
GRUR Junge Wissenschaft

Leipzig 2019

Hetmank | Rechenberg [Hrsg.]

Kommunikation, Kreation und Innovation – Recht im Umbruch?



Nomos

GRUR Junge Wissenschaft

Leipzig 2019

Sven Hetmank | Constantin Rechenberg [Hrsg.]

**Kommunikation, Kreation und
Innovation – Recht im Umbruch?**



Nomos

Die Zeichen GRUR und die grüne Farbe sind eingetragene Marken der GRUR-Vereinigung. GRUR – der grüne Verein. Verwendung mit freundlicher Genehmigung der GRUR-Vereinigung.

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

ISBN 978-3-8487-5995-8 (Print)

ISBN 978-3-7489-0109-9 (ePDF)

1. Auflage 2019

© Nomos Verlagsgesellschaft, Baden-Baden 2019. Gedruckt in Deutschland. Alle Rechte, auch die des Nachdrucks von Auszügen, der fotomechanischen Wiedergabe und der Übersetzung, vorbehalten. Gedruckt auf alterungsbeständigem Papier.

Vorwort

Mit dem als Frage gestellten Thema „Kommunikation, Kreation und Innovation – Recht im Umbruch?“ sind die tiefgreifenden Veränderungen, Herausforderungen und Anpassungsbedürfnisse angesprochen, denen die Rechtsgebiete des Immaterialgüter-, Medien-, Wettbewerbs- und Datenschutzrechts permanent wie kaum ein anderes Rechtsfeld ausgesetzt sind. Manche Brüche haben ihre Ursache im gesellschaftlichen oder technischen Wandel, andere sind auf Gesetzesänderungen zurückzuführen. Einige treten ereignisbezogen in voller Schärfe zu Tage, andere entfalten erst nach und nach ihre Wirkung. Beispiele hierfür sind etwa die neue Datenschutzgrundverordnung, das Aufkommen von autonomen intelligenten Systemen, die Regulierung sozialer Netzwerke oder die neue Richtlinie über Urheberrechte im digitalen Binnenmarkt. Derartige Veränderungen geben Anlass, die bestehenden oder künftigen Rahmenbedingungen auf den Prüfstand zu stellen. Aufgabe der Rechtswissenschaften ist es nicht nur, das anzuwendende Recht in seinen vielfältigen Bezügen zu durchdringen und zu reflektieren, sondern auch, die rechtliche Lösung von Konflikten, die sich unter veränderten gesellschaftlichen, technologischen und wirtschaftlichen Bedingungen neu oder in neuer Weise stellen, mitzugestalten.

Der vorliegende Tagungsband fasst Referate zusammen, die sich aus unterschiedlichen Perspektiven mit dieser Thematik befassen haben und die auf der 5. Tagung GRUR Junge Wissenschaft – Kolloquium zum Gewerblichen Rechtsschutz, Urheber- und Medienrecht in Leipzig gehalten wurden. Zu dieser Veranstaltung hatten die Universität Leipzig und das Institut für Geistiges Eigentum, Technikrecht und Medienrecht (IGETeM) der Technischen Universität Dresden am 21. und 22. Juni 2019 eingeladen. Ermöglicht wurde sie dank der großzügigen Unterstützung durch die Deutsche Vereinigung für gewerblichen Rechtsschutz und Urheberrecht e.V. (GRUR), der Kanzlei Simons & Simons und des Nomos Verlags. Ihnen allen gilt unser herzlicher Dank.

Die 6. Tagung GRUR Junge Wissenschaft wird im Sommer 2020 in Hamburg stattfinden.

Sven Hetmank und Constantin Rechenberg

Inhalt

| | |
|--|-----|
| “Machine-Learning“ im Patentrecht – Herausforderungen beim Erfinderbegriff und der Patentierfähigkeit von Algorithmen <i>Stefan Papastefanou</i> | 9 |
| Urheberrechtlicher Schutz von „KI“ als Computerprogramme – Squeezing today’s innovations into yesterday’s system? <i>David Linke</i> | 29 |
| Mediengrundrechtliche Einordnung von Internetintermediären <i>Katrin Giere und Dorothea Heilmann</i> | 49 |
| Social Bots im Meinungsbildungsprozess – Eine Betrachtung aus Sicht der Meinungsfreiheit <i>Azim Semizoglu</i> | 79 |
| Dürfen schlaue Trolle das ganze Internet kaputtmachen? – Der Anspruch auf Wiederherstellung von Nutzerbeiträgen <i>Hanno Magnus</i> | 99 |
| Die „Verdatenschutzrechtlichung“ des Äußerungsrechts (und umgekehrt) <i>Jens Milker</i> | 119 |
| Datenschutzrechtliche Anforderungen an Bloggerinnen und Bürgerjournalistinnen – Braucht das Verhältnis von Presserecht und Datenschutz ein Update? <i>Stefan Michel</i> | 131 |
| Vertragsrechtliche Alternativen zur Regulierung der Datenmärkte in der Industrie 4.0 <i>Katharina Wunner</i> | 157 |

Inhalt

| | |
|--|-----|
| Die Aufgabe eines modernen Wettbewerbsrechts – vom more economic approach zu einer soziologischen Sichtweise <i>André Reinelt</i> | 173 |
| Schutzfähigkeit von Aktien- und anderen Finanzmarktindizes – Spannungsfeld zwischen Urheberrecht, Datenbankschutz und „bloßem“ Geschäftsgeheimnis <i>David Kleß</i> | 193 |
| Gegen ein induktiv-empirisches Verständnis der Sittenwidrigkeit im Markenrecht <i>Tobias Endrich-Laimböck</i> | 211 |
| Persönlichkeitsrecht, Datenschutz und Straßenfotografie – ein Abgesang? <i>Justus Duhnkrack</i> | 221 |
| Artikel 17 der Urheberrechts-Richtlinie EU/2019/790 – Notwendige Nachjustierung oder Systembruch im europäischen Urheberrecht? <i>Susan Bischoff</i> | 241 |

“Machine-Learning“ im Patentrecht – Herausforderungen beim Erfinderbegriff und der Patentierfähigkeit von Algorithmen

*Stefan Papastefanou**

A. Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) ist ein interdisziplinäres Gebiet der Informatik mit dem Ziel, intelligentes Maschinenverhalten zu kreieren. Frühe Ansätze zur KI konzentrierten sich auf regelbasierte Systeme. Solche Systeme wurden für den Betrieb in Umgebungen mit sehr engen Bedingungen konfiguriert, in denen das Verhalten des KI-Systems zuvor anhand formeller Regeln festgelegt wurde. Wissen wurde als Regelwerk dargestellt, anhand dessen das KI-System die Ergebnisse für bestimmte Probleme bestimmen konnte; etwa als eine Struktur von if-else-Regeln, die durchlaufen werden konnten, um eine Lösung für ein bestimmtes Problem oder eine bestimmte Frage zu finden. Solche regelbasierten Systeme waren jedoch typischerweise nicht in der Lage, über das zur Verfügung gestellte Wissen hinaus zu verallgemeinern. Der Beitrag geht bei der Prüfung der Patentierbarkeit von Erfindungen im Bereich KI und maschinelles Lernen auf die üblichen drei Kategorien der KI ein: grundlegende Algorithmen, Plattformen und Anwendungen. Erfindungen innerhalb der Kategorie der grundlegenden Algorithmen beziehen sich auf die KI- und maschinellen Lernalgorithmen selbst, ohne die Anwendung auf ein bestimmtes Problem zu berücksichtigen. Algorithmen für maschinelles Lernen sind im europäischen Patentrecht üblicherweise von der Patentierung ausgeschlossen, da sie als mathematische Methoden angesehen werden und mathematische Methoden als solche als Nicht-Erfindungen gelten gem. Artikel 52 Abs. 2, 3 EPÜ.

