor Sonnenaufgang, verursacht diesen aber nicht).²⁶³

2. Annahme von Scheinkausalitäten

- 83 Das macht Algorithmen anfällig für die Annahme von Scheinkausalitäten, bei denen aus der zufälligen Kongruenz von Daten Kausalzusammenhänge abgeleitet werden, sodass eine willkürliche Zuordnung von Ursache und Wirkung erfolgt (sog. „Cum hoc ergo propter hoc“-Fehlschluss).²⁶⁴ Insbesondere wenn valide Informationen hinsichtlich der Einordnung von bestehenden Korrelationen zwischen Daten fehlen, ist es nahezu unmöglich, echte und nur scheinbare Zusammenhänge zu unterscheiden.²⁶⁵ Exemplarisch soll in diesem Zusammenhang die These, dass glückliche Menschen gesünder sind, betrachtet werden. Auf den ersten Blick tendiert man zu der Annahme, dass subjektives Glücksempfinden die Gesundheit fördert. Die bloße Korrelation impliziert aber eben noch keine Kausalität. Es sind auch andere Zusammenhänge denkbar, zB umgekehrt ein erhöhtes subjektives Glücksempfinden aufgrund eines guten Gesundheitszustands oder weitere gemeinsame Einflussvariablen wie der sozioökonomische Status, Einkommen und Arbeit bzw. Arbeitslosigkeit.²⁶⁶

²⁶⁰ Ebers in Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz und Robotik*, 2020, S. 75 (Rn. 16 ff.); Leetaru, *Why Machine Learning Needs Semantics Not Just Statistics*, Forbes vom 15.1.2019, <https://www.forbes.com/sites/kalevleetaru/2019/01/15/why-machine-learning-needs-semantics-not-just-statistics/?sh=704fa04377b5> (Abfrage: 18.5.2021); Martini, *JZ* 2017, 1017 (1018); Mayer-Schönberger/Cukier, *Big Data*, 2013, S. 14 f., 18, 163; Stiernerling in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), *Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning*, 2020, S. 15 (Rn. 82).

²⁶¹ Mayer-Schönberger, *Bundesgesundheitsblatt* 2015, 788 (789).

²⁶² Ebers in Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz und Robotik*, 2020, S. 75 (Rn. 17).

²⁶³ Stiernerling in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), *Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning*, 2020, S. 15 (Rn. 82).

²⁶⁴ Freyler, *NZA* 2020, 284 (286); Martini, *DVBf.* 2014, 1481 (1485); Martini, *JZ* 2017, 1017 (1018); Mittelstadt et al., *Big Data & Society* 2016 (Vol. 3 Iss. 2), 1 (5).

²⁶⁵ Ebers in Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz und Robotik*, 2020, S. 75 (Rn. 20).

²⁶⁶ Ausführlich zu diesem Beispiel Grimm, *Ergebnisse der Glücksforschung als Leitfaden für politisches Handeln?*, 2006, S. 17 f.

III. Diagnose: Intransparenz

Aus dieser Inkompetenz, kausale Zusammenhänge zu erkennen, resultiert das Kernproblem des Algorithmeneinsatzes: die Intransparenz.²⁶⁷ Wie bereits angedeutet wurde,²⁶⁸ ist die Transparenz algorithmischer Entscheidungsprozesse von herausragender Bedeutung.²⁶⁹ Synonym bzw. analog werden Begriffe wie Interpretierbarkeit (Interpretability), Erklärbarkeit (Explainability) oder Rechenschaftspflichtigkeit (Accountability) verwendet.²⁷⁰ Sie hilft bei der Bewältigung rechtlicher Probleme (zB Haftungsfragen), generiert Vertrauen,²⁷¹ deckt latente Diskriminierungen auf und trägt zur Modelloptimierung bei.²⁷² In ihr wird gewissermaßen das „Allheilmittel“ für die vielfältigen Probleme des Algorithmeneinsatzes erblickt.²⁷³ 84

1. Algorithmen als Black Box

a) Klassifizierung von Intransparenz. Um den Transparenzgrad eines algorithmischen Systems festzustellen, orientiert man sich an einem Fragenkatalog: Warum hat das System diese Entscheidung getroffen und keine andere? In welchen Situationen funktioniert das System (nicht)? Auf welcher Basis wurde die Entscheidung getroffen? etc.²⁷⁴ 85

Zur Beantwortung dieser Fragen werden drei Ebenen, aus denen jedes algorithmische System besteht, differenziert, nämlich die Prozessebene, die die Einzelschritte des KI-Trainings (Datenerhebung, -aufbereitung, -transformation, -anwendung und -nachbearbeitung) beinhaltet, die Modellebene, die sich auf die im Lernprozess eingesetzte Art des maschinellen Lernverfahrens (zB lineare und logistische Regression, Entscheidungsbäume oder künstliche neuronale Netze) bezieht, und die Klas- 86

²⁶⁷ Zum gesamten Problembereich sehr umfassend Martini, Blackbox Algorithmus, 2019.

