

Lundborg, Martin; Märkel, Christian; Schrade-Grytsenko, Lisa; Stamm, Peter

Working Paper

Künstliche Intelligenz im Telekommunikationssektor – Bedeutung, Entwicklungsperspektiven und regulatorische Implikationen

WIK Diskussionsbeitrag, No. 453

Provided in Cooperation with:

WIK Wissenschaftliches Institut für Infrastruktur und Kommunikationsdienste GmbH, Bad Honnef

Suggested Citation: Lundborg, Martin; Märkel, Christian; Schrade-Grytsenko, Lisa; Stamm, Peter (2019) : Künstliche Intelligenz im Telekommunikationssektor – Bedeutung, Entwicklungsperspektiven und regulatorische Implikationen, WIK Diskussionsbeitrag, No. 453, WIK Wissenschaftliches Institut für Infrastruktur und Kommunikationsdienste, Bad Honnef

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/227064>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Künstliche Intelligenz im Telekommunikationssektor – Bedeutung, Entwick- lungsperspektiven und regulatorische Implikationen

Autoren:

Martin Lundborg

Christian Märkel

Lisa Schrade-Grytsenko

Peter Stamm

Bad Honnef, Dezember 2019

Impressum

WIK Wissenschaftliches Institut für
Infrastruktur und Kommunikationsdienste GmbH
Rhöndorfer Str. 68
53604 Bad Honnef
Deutschland
Tel.: +49 2224 9225-0
Fax: +49 2224 9225-63
E-Mail: info@wik.org
www.wik.org

Vertretungs- und zeichnungsberechtigte Personen

Geschäftsführerin und Direktorin	Dr. Cara Schwarz-Schilling
Direktor Abteilungsleiter Post und Logistik	Alex Kalevi Dieke
Direktor Abteilungsleiter Netze und Kosten	Dr. Thomas Plückebaum
Direktor Abteilungsleiter Regulierung und Wettbewerb	Dr. Bernd Sörries
Leiter der Verwaltung	Karl-Hubert Strüver
Vorsitzende des Aufsichtsrates	Dr. Daniela Brönstrup
Handelsregister	Amtsgericht Siegburg, HRB 7225
Steuer-Nr.	222/5751/0722
Umsatzsteueridentifikations-Nr.	DE 123 383 795

In den vom WIK herausgegebenen Diskussionsbeiträgen erscheinen in loser Folge Aufsätze und Vorträge von Mitarbeitern des Instituts sowie ausgewählte Zwischen- und Abschlussberichte von durchgeführten Forschungsprojekten. Mit der Herausgabe dieser Reihe bezweckt das WIK, über seine Tätigkeit zu informieren, Diskussionsanstöße zu geben, aber auch Anregungen von außen zu empfangen. Kritik und Kommentare sind deshalb jederzeit willkommen. Die in den verschiedenen Beiträgen zum Ausdruck kommenden Ansichten geben ausschließlich die Meinung der jeweiligen Autoren wieder. WIK behält sich alle Rechte vor. Ohne ausdrückliche schriftliche Genehmigung des WIK ist es auch nicht gestattet, das Werk oder Teile daraus in irgendeiner Form (Fotokopie, Mikrofilm oder einem anderen Verfahren) zu vervielfältigen oder unter Verwendung elektronischer Systeme zu verarbeiten oder zu verbreiten.