Schließlich stellt sich das Problem der Patentierung von Erfindungen, die durch maschinelles Lernen entwickelt wurden. Der Erfinder einer Patentanmeldung muss nach aktueller Rechtslage eine natürliche Person oder eine Personengruppe sein. Um als „Erfinder“ zu gelten, muss eine

* Der Autor ist Lehrbeauftragter und Dozent an der Bucerius Law School, Center for Transnational IP, Media and Technology Law and Policy, Hamburg.

Person tatsächlich einen Teil des erfinderischen Konzepts entwickelt haben. Die bloße Anwendung eines maschinellen Lernens oder eines AI-Algorithmus auf ein bestimmtes Problem sollte nicht als der Algorithmus ausgelegt werden, der einen Teil des erfinderischen Konzepts beiträgt. Wenn jedoch das Maschinelle Lernen oder der KI-Algorithmus einen Teil des erfinderischen Konzepts beigetragen hat, besteht derzeit ein Mangel an Klarheit hinsichtlich des Eigentums von künstlich erzeugten Erfindungen.

I. Verschiedene Formen von Machine-Learning

Diese erhebliche Bedeutung von Algorithmen legt es nahe, dass eindeutig verstanden ist, wie sie funktionieren, insbesondere dann, wenn sie ihre Funktion nicht erfüllen. Allerdings sind die von den Algorithmen bearbeiteten Probleme zu komplex, als dass sie nicht mehr als verständliches Netzwerk von klassischen if-else-Regeln beschrieben werden können. Durch die Nutzung von Machine-Learning ist es nicht mehr möglich, gänzlich nachzuvollziehen, wie diese Algorithmen funktionieren. Dennoch sind sie als geistiges Eigentum von ganz erheblichem Wert für Unternehmen und ihre Funktionsweise daher mindestens Gegenstand von Geschäftsgeheimnissen. Das Interesse an einer adäquaten Schutzstruktur für diese bedeutsamen Algorithmen ist daher auch von erheblichem wirtschaftlichen Interesse.

Es ist fast unmöglich, einen Algorithmus von Hand zu erstellen, der die Nuancen dessen erfasst, was eine Gewebeprobe krebsartig macht, oder eine betrügerische Finanztransaktion beschreibt. Selbst einfache Bilderkennungssoftware (etwa wie ein bestimmtes Straßenschild aussieht und sich von sonstiger Umgebung unterscheidet) lässt sich kaum aus dem Stehgreif mit einem Algorithmus programmieren. Mit ausreichend gekennzeichneten Datensätzen können Computer jedoch eine statistische Funktion erzeugen, die Eingangsdaten einer Kategorie (z. B. Straßenschild oder Umgebung) zuordnet. Die Klassifizierung und Clusterung von Daten mit diesem Ansatz wird als maschinelles Lernen bezeichnet und kann in ihrer konkreten Ausgestaltung verschiedenen Methoden folgen.

DeepMind¹, ein 2010 gegründetes und mittlerweile sehr erfolgreiches Forschungsunternehmen im Bereich der künstlichen Intelligenz, hat bereits eine Reihe internationaler Patentanmeldungen eingereicht. Die An-

1 DeepMind wurde insbesondere dadurch bekannt, dass 2017 eine KI entwickelt wurde, die in der Lage war, einen „Go“-Weltmeister zu schlagen.

wendungen beziehen sich auf grundlegende Aspekte des modernen Machine-Learning. Seit 2016 hat das Unternehmen eine große Anzahl von internationalen Patentanmeldungen vorgenommen, bei denen die Einbindung der KI einen signifikanten Anteil an der Entwicklung der zu patentierenden Erfindung hatte.² Diese Anmeldungen entsprechen in der Zeit von September 2016 bis Dezember 2016 einer Anmeldequote von fast einer Anmeldung pro Woche. Diese rasante Entwicklung im Bereich der KI-Systeme zeigt, welches erhebliche Potential in der Nutzung von Machine-Learning für die Gewinnung von modernen Software-Lösungen liegt.

Einer der aktuell mächtigsten Ansätze des Machine-Learning stützt sich zumindest teilweise auf biologische Prinzipien: das künstliche neuronale Netzwerk oder Neural Network Method. Ein neuronales Netzwerk ist ein verbindungsorientierter Ansatz, der von der Art und Weise, wie die Neuronen des Gehirns verdrahtet sind und interagieren, inspiriert ist. Ein künstliches neuronales Netzwerk besteht aus einer Anzahl von Knoten (Neuronen), die durch Kanten verbunden sind. Jede Kante hat eine entsprechende Gewichtung und jeder Knoten hat eine Aktivierungsfunktion, die auf die ankommenden Kanten des Knotens wirkt. Knoten werden typischerweise in Schichten zusammengefasst, wobei die Ausgaben einer vorhergehenden Schicht in die Eingänge der nächsten Schicht eingehen. Während des Trainings werden die Gewichtungsdatensätze iterativ aktualisiert; sodass die Ausgabe des Netzwerks für eine bestimmte Eingabe nur eine eindeutig zuordbare Ausgabe aufweist.³

1. Genetic Breeding Model

Die klassischen Genetic Breeding Modelle⁴ sind zwar in der aktuellen Informationstechnologie weniger populär als die rekursiv-agierenden Neural Network Methoden und Deep Learning Ansätze. Diese evolutionsbiologisch orientierte Methode ist aber gerade durch ihre Anlehnung an die Evolution natürlicher Lebewesen einfacher zu beschreiben. Auch ist es in der Fachliteratur beschrieben, dass mit zunehmender Rechenkapazität Genetic Breeding Modelle als Untergruppe der Evolutionary Algorithms

2 Vgl. *Papastefanou*, CR 2019, 209 Fn. 2 mit einer Übersicht.

3 *Ebinger/Stiemerling*, CR 2018, 761 ff.; *Papastefanou*, CR 2019, 209 ff.

4 Mit einer weiteren Übersicht: *Papastefanou*, CR 2019, 209; und im Einzelnen: *de Jong/Spears/Gordon*, Using Genetic Algorithms for Concept Learning, Genetic Algorithms for Machine Learning, 5 ff. und *Bäck*, Evolutionary Computation 1: Basic Algorithms and Operators 2000, 59 ff.