²⁶⁸ Siehe unter Kap. 4 A. I. 2.

²⁶⁹ Ebers in Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), Künstliche Intelligenz und Robotik, 2020, S. 75 (Rn. 26).

²⁷⁰ Vgl. etwa Herberger, NJW 2018, 2825 (2827 f.); Kömer in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning, 2020, S. 44 (Rn. 19 ff.); Kroll, Accountable Algorithms, 2015; terminologischer Überblick bei Lipton, Communications of the ACM 2016 (Vol. 61 Iss. 10), 36 (40 f.); Waltl/Vogl, Explainable Artificial Intelligence – the New Frontier in Legal Informatics, Jusletter IT vom 22.2.2018, S. 6; richtigerweise ist zwischen den Begriffen zu differenzieren, dazu ausführlich Miller, Artificial Intelligence 2019 (Vol. 267), 1 ff.

²⁷¹ Zum wichtigen Aspekt des Vertrauens im Kontext der Digitalisierung Boehme-Neßler, Unschärfer Recht, 2008, S. 435 ff.

²⁷² Lipton, Communications of the ACM 2016 (Vol. 61 Iss. 10), 36 (39).

²⁷³ „Transparency is often naively treated as a panacea for ethical issues arising from new technologies.“, so Mittelstadt et al., Big Data & Society 2016 (Vol. 3 Iss. 2), 1 (6).

²⁷⁴ Gunning/Aha, AI Magazine 2019 (Vol. 40 No. 2), 44 (48), figure 3; Kömer in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning, 2020, S. 44 (Rn. 10); Waltl/Vogl, Explainable Artificial Intelligence – the New Frontier in Legal Informatics, Jusletter IT vom 22.2.2018, S. 5.

sifikationsebene, die Informationen über die im jeweiligen Modell verwendeten Attribute und deren Gewichtung enthält.²⁷⁵

- 87 **b) Gründe für Intransparenz.** Algorithmische Systeme, insbesondere selbstlernende, weisen meist eine stark ausgeprägte Intransparenz auf, die mit deren Komplexitätsgrad wächst.²⁷⁶ Ihr Verhalten baut auf bloßen Korrelationen, nicht Kausalitäten, auf und kann daher nur bedingt prognostiziert und rekonstruiert werden.²⁷⁷
- 88 Die Gründe dafür sind vielfältig.²⁷⁸ Intransparenz kann auf eine absichtliche Geheimhaltung,²⁷⁹ mangelnde Expertise der fachlich weniger versierten beteiligten Akteure oder die technische Komplexität zurückgehen, etwa die Art des gewählten Machine Learning-Modells, eine nicht antizipierbare Datenbasis, eingebaute Zufallselemente oder Rückkopplungsmechanismen.²⁸⁰ Diese dem (selbstlernenden) Algorithmus anhaftende Intransparenz verwandelt ihn in eine Black Box,²⁸¹ ein undurchsichtiges Gefäß.²⁸² Ihm wird ein Input zugeführt, Prozesse laufen im Vorborgenen ab und anschließend wird ein Output ausgegeben, ohne dass man nachvollziehen kann, wie der Vorgang genau vonstattengegangen ist und welche Daten und Parameter mit welcher Gewichtung in die Entscheidungsfindung eingeflossen sind.²⁸³

²⁷⁵ Übersichtliche Darstellung bei Ebers in Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz und Robotik*, 2020, S. 75 (Rn. 29); ausführlicher Waltl/Vogl, *Explainable Artificial Intelligence – the New Frontier in Legal Informatics*, Jusletter IT vom 22.2.2018, S. 6 ff.; Waltl/Vogl, *DuD* 2018, 613 ff.; ferner die Gesellschaft für Informatik (Hrsg.), *Technische und rechtliche Betrachtungen algorithmischer Entscheidungsverfahren*, 2018, S. 44 ff.

²⁷⁶ Körner in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), *Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning*, 2020, S. 44 (Rn. 4 f.).

²⁷⁷ Zum Transparenzproblem und seinen Konsequenzen Martini, *Blackbox Algorithmus*, 2019, S. 27 ff.; Wischmeyer, *AöR* 143 (2018), 1 (46 ff.).

²⁷⁸ Zusammenfassend Ebers in Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz und Robotik*, 2020, S. 75 (Rn. 30 ff.); ausführlicher Burrell, *Big Data & Society* 2016 (Vol. 3 Iss. 1), 1 (3 ff.).