ISSN 1865-8997

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	III
Abkürzungsverzeichnis	IV
Zusammenfassung	V
Summary	VI
1 Ausgangssituation und Hintergrund	1
2 Grundlagen Künstlicher Intelligenz	2
2.1 Definitionen	2
2.2 Die Entwicklungsgeschichte	5
2.3 Ein Klassifikationsversuch	6
2.3.1 Künstliche neuronale Netze	6
2.3.2 Mensch-Maschine-Interaktion: Automation des Entscheidens	7
2.3.3 Künstliche Intelligenz und Maschinelles Lernen	8
2.4 Überblick über die KI-Technologien	9
3 Use Cases in der Telekommunikation	11
3.1 Netzplanung und Netzausbau mittels KI	11
3.1.1 KI-unterstützte Kanalmodellierung und -prognose	11
3.1.2 Langfristige Verkehrsprognose	12
3.1.3 Beamforming mithilfe der KI optimieren	12
3.1.4 Glasfaserausbau mit KI	13
3.2 Netzbetrieb und -management mithilfe von KI	13
3.2.1 Prognose des Mobilitätsverhaltens von Nutzern (Mobility Pattern Prediction)	14
3.2.2 Synchronisierung von Anwendungen im RAN	14
3.2.3 Lastausgleich und Zellenteilung bzw. -verbindung	15
3.2.4 Konfigurierung von Uplink- und Downlink-Kanälen (RAN)	15
3.2.5 KI-unterstützte Verbindungsanpassungsoptimierung	15
3.2.6 Kognitive heterogene Netze, die sich selbst organisieren	16
3.2.7 KI-basierte Analyse des Zusammenspiels von Zuführungs- und Funknetzen	16
3.2.8 Intelligente Speicherung von Netzwerkdaten	16
3.2.9 Fehlererkennung und -beseitigung	17

3.3	KI-unterstützte Differenzierung der Netzleistungen	17
3.3.1	Verkehrsklassifizierung	17
3.3.2	Verbesserung der Customer Experience	17
3.3.3	Network Slicing	18
3.4	Neue und optimierte Services mithilfe von KI	19
3.4.1	Konfigurierung und Bereitstellung von logischen/virtuellen Netzen (SD-WAN)	19
3.4.2	KI-unterstütztes Netzwerkmanagement für Industrie 4.0	20
3.4.3	Indoor Positioning	20
3.4.4	KI-basierte Endnutzerdienste für autonome Fahrzeuge	20
3.4.5	KI on-Device	21
3.4.6	KI-basierte Notfalldienste	21
3.4.7	KI-unterstütztes Kunden- und internes Prozessmanagement	21
3.4.8	KI-gestützte Anwendungen zur (Netz-)Sicherheit	22
4	Aktueller Stand der Implementierung in Deutschland	23
4.1	Netzplanung und Ausbau mittels KI	23
4.2	Netzbetrieb und -management mithilfe von KI	24
4.3	KI-unterstützte Differenzierung der Netzleistung	24
4.4	Neue und optimierte Services mithilfe von KI	25
4.4.1	KI-unterstütztes Kundenmanagement	25
4.4.2	KI-unterstütztes internes Prozessmanagement	25
4.4.3	Recruiting per Chatbot	25
4.4.4	IT-Sicherheit	26
4.4.5	Künstliche Intelligenz im Straßenverkehr	26
4.4.6	Indoor Positioning	26
4.4.7	Neue Anwendungen für die Industrie	26
4.4.8	KI-gestützte Anwendungen zur (Netz-)Sicherheit	27
5	Regulatorische Fragestellungen	28
6	Schlussfolgerungen und Ausblick	31
	Literatur	33

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2-1:	KI als Übergang von Maschinenlesbarkeit zur Maschinenverstehbarkeit von Daten	5
Abbildung 2-2:	Fünf Stufen der Entscheidungsautomation	7
Abbildung 2-3:	Gängige Lernstile des Maschinen Lernens	9
Abbildung 2-4:	Ansätze der KI-Technologien	10
Abbildung 3-1:	Adaptives Beamforming	13
Abbildung 3-2:	Network Slicing in 5G-Netzen	18
Abbildung 4-1:	Überblick über den aktuellen KI-Implementierungsstand in Deutschland	23
Abbildung 5-1:	Zusammenfassung der regulatorischen Fokusthemen	28

Abkürzungsverzeichnis

AR	-	Augmented Reality
BEREC	-	Body of European Regulators for Electronic Communications
DPI	-	Deep Packet Inspection
EDV	-	Elektronische Datenverarbeitung
FTTx	-	Fiber to the x
GHz	-	Gigahertz
IIOT	-	industrielles Internet-of-Things
IP	-	Internet Protocol
ITK	-	Informations- und Kommunikationstechnik
KI	-	Künstliche Intelligenz
KNN	-	Künstlichen neuronalen Netze
MIMO	-	Multiple Input Multiple Output
MPP	-	Mobility Pattern Prediction
MVNO	-	Mobile virtual network operators
ML	-	Machine Learning
NS	-	Network Slicing
PAiCE	-	Platforms , Additive Manufacturing, Imaging, Communication, Engineering (Förderprogramm)
QoE	-	Quality of Experience
QoS	-	Quality of Service
RAN	-	Radio Access Network
RRM	-	Radio Resource Management
SDN	-	Software Defined Network
SD-WAN	-	Software Defined Wide Area Networks
SON	-	Self-organizing Network
VR	-	Virtual Reality
WAN	-	Wide Area Networks