Modelle an Popularität wieder erheblich zunehmen.⁵ Darüber hinaus sind diese Programmierungsgestaltungen eine Verwirklichung eines der ältesten Ansätze zur Verwirklichung von maschinellem Lernen.⁶

Schließlich sind die Programmierungs-Methoden im Rahmen von maschinellem Lernen in ihrer grundsätzlichen Anwendung insoweit vergleichbar, als auch neuronale Netzwerke eine mehrstufige Anwendungsanweisung beinhalten und eine weitere Programmanweisung, die zu Änderungen in der ursprünglichen Anwendungsanweisung führt, um im Ergebnis eine informationstechnische Lösung zu erstellen, die den Zielparametern am ehesten entspricht.⁷ Aus rechtlicher Perspektive sind diese informationstechnischen Unterschiede im Programmierungsansatz zusätzlich relevant, da hierdurch unterschiedliche Fragestellungen auf urheberrechtlicher bzw. patentrechtlicher Ebene entstehen.

Zur Veranschaulichung der wesentlichen Elemente bei den Evolutionary Algorithms ist es sinnvoll, zunächst den zentralen Rahmen der Evolutionstheorie darzustellen, der den Prozess der natürlichen Selektion ermöglicht,⁸ und dann die Anlehnung etwa im Modell des Genetic Breeding Algorithmus zu untersuchen.

In einer groben Übersicht sind folgende Elemente für die natürliche Evolution maßgeblich: Variation⁹, Vererbung¹⁰, begrenzte Überlebensquo-

5 Koza, Genetic Programming and Evolvable Machines 2010, 251, 284; Orlov/Sipper/Finch, Genetic Programming Theory and Practice VIII 2011, 1 ff.; Yampolskiy, Evolutionary Bioinformatics Online 2018, 16 f.; Shulman/Bostrom, Journal of Consciousness Studies 2012, 103 ff.

6 Fogel, Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence. 3. Auflage (2005), S. 59.

7 Ehinger/Stiemerling, CR 2018, 761 ff.; Papastefanou, CR 2019, 209 ff. Bei Neuronalen Netzwerken besteht in der Regel ein einzelner Ausgangsalgorithmus, während die Evolutionary Algorithms eine Vielzahl von verschiedenen Algorithmus-Ansätzen erfordern.

8 Darwin, On the Origin of Species, 1859, S. 126 f.

9 Dies wird dadurch ermöglicht, dass zumindest ein geringfügiger Unterschied zwischen den einzelnen Organismen vorliegt: Darwin, On the Origin of Species, 1859, S. 126.

10 Die Vererbung ermöglicht die Weitergabe von genetischen Informationen über mehrere Generationen.

te¹¹ und Wettbewerb¹². Eine Darstellung des daraus entstehenden Kreislaufs bzw. der Evolutionsspirale sieht daher folgendermaßen aus:

- (1.) Zu Beginn besteht ein Grundbestand an Organismen, die eine Population bilden.
- (2.) Der natürliche Eignungstest besteht schlicht darin, dass die Organismen der natürlichen Umgebung und den damit verbundenen Herausforderungen ausgesetzt sind.
- (3.) Im ersten Schritt der natürlichen Selektion scheiden die weniger angepassten Organismen durch Tod aus dem Kreislauf aus, während die besser angepassten Varianten überleben und sich fortpflanzen.¹³
- (4.) Entscheidend für die Funktion der natürlichen Selektion ist die Weitergabe von Eigenschaften im Wege der Vererbung. Nur durch dieses strukturelle Element werden vorzugswürdige Elemente der Organismen über mehrere Generationen erhalten und im Wege der Fortpflanzung miteinander vermischt.
- (5.) Eine größere Varianz an Eigenschaften entsteht durch im Kreislauf entstehende, zufällige Mutationen, welche die genetische Entwicklung beeinflussen und vorzugswürdige Eigenschaften hervorbringen können.
- (6.) Nach einem Durchlaufen der Schritte 1 bis 5 besteht ein neuer Bestand an Organismen in Form der zweiten Generation.

Dieses Konzept wird nun im Rahmen der Evolutionary Algorithms nachgebildet, wozu folgende Elemente in die Programmstruktur eingepflegt werden:

- Grundlegende Programmierungsumgebung (entspricht dem Grundbestand an Organismen)
- „Builder“-Algorithmus (setzt die Variation und Vererbung um)
- „Teacher“-Algorithmus (sorgt für den Wettbewerb und die begrenzte Überlebenschance)
- Ziel-Algorithmus, das ideale Ergebnis der Methode: ein Algorithmus, der das bestehende informationstechnische Problem mit zuvor festge-

11 Um eine Auslese zu ermöglichen, müssen weniger gut bzw. weniger angepasste Algorithmen ausscheiden und auch nicht in der Lage sein, ihre Informationen weiterzugeben.

12 Wettbewerb wird durch beschränkte Ressourcen und beschränkte Fortpflanzungsmöglichkeiten erreicht: On the Origin of Species, 1859, S. 127 ff.

13 Sog. „survival of the fittest“.

legter Präzisionsvoraussetzung löst (entspricht im Endeffekt einer „idealen“ Lebensform mit maximaler Anpassung)

Auch bei den einfachsten Unterscheidungsalgorithmen¹⁴ bestehen gewöhnlich Probleme bei der Programmierleistung. Zwar sind verschiedene Unterscheidungen durch einen menschlichen Nutzer denkbar, allerdings ist es nicht möglich, diese in ein klassisches System von „if-else-Regeln“ zu integrieren, um eine abstrakte Unterscheidungsfähigkeit des Algorithmus zu erzeugen.

Eine Programmierung von einem Algorithmus mit Abgrenzungsfunktion, wie bei einer Bilderkennung im Straßenverkehr, lässt sich zwar in einem sprachlichen System durch bestimmte Begriffe, wie die Form, die Farbe und den Hintergrund noch einigermaßen konkret darstellen. Die große Schwierigkeit besteht jedoch darin, diese Beschreibungen in Bedingungen umzuformulieren und in einer Form zu codieren, die von einem Computerprogramm auch funktional verstanden werden kann.

Dies führt zu dem Problem, dass die endgültige und ausreichende präzise Ergebnis-Funktion nicht direkt durch einen Menschen programmiert werden kann. Dieses Problem soll dementsprechend durch eine geeignete Programmierumgebung selbstständig gelöst werden. Hierfür werden daher erst die funktionalen Bestandteile des „Builder“-Algorithmus und des „Teacher“-Algorithmus strukturiert und eingesetzt.¹⁵ Diese beiden Funktionen sind funktional wesentlich einfacher zu programmieren und auch systematisch zu einer Struktur von klassischen „if-else-Regeln“ darzustellen, sodass eine zu bewältigende Aufgabe für den menschlichen Programmierer gegeben ist.

a. Informationstechnologische Einzelheiten

Das Genetic Breeding Modell wird durch folgende Struktur umgesetzt: In einem ersten Schritt werden durch den Builder-Algorithmus einige Algorithmen programmiert, die in ihrer Programmierung noch nahezu zufällig sind, aber zumindest generell in der Lage sind eine Lösung für das bestehende Problem als Output auszugeben.¹⁶