²⁷⁹ Zur Garantie von Geheimhaltungsinteressen und Wettbewerbsvorteilen Kitchin, *Information, Communication & Society* 2017 (Vol. 20 No. 1), 14 ff.; zu nationalen Sicherheitsaspekten Leese, *Security Dialogue* 2014 (Vol. 45 Iss. 5), 494 ff.; zum Schutz der Privatsphäre Mittelstadt et al., *Big Data & Society* 2016 (Vol. 3 Iss. 2), 1 (6); zum Schutz gegen externe Cyberangriffe Sandvig et al., *Auditing Algorithms: Research Methods for Detecting Discrimination on Internet Platforms*, 2014, S. 9.

²⁸⁰ Instruktiv dazu Bauberger/Beck/Burchardt/Remmers in Görz/Schmid/Braun (Hrsg.), *Handbuch der Künstlichen Intelligenz*, 6. Aufl. 2021, S. 907 (916 f.); zu Zufallselementen, insbesondere dem Menschen als Einflussfaktor Johnson/Verdicchio, *Minds & Machines* 2017 (Vol. 27 Iss. 4), 575 ff.

²⁸¹ Begriff geprägt von Pasquale, *The Black Box Society*, 2015.

²⁸² Differenzierend Körner in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), *Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning*, 2020, S. 44 (Rn. 7 f.); Stiernerling in Kaulartz/Braegelmann (Hrsg.), *Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning*, 2020, S. 15 (Rn. 58 ff.).

²⁸³ Ebers in Ebers/Heinze/Krügel/Steinrötter (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz und Robotik*, 2020, S. 75 (Rn. 25); Martini, *JZ* 2017, 1017 (1018); Martini/Nink, *NVwZ* 2017, 681 (682); Mayer-Schönberger/Cukier, *Big Data*, 2013, S. 178 f.

2. Konsequenz: Blinder Fleck

a) Ausschluss jeglicher Nachvollziehbarkeit. Wenn die KI lernt und ihre Entscheidungen sukzessive anpasst, können sich diese in eine ethisch oder rechtlich unerwünschte Richtung verändern. So sind Fehlentscheidungen letztlich unvermeidbar, deren Entstehung kann jedoch kaum noch nachvollzogen und korrigiert werden. Insbesondere im Fall von Laien, die nicht zu dem kleinen Kreis von IT-Experten gehören, die mit Computerprogrammen vertraut sind und diese zu lesen vermögen, übersteigt die verworrene Thematik den Verständnishorizont und sie müssen blind auf die korrekte Funktionsfähigkeit des Systems vertrauen.²⁸⁴ Selbst Fachleute stoßen schnell an ihre Grenzen, wenn es um mehr als die Analyse von einfachen deterministischen, linear ablaufenden Codes geht. Arbeiten indeterministische Strukturen, bestehend aus einem Netz unzähliger Einzelentscheidungen von unterschiedlicher Priorität, die noch dazu einem ständigen Wandel unterworfen sind und die Prioritäten fortlaufend als Reaktion auf ihre eigenen Entscheidungen anpassen, ist die menschliche Kontrolle nahezu ausgeschlossen.²⁸⁵

Die hohe Binnenkomplexität erschwert einerseits die Ex-ante-Kontrolle, da nie alle Interaktionen des Systems mit der Umwelt im Voraus bekannt sind, und andererseits die Ex-post-Kontrolle mangels eines eindeutigen Input-Output-Zusammenhangs in der dynamischen Datenmenge.²⁸⁶ Was bleibt, ist lediglich die Überprüfung der Ergebnisse durch sog. Algorithmen-Audits auf Unregelmäßigkeiten und Verzerrungen, die auf diskriminierende Entscheidungsmuster hindeuten könnten; man muss gewissermaßen „das Pferd von hinten aufzäumen“.²⁸⁷

b) Vergleich mit traditionellen Entscheidungsstrukturen. Zwar sind auch traditionelle Entscheidungswege oft nur schwer nachvollziehbar. Das Leben folgt einer „Symphonie der Intransparenz“,²⁸⁸ fremdbestimmt nicht von technischen, aber sozialen Systemen wie Machthierarchien oder dem Markt,²⁸⁹ in denen ein Entscheidungsfindungsprozess regelmäßig kaum prognostizierbar oder nur partiell rückverfolgbar ist.²⁹⁰ „Everything that we observe is a black box, and [...] a major function of human intelligence is in building working descriptions of these black boxes, that is, in making

²⁸⁴ Aus der Vielzahl entsprechender Darstellungen Leetaru, In *Machines We Trust: Algorithms Are Getting Too Complex To Understand*, Forbes vom 4.1.2016, <https://www.forbes.com/sites/kalevleetaru/2016/01/04/in-machines-we-trust-algorithms-are-getting-too-complex-to-understand/?sh=707df53133a5> (Abfrage: 18.5.2021).