Zusammenfassung

Gegenstand der vorliegenden Studie ist der Einsatz von Künstlicher Intelligenz in den Netzsektoren und sich daraus ergebene regulatorische Fragestellungen. Für die Untersuchung wurden Desk Research und Experteninterviews von März bis November 2019 durchgeführt.

Die Ergebnisse der Untersuchung zeigen, dass es bereits heute viele potenzielle Anwendungsfelder für KI im Telekommunikationssektor gibt. Der deutsche Telekommunikationsmarkt beschäftigt sich jedoch bisher erst mit einigen ausgewählten Maschine Learning/KI-Anwendungen. Dies liegt vor allem an einem hohen Bedarf an Fachkräften, Know-how und (aufbereiteten) Daten sowie stellenweise noch Unklarheit über den Nutzen dieser Anwendungen. Die Haupttreiber von KI in Telekommunikationsnetzen sind Kosteneinsparungen (OPEX und CAPEX) und Ressourceneffizienz, insbesondere Energieeffizienz. Primäres heutiges Einsatzfeld für Maschine Learning bzw. KI bei den Telekommunikationsunternehmen ist der Kundenservice.

Für die Anwendung von KI im Netzsektor wurden in der Studie potenzielle Diskriminierungs- und Transparenzproblematiken identifiziert. Zudem werden Skalenerträge durch KI verstärkt. Ein erhöhtes Marktkonzentrations- und Disruptionspotenzial sind hier die Folge. Es konnten weitere thematische Schnittmengen ausgemacht werden, welche vor dem Hintergrund der Regulierung anknüpfender Forschung bedürfen. Hierzu zählt zum Beispiel die Rolle von KI bei 5G (QoS/Network Slicing) oder bei neuen Cloud Services.

Summary

Subject of the study is the investigation of artificial intelligence in the network sectors and the resulting regulatory issues. Desk research and expert interviews were conducted from March to November 2019 for this purpose.

The results of the survey show that there are already many potential application areas for AI in the telecommunications sector today. However, the German telecommunications market is currently only dealing with a few selected Machine Learning/AI applications. This is mainly due to a high demand for skilled workers, know-how and (elaborated) data as well as occasional ambiguity about the benefits of these applications. The main drivers of AI in the network sector are primarily energy-saving potential, resource efficiency and (long-term) cost savings. Predestined area for ML/AI in the telecommunications companies today is the customer service.

For the use of AI in the network sector, the study identified discrimination and transparency issues. Economies of scale are also increased by AI. This results in higher market concentration and disruption potential. In addition, further thematic intersections could be identified which need to be examined in the context of the regulation. These include, for example, the role of AI in 5G (QoS / Network Slicing) or in new cloud services.

1 Ausgangssituation und Hintergrund

Bei KI geht es nicht um ein neues Forschungsfeld. Seine Wurzeln gehen bereits bis in die 1950er Jahre zurück. In den vergangenen 60 Jahren gab es Phasen der Stagnation und immer auch Rückschläge zu verzeichnen.¹ KI ist derzeit wieder in den Vordergrund gerückt. Im Wesentlichen ist dies sowohl auf die substanziellen Fortschritte bei der Rechenleistung sowie bei den Speicherkapazitäten als auch auf die enorm gestiegene Verfügbarkeit von Daten zurückzuführen.² Alle drei Faktoren haben in jüngerer Zeit zum Durchbruch verschiedener KI-Methoden beigetragen. Wichtig bei der Betrachtung von KI ist stets im Auge zu behalten, dass es sich hierbei eben nicht um einen „digitalen Tsunami“ oder eine plötzliche Disruption handelt, sondern um die logische Fortführung der Digitalisierung.³ KI ist zugleich aber weder ein Allheilmittel noch eine Art Superintelligenz, sondern vielmehr ein Werkzeugkasten mit digitalen Methoden für ein sehr breites Anwendungsfeld.