14 Etwa die Unterscheidung von Fahrrädern und Motorrädern.

15 Bentley/Corne, *Creative Evolutionary Systems* 2002, 1 ff.; Prins, *Computers & Operations Research* 2004, 1985 ff.

16 Zur Funktionsweise: Eiben/Smith, *Introduction to Evolutionary Computing*, 2. Aufl., 2015, 25 ff.

Eine genauere Programmierung mit besseren und präziseren Angaben durch den „Builder“-Algorithmus würde voraussetzen, dass dieser ein Konzept davon hat, wie der Ziel-Algorithmus aussehen könnte. Da das jedoch nicht der Fall ist,¹⁷ muss ein solcher Programmierungsansatz gewählt werden.¹⁸ Nachdem in diesem Schritt eine gewissen Zahl an Algorithmen erstellt worden sind, werden diese durch den „Teacher“-Algorithmus auf ihre Eigenschaften überprüft und gewertet. Eine ziel-orientierte Änderung der Algorithmen wird allerdings auch nicht durch den „Teacher“-Algorithmus vorgenommen, da dieser ebenso nach den bereits gemachten Ausführungen nicht in der Lage ist, eine konzeptionelle Verwirklichung des Ziel-Algorithmus zu erarbeiten.¹⁹

Die tatsächliche Aufgabe des „Teacher“-Algorithmus liegt darin, eine Abfrage der durch den Builder-Algorithmus entwickelten Algorithmen durchzuführen. Auch eine solche Funktion lässt sich nach den klassischen Programmier-Systemen der „if-else“-Regeln verwirklichen und eine Überwachung durch einen menschlichen Programmierer vornehmen.

b. Umsetzung der „natürlichen“ Selektion

Hierzu muss nämlich der menschliche Programmierer einen bestimmten Datensatz einfügen, worauf der „Teacher“-Algorithmus zugreifen kann. Innerhalb dieser Datenmengen befinden sich „gelöste“ Einzelfälle des zu lösenden abstrakten Problems. Dies ermöglicht es dem „Teacher“-Algorithmus die bestehenden Algorithmen der ersten Generation dahingehend zu überprüfen, wie zweckdienlich ihre Programmierung durch den „Builder“-Algorithmus sind. Im Ergebnis kann so festgestellt werden, wie viel Prozent der Einzelfälle durch die Algorithmen richtig gelöst werden.²⁰ Durch diese Phase lassen sich dann die Algorithmen identifizieren, die am geeignetsten sind, um das bestehende Problem zu bearbeiten. Mit diesen

17 *Prins*, Computers & Operations Research 2004, 1985 ff.; *Bentley/Corne*, Creative Evolutionary Systems 2002, 1 ff.

18 Andernfalls könnte auch durch einen menschlichen Programmierer diese Funktion direkt vorgenommen werden und man wäre grundsätzlich nicht auf das System des maschinellen Lernens angewiesen.

19 Eine zufällige Anordnung von Codes würde den Prozess stark verlangsamen, daher liegt die besondere Programmierleistung darin, einen „intelligenten“ Builder-Algorithmus zu kreieren, der idealerweise zweckdienliche Änderungen vornehmen kann.

20 *Prins*, Computers & Operations Research 2004, 1985 ff.; *Bentley/Corne*, Creative Evolutionary Systems 2002, 6 f.

Ergebnissen kann anschließend der „Builder“-Algorithmus weitere Entwicklungen vornehmen. Die übrigen Algorithmen²¹ werden gelöscht, um einen „Selektions“-Prozess zu simulieren. In der weiteren Nachahmung der genetischen Evolutionsmethode werden nun die Algorithmen mit den besten Testergebnissen vervielfältigt und die geeignetsten Programmelemente kombiniert und erweitert. Um eine weitere Komponente in den Prozess einzuführen, werden durch den „Builder“-Algorithmus mutationsähnlich zufällige Variationen an den Algorithmen vorgenommen. Hierdurch entsteht eine zweite Generation von Algorithmen, welche wiederum durch den „Teacher“-Algorithmus auf ihre Fähigkeiten der Problemlösung überprüft werden. Hierdurch entsteht folgender Ablauf, der sich mit dem oben dargestellten Ablauf der natürlichen Evolution vergleichen lässt:

- (1.) Am Anfang wird durch den Builder-Algorithmus eine bestimmte Anzahl an unterschiedlichen Algorithmen programmiert.
- (2.) Anschließend werden diese durch den „Teacher“-Algorithmus auf ihre Eignung hin getestet.
- (3.) Durch diesen Test wird eine Rangfolge der Algorithmen mit den besten Ergebnissen erstellt; die mit den schlechtesten Ergebnissen werden gelöscht.
- (4.) Der „Builder“-Algorithmus entwickelt nun eine neue Zahl an Algorithmen, die durch zufällige Mutationen und Kombination der am besten geeigneten Programmelemente erweitert wurden.
- (5.) Es entsteht eine zweite Generation an Algorithmen.

Insofern ist sehr eindeutig, wie ähnlich dieser Prozess zu dem Ablauf der natürlichen Selektion im Rahmen der Evolution gestaltet ist. Idealerweise steigt mit jeder Generation die Prozentzahl an erfolgreich gelösten Einzelfällen des Problems. Der Vorteil dieser Methode besteht grundsätzlich darin, dass der Umfang einer Generation von Algorithmen und die Zahl der Evolutionsrunden durch „Builder“- und „Teacher“-Algorithmus durch eine technische Weiterentwicklung immer weiter steigen könnte, sodass auch immer schneller gearbeitet werden kann. Der Prozess endet damit, dass ein Ziel-Algorithmus programmiert wird, der eine für ausreichend befundene Präzision bei der Problemlösung erreicht.²²

21 Eine sinnvolle Quote an erhaltenen und gelöschten Algorithmen zu finden, ist Teil der Herausforderung im Bereich der KI-Programmierung.

22 Bentley/Corne, *Creative Evolutionary Systems* 2002, 6 ff. *Prins*, *Computers & Operations Research* 2004, 1999 f.

Hierdurch ist der Ziel-Algorithmus auch dazu geeignet, das Problem zu abstrahieren und mit einer entsprechenden Präzision so zu bearbeiten, dass unbekannte Einzelfälle auch gelöst werden können.

2. Neural Network Method / Deep Learning

Bei anderen Varianten des maschinellen Lernens, den sogenannten Neural Network Methods werden auch natürliche Prozesse kopiert, nur dass es sich hierbei nicht um evolutions-ähnliche Ansätze handelt, sondern, wie der Name bereits anklingen lässt, um die natürliche Entwicklung und die Strukturierung von neuronalen Netzwerken im menschlichen Gehirn.

Schwerpunkt ist insofern nicht der Aufbau und die Entwicklung von zahlreichen Algorithmen-Generationen, sondern die Bearbeitung einer Verbindungsstruktur. Diese Verbindungen werden neu entwickelt, indem bestehende Verbindungen gelöscht werden oder diese auf andere Art und Weise gewichtet werden, verschiedene Schwellenwerte zur Verbindung eingesetzt und angepasst werden, die eine Verbindung auslösen, oder die Aktivierungs-, Propagierungs- und Ausgabefunktion modifiziert wird.²³

Als vergleichbares Element bleibt allerdings auch der Aspekt erhalten, dass diese Veränderungen immer durch einen entsprechenden Test auf ihre Geeignetheit in der Lösungsfähigkeit überprüft werden müssen. Bessere Ergebnisse im Test beeinflussen dann die weitere Modifikation des Netzwerks, sodass auch hier eine entsprechende Rechenleistung für zahlreiche Modifikationsvorgänge notwendig ist. In bestimmten Ansätzen bleibt es jedoch bei einem Ausgangsalgorithmus, der bis zum Ende erhalten bleibt und nur durch die ständige Anpassung eine Entwicklung erfährt.