²⁸⁵ Vgl. zu Fällen schwieriger ex post-Rekonstruktionen Sandvig et al., *Auditing Algorithms: Research Methods for Detecting Discrimination on Internet Platforms*, 2014; Tutt, *Administrative Law Review* 2017 (Vol. 69 No. 1), 83 (89 f.).

²⁸⁶ Wischmeyer, AöR 143 (2018), 1 (46 ff.).

²⁸⁷ Burrell, *Big Data & Society* 2016 (Vol. 3 Iss. 1), 1 ff.; Mayer-Schönberger/Cu-
kier, *Big Data*, 2013, S. 178 f.

²⁸⁸ Luhmann, *Die Kontrolle von Intransparenz*, 2017, S. 96.

²⁸⁹ Hoffmann-Riem, AöR 142 (2017), 1 (10).

²⁹⁰ Deskriptiv Wischmeyer, AöR 143 (2018), 1 (44 f.).

them white.“, so konstatierte *Glanville* bereits früh.²⁹¹ *Luhmann* ergänzte, „alle höheren Formen des Lebens, das Bewusstsein und soziale Kommunikationssysteme sind nichttriviale Maschinen“ mit interner Dynamik, Selbstreferenz und Emergenz.²⁹²

- 92 Diese Erkenntnis macht die Transparenzmaxime für Algorithmen jedoch nicht hinfällig. Der Mensch hat im Laufe der Evolution ein gegenseitiges Verständnis für Individuen seiner Art entwickelt,²⁹³ was das Erfordernis der Durchleuchtung psychischer und sozialer Systeme in den Hintergrund treten lässt. Dieses Verständnis fehlt in Bezug auf Algorithmen. Gegenüber maschinellen Entscheidungen besteht generell ein verbreitetes Unbehagen.²⁹⁴ Deswegen sollten an algorithmische Systeme „höhere ethische Ansprüche“²⁹⁵ als in anderen Zusammenhängen gestellt werden.

B. Verfassungsrechtliche Aspekte

- 93 Der erste Problemkreis, der aus der Intransparenz folgt und der seinerseits zahlreiche Folgeprobleme bedingt, betrifft verfassungsrechtliche Aspekte, denn die Intransparenz begünstigt in hohem Maße Verstöße gegen Verfassungsprinzipien.²⁹⁶

I. Demokratie- und Rechtsstaatsprinzip

1. Wahrung der Volkssouveränität

- 94 a) **Herrschaft des Volkes.** Das Demokratieprinzip konstituiert unter anderem die Volkssouveränität²⁹⁷ (Art. 20 Abs. 2 S. 1 GG), dh die Rückführbarkeit aller staatlichen Gewalt auf den Volkswillen als einzige Legitimationsquelle.²⁹⁸ Zur Sphäre der Staatsgewalt zählt die ursprüngliche

²⁹¹ *Glanville*, Behavioral Science 1982 (Vol. 27 Iss. 1), 1 (1).

²⁹² *Luhmann*, Die Kontrolle von Intransparenz, 2017, S. 102.

²⁹³ *Yudkowsky* in *Bostrom/Čirković* (Hrsg.), Global Catastrophic Risks, 2008, S. 308 (309).

²⁹⁴ *Fischer/Petersen*, Was Deutschland über Algorithmen weiß und denkt, 2018, S. 30.

²⁹⁵ *Nürnberger/Bugiel*, DuD 2016, 503 (504).

²⁹⁶ *Wischmeyer*, AöR 143 (2018), 1 (44).

²⁹⁷ Vertiefend *Böckenförde* in *Isensee/Kirchhof* (Hrsg.), Staatsrecht II, 3. Aufl. 2004, § 24 Rn. 2 ff.; *Gröpl*, Staatsrecht I, 12. Aufl. 2020, Rn. 248 ff.; detaillierte Darstellung zur historischen Entwicklung der Demokratie von *Neumann*, Volkswille, 2020, S. 223 ff.

²⁹⁸ BVerfGE 47, 253 (275); 77, 1 (40); 83, 60 (71 f.); 93, 37 (66 f.); ausführlich zur Volkssouveränität *Dreier* in *Dreier* (Hrsg.), GG, 3. Aufl. 2015, Art. 20 (Demokratie) Rn. 82 ff.; *Gröpl*, Staatsrecht I, 12. Aufl. 2020, Rn. 247; *Grzeszick* in *Dürig/Herzog/Scholz*, GG, 93. EL 2020, Art. 20 II. Rn. 59 ff.; *Huster/Rux* in *Epping/Hillgruber* (Hrsg.), BeckOK GG, 45. Ed. 2020, Art. 20 Rn. 61 ff.; *Jarass* in *Jarass/Pieroth* (Begr.),