Es stellt sich die Frage, welche Einsatzmöglichkeiten von KI es in Netzsektoren gibt.

- Welche Methoden der KI versprechen die größten Potenziale?
- Was ist der Status quo beim Einsatz von KI im Telekommunikationssektor und was sind die Entwicklungsperspektiven?
- Welche regulatorischen Fragestellungen gehen mit dieser Entwicklung einher?

Diesen drei Leitfragen geht der vorliegende Diskussionsbeitrag nach. Dazu ist es zunächst unerlässlich, KI zu definieren. Was sind die wesentlichen Charakteristika von KI-Systemen? Was grenzt KI von herkömmlicher IT ab? Wichtig dabei ist auch zu beachten, dass es sich stets um eine gegenwartsbezogene Definition handelt. Was beispielsweise vor 20 Jahren als KI bezeichnet wurde, würde heute nicht mehr unter diese Definition fallen. Ebenso ist sehr wahrscheinlich, dass man in 20 Jahren die heute als KI bezeichneten Systeme nicht mehr als solche klassifizieren wird.

Auf die Definition folgt die Betrachtung möglicher Einsatzfelder, der Use Cases von KI im Telekommunikationssektor. Über eine Desk Research und Experteninterviews wurden diese für die Netzplanung, den Netzausbau und das Netzmanagement sowie die permanente Netzoptimierung und auch die Generierung neuer Services eruiert.

Auf Basis dieser Informationen und anhand von ökonomischen Fragestellungen werden im Weiteren die regulatorischen Fragestellungen erörtert. Sie schließen mit einer Handlungsempfehlung und einem Ausblick diesen Diskussionsbeitrag ab.

¹ In den Phasen der Entwicklung der KI wird von sogenannten KI-Wintern gesprochen. Vgl. Grudin (2009).

² Vgl. Buxmann/Schmidt (2018).

³ Vgl. Märkel (2019).

2 Grundlagen Künstlicher Intelligenz

Die Forschung und Erkenntnisse zur Künstlichen Intelligenz sind breit gefächert. KI fungiert als Oberbegriff von vielen weiteren Technologien und Innovationen. Im Folgenden soll daher der Versuch vorgenommen werden, eine für den Diskussionsbeitrag adäquate Definition von KI zu formulieren, welche als Grundlage für die weitere Betrachtung der Use Cases und Handlungsempfehlung gilt.

2.1 Definitionen

Beim Versuch, Künstliche Intelligenz zu definieren, bildet die **Definition von Intelligenz** den Ausgangspunkt. Dies stellt schon eine erste Herausforderung dar, denn das Konzept der Intelligenz ist sehr breit und nicht klar umrissen. Daher gibt es zahlreiche Diskussionen in der Neurowissenschaft, aber auch in der Philosophie über die korrekte Definition. Den gemeinsamen Kern vieler Definitionsansätze bilden die **Wahrnehmung** und das **Verstehen**.⁴ Im Wesentlichen geht es also bei der Intelligenz um eine **schnelle Auffassungsgabe bzw. Problemlösungsfähigkeit in unbekanntem Situationen**. Anders ausgedrückt kann man sagen, dass die Intelligenz das **Ausmaß der kognitiven Fähigkeiten** beschreibt. Diese kognitiven Fähigkeiten sind das Resultat biochemischer Prozesse im Gehirn. Folglich war der Begriff der Intelligenz bisher immer an ein Lebewesen geknüpft. Somit erklärt sich auch die Entstehung des Begriffs „*Künstliche Intelligenz*“. Denn hier ist das erste Mal in der Menschheitsgeschichte der Begriff der Intelligenz nicht an die Leistungsfähigkeit eines Gehirns gekoppelt.

Definitionsmerkmale der Intelligenz

- (1) Schnelle Auffassungsgabe bzw. Problemlösungsfähigkeit in unbekanntem Situationen.
- (2) Ausmaß der kognitiven Fähigkeiten eines Lebewesens.

Die „natürliche“ Intelligenz wird üblicherweise in bestimmte Teilbereiche zerlegt. Beispielsweise ist die Unterscheidung nach mathematischer, sprachlicher, technischer, musikalischer und emotionaler Intelligenz üblich. Gemeinsam bilden diese Dimensionen der Intelligenz unser (Selbst-)Bewusstsein, bzw. unseren Geist.