B. Rechtliche Fragestellungen

I. Patentierfähigkeit im Verhältnis zum urheberrechtlichen Schutz nach § 69 a UrhG

Die Frage nach dem Schutz von Software im Urheberrecht ist bereits Gegenstand zahlreicher Diskussion gewesen und die wesentlichen Grundsät-

23 Einzelheiten sind stark unterschiedlich.

ze bereits ausführlich an anderer Stelle dargestellt.²⁴ Auch für den Bereich Machine-Learning gibt es bereits Analysen, welches Schutzniveau für die Methode der neuronalen Netzwerke im Urheberrecht verfügbar ist.²⁵

1. Grundstruktur und Funktionsalgorithmen

Bei diesen beschriebenen Funktionen, die die jeweiligen Programmvarianten erstellen, handelt es sich folglich um Programme im klassischen Sinne der if-else Regelwerke, sodass die Grundstruktur mit den jeweiligen Funktionen ein Computerprogramm darstellt, das von § 69 a UrhG erfasst ist.²⁶ Richtigerweise wird auch argumentiert, dass ein untrainierter Algorithmus selbst zwar noch keine entsprechende, praktisch-anwendbare Funktion erfüllen kann, was aber für die Einordnung der Grundstruktur als Computerprogramm oder wenigstens als Zwischenergebnis irrelevant ist.²⁷ Die Schutzfähigkeit wird dagegen grundsätzlich abgelehnt bei der Idee eines Computerprogramms oder eines Algorithmus, wenn dieser außerhalb von sog. konkretisierten Folgen von Steuerungsbefehlen festgehalten ist.

Dies bringt das Problem, das gewisse Schutzlücken entstehen – wie etwa in der komplexen Struktur eines neuronalen Netzwerkes.²⁸ Aber auch in anderen Bereichen des Machine-Learning stellt sich dieses Problem. Die Basis des Machine-Learning ist regelmäßig auf eine vergleichsweise einfache Programmierleistung zurückzuführen. Der wirklich ergebnisträchtige und damit wirtschaftlich relevante Aspekt liegt in der Anwendung der Algorithmen und dem damit verbundenen „Lernen“ der Algorithmen. Urheberrechtliche Anforderungen an die Schöpfungshöhe des Basis-Codes sind dadurch gewahrt, dass die jeweiligen Grundstrukturen der Machine-Learning Methoden sowohl bei den Neural Network Methoden als auch bei den Genetic Breeding Algorithms keine allgemein verwendeten Leistungen sind. Es besteht eine eigene Programmierleistung, die nicht auf einer computergenerierten Umgebung basiert und damit wiederum einen

24 Hössle, in: BeckOK PatR, Rn. 22 f.; Dreier, in: Dreier/Schulze, UrhG § 69 a, Rn. 6 ff; Melullis, in: Benkard, EPÜ Art. 52, Rn. 247 f.

25 Ehinger/Stiemerling, CR 2018, 761 ff.; Papastefanou, CR 2019, 211 ff.

26 Zum Vergleich mit neuronalen Netzwerken: Papastefanou, CR 2019, 210 ff.; CR Ehinger/Stiemerling, CR 2018, 765.

27 Ehinger/Stiemerling, CR 2018, 765.

28 Ehinger/Stiemerling, CR 2018, 765 ff.

Schutz genießt.²⁹ Dies ist jedoch nicht umfassend für die erwähnten Arbeitsergebnisse.

2. Werkcharakter von Machine-Learning Algorithmen

Im Rahmen eines neuronalen Netzwerkes tritt wie bei der Genetic Breeding Methode das Problem der geistigen Schöpfung bei der Anwendung von § 69 a Abs. 3 UrhG auf. Während es bei neuronalen Netzwerken lediglich um die automatische Generierung von Gewichtungsinformationen geht,³⁰ besteht bei der Genetic Breeding Methode das gesamte Ergebnis in Form des Zielalgorithmus aus dem „Evolutionsprozess“. Auf dieses hat ein menschlicher Programmierer keinen Einfluss mehr, da der Vorgang nach Definition und Überwachung der „Builder“- und „Teacher“-Algorithmen vollständig automatisiert abläuft. Während eine menschliche Schöpfung unter Zuhilfenahme von Zufall-Prozessen noch anwendbar ist, ist dies im vorliegenden Fall jedoch nicht gegeben.³¹ Auch ein Schutz als Datenbank nach § 4 Abs. 2 UrhG oder § 87 a UrhG scheidet aufgrund der bereits dargestellten Unmöglichkeit der Teilung in durch den Trainingsablauf gewonnene Gewichtungsinformationen und das konkretisierte Programm für die Genetic Breeding Methode aus, wohingegen für das Neural Networking System eine Schutzmöglichkeit an dieser Stelle noch angedacht werden kann.³²

Ein wirksamer Schutz des Trainingsergebnisses im Sinne des Ziel-Algorithmus in neuronalen Netzwerken scheidet also in der Regel daran, dass aufgrund des Ergebnis-Typs eine funktionale Kopie in Form von Einstellungsdaten angefertigt werden kann, ohne dass der Schutzbereich des § 69 Abs. 1 UrhG dadurch verletzt wird.³³ In Abgrenzung dazu besteht bei der Variante des Genetic Breeding Modells dieses Problem nicht, da es zahlreiche Vorläufer des Ziel-Algorithmus gibt, die für sich genommen selbst konkretisierte Steuerungselemente aufweisen und einen klaren Anweisungsmodus von Befehlen und Folgen haben, sodass bereits die enge³⁴ De-

29 *Ehinger/Stiemerling*, CR 2018, 766, wo sich bezüglich der konkret verwendeten und durch Google entwickelte Basissoftware Tensorflow diese Fragen speziell stellen.

30 *Ehinger/Stiemerling*, CR 2018, 768.

31 Vgl. *Schulze*, in *Dreier/Schulze*, UrhG § 2 Rn. 8, 6.

32 *Papastefanou*, CR 2019, 212 f.; *Ehinger/Stiemerling*, CR 2018, 768 f.

33 Zum Vergleich *Papastefanou*, CR 2019, 211; *Ehinger/Stiemerling*, CR 2018, 766.

34 *Ehinger/Stiemerling*, CR 2018, 767.

definition des Computerprogramms nach § 69 Abs. 1 UrhG erfüllt ist. Somit liegt ein Computerprogramm vor. Ein endgültiger Schutz ist jedoch auch hier ausgeschlossen, da eine Teilung des Programms in „Gewichtungsinformationen“ und Steuerungsbefehle nicht möglich ist. Der Aufbau des Codes auf einer teilweise zufälligen „Mutation“ und teilweise gezielten Kombination von Code-Teilen schließt ein tatsächliches und umfassendes Verständnis des Ziel-Algorithmus aus. Dies wäre aber ebenso Schutzvoraussetzung.

II. Zuordnung des Erfinderbegriffs

Der Vergleich mit dem Urheberrecht zeigt die Problematik des Persönlichkeitsbezugs und der Geistigkeit der Erfindung. Grundsätzlich gibt es diesen Aspekt zumindest in dieser Ausprägung nicht im Patentrecht, da die Persönlichkeit des Erfinders nicht notwendigerweise an die Erfindung als solche geknüpft ist. Dies ergibt sich bereits daraus, dass das Patent im Gegensatz zum Urheberrecht frei übertragbar ist. In diesem Zusammenhang lässt sich auch das Markenrecht näher betrachten, da gerade hier noch weniger Bezug zur einer Persönlichkeit besteht, sondern vielmehr das Objekt als solches im Mittelpunkt steht. Einer Generierung einer Marke durch eine KI stehen im Grundsatz keinerlei Bedenken entgegen, solange die allgemeinen Voraussetzungen wie Unterscheidungskraft vorliegen.

In diesem Zusammenhang lässt sich andenken, den Investorenschutz des Markenrechts auch für patentrechtliche Überlegungen im KI-Bereich zu übertragen, da die Hauptleistung in der Bereitstellung der Programmierumgebung und der Rechenleistung liegt. Eine solche Abwägung von Erfinderinteressen und Umgebungsinteressen findet sich bereits im Arbeitnehmer-Erfindungsgesetz. Auch hier liegt ein Abwägungsergebnis zwischen Bereitstellung der Forschungsumgebung und tatsächlicher Erfindung vor. Im Rahmen von KI-Erfindungen ist eine solche Abwägung von gegenseitigen Interessen noch einfacher, da der Algorithmus als solcher keine eigenen Interessen haben kann. Sollten jedoch am Prozess mehrere Akteure beteiligt sein, lässt sich in diesem Bereich eine Abwägung vornehmen, die sich auf die Bereitstellungsaspekte bezieht.

III. Patentierfähigkeit im Patentrecht

1. Grundsätzliche Unterscheidungen im Bereich der Software-Patente

Das EPA unterscheidet verschiedene Ebenen von Algorithmen. Die sog. grundlegenden Algorithmen beziehen sich auf die KI und maschinellen Lernalgorithmen, die in ihrer Anwendung kein bestimmtes Problem berücksichtigen. Eine Patentanmeldung, für eine Erfindung in dieser Kategorie wird in Europa und insbesondere Deutschland grundsätzlich kaum erfolgreich sein. Dies liegt an der überwiegenden Auffassung, dass reine Algorithmen für Machine-Learning als mathematische Methode angesehen werden und mathematische Methoden als solche als Nicht-Erfindungen gem. Art 52 Abs. 2, 3 EPÜ bzw. § 1 Abs. 3 Nr. 1 PatG eingeordnet werden. Sog. Plattformen bezeichnen solche Software-Realisierungen, die in ihrer Funktion über die bloßen grundlegenden Algorithmen hinausgehen. Hierbei wird beabsichtigt, eine Plattform bereitzustellen, von der ein Problem gelöst werden kann, ohne den Umfang der Lösung explizit auf einen bestimmten Anwendungsbereich zu beschränken. Dieser Schutz richtet sich nach der jeweiligen Ausgestaltung von Machine-Learning Prozessen und ist aufgrund der vorherrschenden Vielfalt noch nicht abschließend geklärt.

Zur einfacheren Einordnung wurden am 1. November 2018 EPA Richtlinien³⁵ zur Patentierbarkeit für Machine-Learning und allgemeine KI-Systeme veröffentlicht. Diese Richtlinien geben einerseits die klassischen Definitionen wieder, wonach Machine-Learning und KI-Systeme auf Berechnungsmodellen und Algorithmen basieren, die zur Klassifizierung, Clusterbildung, Regression und Verringerung der Dimensionen genutzt werden. Darüber hinaus werden neben den hier bereits erwähnten neuronalen Netzwerken und genetischen Algorithmen zusätzlich Support-Vektormaschinen, k-Merans, Kernregression und die Diskriminanzanalyse genannt. Zur Frage der Patentierfähigkeit wird ausgeführt, dass diese einen „per se abstrakten mathematischen Charakter“³⁶ aufweisen. Daher sind sie auch von der Patentierbarkeit ausgeschlossen, unabhängig von dem konkret genutzten Modell. Ein patentrechtlicher Schutz kann dadurch erreicht werden, dass die Technizität hergestellt wird. Hierzu muss ein Bezug zu einem

35 G-II 3.3.1.

36 G-II 3.3.

technischen Verfahren erfolgen, in dessen Rahmen der Algorithmus verwendet wird.³⁷

Auch hier hat das EPA jedoch eine Einschränkung vorgenommen: „Bei der Prüfung, ob der beanspruchte Gegenstand insgesamt technischen Charakter hat (Art. 52 (1), (2) und (3)), werden Ausdrücke wie „Support Vector Machine“, „Reasoning Engine“ oder "neuronales Netzwerk" sorgfältig betrachtet, da sie sich normalerweise auf abstrakte Modelle ohne technischen Charakter beziehen.“

Ein Beispiel für Klassifizierungsalgorithmen, die mitunter schützenswert sein könnten, ist „die Verwendung eines neuronalen Netzwerks in einem Herzüberwachungsgerät zur Identifizierung unregelmäßiger Herzschläge“, da hier ein technischer Beitrag geleistet wird. Die Klassifizierung von digitalen Bildern, Videos, Audio- oder Sprachsignalen auf der Grundlage von Merkmalen auf niedriger Ebene (z. B. Kanten oder Pixelattributen für Bilder) sind weitere typische technische Anwendungen von Klassifizierungsalgorithmen.³⁸ Die besondere Relevanz für Machine-Learning liegt genau hierin, da zumindest die Möglichkeit eines europäischen Patentschutzes für Machine-Learning-Algorithmen sowie Mechanismen zur Generierung von Trainingsdatensätzen beschrieben wird.

2. Analyse von Machine-Learning Patenten

Es muss also grundsätzlich wie bei jeder computerbezogenen Erfindung auch beim Machine-Learning ein relevanter technischer Effekt erzeugt oder eine technische Lösung für ein technisches Problem bereitgestellt werden.

Aktuelle Beispiele solcher Konzepte, die von dem EPA bearbeitet wurden, sind die Verwendung eines Machine-Learning Algorithmus, um anomale Muster in Videodaten über lange Zeiträume zu erkennen³⁹ sowie ein Verfahren zum Klassifizieren der Ursachen von Maschinenausfällen unter Verwendung von Machine-Learning und entsprechenden Sensordaten.⁴⁰ Methoden innerhalb dieser Kategorie sind typischerweise dadurch gekenn-

37 „Wenn sich ein Anspruch jedoch auf ein Verfahren bezieht, bei dem technische Mittel (z. B. ein Computer) verwendet werden, oder auf ein Gerät, so hat sein Gegenstand einen technischen Charakter als Ganzes und ist daher nicht von der Patentierbarkeit gemäß Art. 52 (2) und (3) ausgeschlossen.“

38 G-II 3.3.1.

39 EP2377044B1.

40 EP2930578B1.

zeichnet, dass sie sich enger auf einen spezifischen Anwendungsbereich konzentrieren, als dies bei den allgemeinen Machine-Learning Algorithmen der Fall ist. Erfolgreiches Beispiel für eine Einbindung eines Machine-Learning Algorithmus in einem patentfähigen Plattform-Format ist etwa ein Verfahren zum Abrufen von Bildern basierend auf Bildsegmentierung und Merkmalsdeskriptoren.⁴¹ Hier wurde jedoch nicht offenbart, dass die Erfindung sich auf einen spezifischen Anwendungsbereich bezieht, wie etwa das Abrufen medizinischer Bilder. Auch ein Verfahren zum verteilten Training einer Support Vector Machine (SVM) beschreibt ein entsprechendes Plattformformat⁴². Der technische Charakter der offenbarten Erfindung ergibt sich aus der Tatsache, dass die SVM über mehrere verteilte lokale Sätze trainiert wird, sodass diese Variante kein einfacher Algorithmus mehr ist.

Auf der anderen Seite ist ein Patentschutz aber dann ausgeschlossen, wenn der Machine-Learning Ziel-Algorithmus lediglich die Funktion hat, eine automatische Klassifizierung von Daten vorzunehmen. Eine entsprechende Patentanmeldung wird dann wegen mangelnder Technizität oder weitergehender technischer Verwendung nicht erfolgreich sein.⁴³ Als Beispiel ist hier die Anmeldung einer automatischen Steuerung einer Druckmaschine zu nennen, die sich durch die Verwendung einer linearen Regressionsanalyse auszeichnet, um subjektive und objektive harmonische Analysedaten in Bezug auf die Druckqualität zu korrelieren und Regressionsparameter zu erhalten. Sobald diese Parameter einmal gelernt sind, können sie verwendet werden, um die subjektiven Daten basierend auf den erhaltenen objektiven Daten vorherzusagen. Nur bei der Anwendung dieser Daten auf ein konkretes Problem und einem technischen Verfahren ist diese Methode auch ausreichend technisch.⁴⁴ Dem endgültigen Patentschutz kann aber dennoch entgegenstehen, dass die beschriebenen Merkmale zur Klassifizierung von Datensätzen als offensichtlich eingeordnet werden und daher keinen Schutz genießen können.⁴⁵

41 EP2948877B1.

42 EP1770612B1.

43 T1784 / 06; ebenso für die Klassifizierung von Text-Dateien: T1358 / 09 und T1316 / 09.

44 T0297 / 86.

45 T1148 / 05.

3. Sonderproblem: Künstlich generierte Erfindungen

Der gegenwärtige Erfindungsbegriff setzt voraus, dass dieser eine natürliche Person ist. Die Person muss außerdem tatsächlich einen Teil des erfinderischen Konzepts verwirklicht haben. Diese Einschränkung ergibt sich begriffstechnisch bereits daraus, dass die Erfindung die Lösung eines technischen Problems voraussetzt, was wiederum die Fähigkeit zur Problem-Identifizierung erfordert⁴⁶. Eine solche Fähigkeit einer künstlichen Intelligenz, ohne vorherige Definition von „Problemen“ durch einen menschlichen Entwickler, ist nach aktuellem Stand der Wissenschaft noch nicht geschaffen worden.⁴⁷ Im Ergebnis bedeutet dies, dass die Erfindung das Ergebnis „menschlicher schöpferischer Tätigkeit“ sein muss,⁴⁸ sodass eine bemerkenswerte Ähnlichkeit zur „persönlichen geistigen Schöpfung“ im Urheberrecht besteht.

Eine zulässige Nutzung von Machine-Learning im Rahmen des Erfindungsprozesses ist dann gegeben, wenn diese lediglich eine unterstützende Maßnahme darstellt, wie dies etwa beim Anwenden eines Machine-Learning Prozesses zur Lösung eines bestimmten Datensatzes für ein bestimmtes Problem möglich ist. Wurde aber ein Ziel-Algorithmus wie bei dem beschriebenen Modell des Genetic Breeding ohne jedes menschliche Zutun außerhalb der Umgebungsschaffung entwickelt, ist eine Patentierung – unabhängig von der Frage nach der Patentierfähigkeit des Algorithmus – bereits wegen der Erfinder-Untauglichkeit ausgeschlossen.⁴⁹

Inwieweit aber das Verhältnis bei anderen Methoden zwischen Machine-Learning und menschlichem Erfindungsprozess ausgestaltet sein muss, um eine erfolgreiche Patentanmeldung zu gewährleisten, ist momentan unglücklicherweise unklar. Eine zulässige Kombination der beiden Komponenten ließe sich etwa dann annehmen, wenn der menschliche Entwickler den durch Machine-Learning geschaffenen Ziel-Algorithmus auf ein technisches Problem in technischer Umgebung anwendet und so eine eigenständig patentierfähige Lösung erreicht.

Die Komplexität der Frage wird dann erheblich gesteigert, wenn mehrere Personen gemeinsam an einer Erfindung arbeiten und zusätzlich unterschiedliche Entwicklungsmethoden aus dem Bereich des Machine-

46 An dieser Stelle weniger streng: *Hetmank*, GRUR Int 2019, 641, 642.

47 Grundlegend: *Bahke*, GRUR 1985, 596 ff. und mit weiteren Einzelheiten: *Papastefanou*, CR 2019, 211 ff.

48 *Schickedanz*, GRUR 73, 343, 347; *Milde*, JPOS 1969, 378 ff.; *Melullis*, in: Benkard PatG § 6 Rn. 32.

49 Abweichend zur Einordnung als Entdeckung: *Zipse*, Mitt. 72, 41 ff.

Learning in einem Projekt in Kombination und Ergänzung angewendet werden. Eine praktische Prüfung der Erfindereigenschaft ist durch das EPA bei nur unter enormem Prüfungsaufwand und technischer Expertise möglich – jedoch setzt auch dies einen eindeutigen Maßstab voraus.

4. Plausibilität als zusätzliches Merkmal

Schließlich führen die aktuellen Richtlinien des EPA aus, dass ein Klassifizierungsverfahren dann einem technischen Zweck dient, wenn die Schritte des Generierens des „Lernprozesses“, des Bearbeitungsprozesses und des Ziel-Algorithmus das Erreichen dieses technischen Zwecks unterstützen. Mithin macht es den Eindruck, dass zumindest im Rahmen einer europäischen Patentanmeldung grundsätzlich für eine Methode zum Entwickeln eines Machine-Learning Algorithmus oder für eine Methode zur Erzeugung von Gewichtungssätzen im Rahmen der Neuronal Network Methode, eine Patentierfähigkeit gegeben ist, wenn eine glaubwürdige Verknüpfung der Methode mit einem zuverlässigen und wiederholbaren technischen Verfahren möglich ist. Dies scheint den Aspekt der Plausibilität in die Prüfung der Patentierfähigkeit einzuführen. Bekannt ist ein solcher Prüfungspunkt bisher nur in den Bereichen Pharmazie und Biotechnologie. Nun besteht der Ansatz, einen bestimmten „ungelernten“ Algorithmus schneller konvergieren zu lassen, wenn er zum Beispiel mit einer bestimmten Methode und mit einem bestimmten Gewichtungssatz „trainiert“ wurde. Der hier entsprechend erfolgreiche „Teacher“-Algorithmus, der zusätzlich eingesetzt wird, um ein technisches Problem zu lösen, wäre dementsprechend in der Theorie patentfähig.

C. Fazit

Als grundsätzliche Herausforderung des Machine-Learning im Patentrecht lässt sich insgesamt folgendes Problem beschreiben: Wie der Ziel-Algorithmus genau funktioniert und die Problemlösung erfolgt, kann weder der „Builder“- noch der „Teacher“-Algorithmus darstellen. Auch der menschliche Entwickler oder der Ziel-Algorithmus selbst kann keine umfassenden Einblicke in seine Funktionsweise geben, selbst wenn einzelne Zeilen Code oder auch Code-Cluster noch dem menschlichen Verständnis zugänglich sind. Die gesamte Leistung ist also nicht im klassischen Sinne verständlich und damit auch nicht ohne weiteres darstellbar.

Ein fundamentaler Gedanke des Patentrechts ist jedoch der Austausch des Ausschlussrechts gegen Offenlegung der Erfindung, sodass andere Forscher und Entwickler von den technischen Überlegungen profitieren können. Unter den oben beschriebenen Umständen kann dieser Zweck jedoch nicht erreicht werden, sodass das Patentrecht damit eigentlich grundsätzlich nicht geeignet ist.

Zur Sicherstellung der erfolgreichen Funktionsweise von maschinellem Lernen ist es aber grundsätzlich erforderlich, dass riesige Datenmengen zur Verfügung stehen, die der „Teacher“-Algorithmus nutzen kann. Allerdings müssen diese Datenmengen auch Lösungen zu den Problemen enthalten, die jedoch durch menschliches Verhalten erstellt werden müssen, was in der Regel nicht von Entwicklerteams selbst vorgenommen wird, sondern durch den allgemeinen Internet-Traffic der menschlichen Nutzer ermöglicht wird. Aus diesem Grund erfreuen sich die „Not a robot“-Tests auf verschiedensten Websites großer Beliebtheit, da sie – neben einer tatsächlichen Verifizierung – zur Datensammlung eingesetzt werden. Aus diesen Daten können beispielsweise Tests konstruiert werden, um etwa Straßenverkehrsschilder zu erkennen, die dazu gedacht sind, einen „Teacher“-Algorithmus für autonome Fahrsysteme mit entsprechenden Testdaten zu versorgen.

Im Bereich von Entscheidungs-Algorithmen auf Medienplattformen oder innerhalb von sozialen Netzwerken werden die Tests auf andere Art und Weise ermittelt. In dieser Umgebung ist die Lösung eines Problems bestimmtes menschliches Verhalten, sodass allgemeines Nutzer- bzw. Besucherverhalten selbst die Datenmengen bildet.⁵⁰ Solange ein Verhalten einem Test zugänglich ist, ist es im Verfahren eines Genetic Breeding Modells möglich, einen entsprechenden Ziel-Algorithmus generieren zu lassen.

Aus diesen Gründen und der praktischen Relevanz ist es daher notwendig, eine geeignetere Schutzumgebung für Leistungen durch maschinelles Lernen zu konzipieren, die sich – wie bereits oben erwähnt – in erster Linie am Investorenschutz orientiert und hier (eventuell) entgegenstehende Interessen abgewogen werden können. In der aktuellen Rechtslage besteht hier allerdings noch eine Schutzlücke, die durch das Recht über Geschäftsgeheimnisse oder Know-How nur unzureichend abgedeckt werden kann.

50 Hierbei testet der „Teacher“-Algorithmus etwa, welcher der Algorithmen die besten Ergebnisse liefert, wenn es darum geht, die längste Aufmerksamkeit eines Nutzers auf eine bestimmte Website oder ein bestimmtes Produkt zu lenken.

Inwiefern an diesem Punkt das Patentrecht das sinnvollste Vehikel ist, um diese Schutzlücke zu schließen, lässt sich nicht abschließend beurteilen. In jedem Fall stellt sich das Problem der Erfindereigenschaft im Rahmen des Patentrechts wie in keinem anderen Bereich, insbesondere lässt sich hier eine Abgrenzung zum Urheberrecht schaffen, in dem der Persönlichkeitsbezug zum Werk eine Schutzfähigkeit von reinen KI-gestützten Schaffensprozessen eindeutig eine höhere Schranke darstellt. Eventuell lässt sich über eine Einführung eines neuen mit dem Urheberrecht verwandten Schutzrechts nachdenken, da so das Problem der praktischen Vereinbarung der Offenbarungspflicht im Patentrecht mit der Darstellung von komplexen Programmen in einer Patentschrift vermieden wird. Insgesamt ist insofern noch eine weitere grundlegende Analyse über die verschiedenen Aspekte und Vor- und Nachteilen der Schutzmöglichkeiten erforderlich, bei der auch die unterschiedlichen Methoden des Machine-Learning berücksichtigt werden müssen, sofern dies in Anbetracht der Schnelligkeit und Komplexität überhaupt praktisch möglich ist.

Urheberrechtlicher Schutz von „KI“ als Computerprogramme – Squeezing today’s innovations into yesterday’s system?

David Linke*

A. Einführung

„Artificial Intelligence could be the worst event in history of our civilisation if society does not find a way to control its developments,“ warnte Stephen Hawking bereits 2017 im Rahmen einer Technologiekonferenz.¹ Dabei handelt es sich bei dem Phänomen von „Künstlicher Intelligenz“ (nachfolgend als „KI“ abgekürzt) nicht um eine *neue* Technologie, gilt die Dartmouth-Konferenz von 1956 (!) doch – untechnischen gesprochen – als deren Geburtsstunde. Das neuere Interesse, bzw. der aktuelle Hype² lassen sich aber vor dem Hintergrund der zunehmenden technischen Möglichkeiten der komplexen, wie zeitsparenden Datengewinnung und Verarbeitung, insbesondere im Rahmen von Big Data, erklären. Gleichzeitig sind Potential, Erwartungen und Investitionen enorm. So verwundert es nicht, dass „KI“ nicht viel weniger als die zukünftige, digitale Schlüsseltechnologie für die gesamtwirtschaftliche Entwicklung des 21. Jahrhunderts verstanden wird.³ Andrus Ansip, EU-Vizekommissionspräsident und zuständig für den digitalen Binnenmarkt der EU, erklärte in einer Pressemitteilung vom 25. April 2018, dass *„bis Ende 2020 mindestens 20 Milliarden Euro in KI investiert werden müssten, um diese Technologie im Interesse der Menschen in Europa noch besser erschließen und die Wettbewerbsfähigkeit Europas weiter*

* Der Autor ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter und Doktorand am Institut für Geistiges Eigentum, Technikrecht und Medienrecht (IGETeM) von Professor Dr. Horst-Peter Götting, LL.M. (London) an der TU Dresden. Der Untertitel ist angelehnt an L. Thurrow, Harvard Business Review Sep/Oct 1997, S. 94 (95). Alle angegebenen Internetquellen wurden zuletzt abgerufen am 20.06.2019.

1 Abrufbar unter: <https://www.heise.de/newsticker/meldung/Web-Summit-2017-KI-kann-eine-Bedrohung-der-Menschheit-sein-3881086.html>.

2 H. Reimer/C. Wegener, Künstliche Intelligenz: Vorsicht Hype!, DuD 2018, S. 599 (599).

3 So bereits S. Hetmank/A. Lauber-Rönsberg, Künstliche Intelligenz – Herausforderungen für das Immaterialgüterrecht, GRUR 2018, S. 574 (575).