Soll die menschliche Intelligenz vollumfänglich durch künstliche Intelligenz abgebildet werden, so müssen auch jegliche Facetten der menschlichen Intelligenz künstlich generiert werden. Die vollumfängliche Abbildung der menschlichen Intelligenz wird auch als **starke KI** bezeichnet. Diese gilt dann als erreicht, wenn ein System mindestens so intelligent wie ein Mensch ist. Den Punkt, an dem eine KI so intelligent wie ein Mensch sein wird, bezeichnet man auch als **Singularität**. Betrachtet man lediglich die Rechen-

⁴ Dies verrät auch schon die Wortherkunft: „intelligere“ = verstehen.

kapazität, dann wird es nicht mehr lange dauern, bis künstliche Systeme leistungsfähiger als ein menschliches Gehirn sind. Allerdings definiert sich unser Bewusstsein nicht nur durch die Rechenkapazität, sondern durch das Zusammenspiel der verschiedenen Facetten der Intelligenz. Gerade auf dem Gebiet der emotionalen Intelligenz sind künstliche Systeme dem Menschen allerdings noch weit unterlegen. Typisch für den Menschen ist bspw. das intuitive Abwägen mehrerer Ziele in einem Zielsystem, welches durch unsere Werte und die Moral geprägt ist. Bei künstlichen Systemen hingegen werden Zielkonflikte durch mathematische Berechnungen gelöst. Intuition kann gegenwärtig nicht programmiert werden.

Zum aktuellen Forschungsstand ist es daher nicht abzusehen, dass künstliche Systeme ein eigenes Bewusstsein entwickeln können und die Singularität erreicht wird. Starke KI ist daher – zumindest zum Status quo – eher Science Fiction als eine realistische Option.

Definitionsmerkmale **starker künstlicher Intelligenz**

- (1) Das System ist mindestens so intelligent wie ein Mensch – in allen Facetten der menschlichen Intelligenz.
- (2) Das System besitzt ein eigenes Bewusstsein und kann sich selbst reflektieren.

Weitaus realistischer und bereits in der Anwendung ist hingegen die **schwache KI**. Bei der schwachen KI geht es um die Lösung konkreter einzelner Anwendungsprobleme mittels KI-Technologien. Zum Einsatz kommen dabei verschiedene Methoden der Informatik, die bestimmte Aspekte menschlicher Intelligenz nachbilden, um ein formuliertes Ziel zu erreichen. Es geht bei schwacher KI, im Unterschied zu starker KI, nicht darum, eine KI im Sinne eines eigenständig handelnden künstlichen „Wesens“ zu schaffen. Diese Anwendungen fokussieren auf Bereiche, bei denen das menschliche Gehirn Nachteile gegenüber KI-Technologien hat. Dies betrifft vor allem Anwendungen, bei denen die Auswertung großer Datenmengen nötig ist.

Definitionsmerkmale **schwacher künstlicher Intelligenz**

- (1) Das System fokussiert auf die Lösung eines einzelnen konkreten Anwendungsproblems unter Rückgriff auf mathematische Methoden, die bestimmte Aspekte der menschlichen Intelligenz nachbilden.
- (2) Das System kann sich selbst optimieren und besitzt daher Lernfähigkeit.

Der Einsatz von technischen Hilfsmitteln bzw. Algorithmen zur Datenauswertung ist allerdings nichts Neues. Wie unterscheidet sich also KI von „herkömmlichen“ Algorithmen? An dieser Stelle kann auf die oben genannte Definition von Intelligenz zurückgegriffen werden: Da für Intelligenz die schnelle Problemlösungsfähigkeit in unbekanntem Situationen entscheidend ist, erfolgt die Abgrenzung von „herkömmlichen“ Algorithmen zu „intelligenten“ Algorithmen über die Fähigkeit zur Selbstoptimierung. Dies bedeutet, dass KI-Systeme lernfähig sein müssen.⁵ Dieses Verständnis liegt auch der KI-Definition der Bundesregierung zugrunde, welche sie in ihrer „Nationalen Strategie für Künstliche Intelligenz“ formuliert hat.⁶ In Abgrenzung zu „herkömmlichen“ Informatiklösungen ist hier im Wesentlichen der Übergang von der *Maschinenlesbarkeit* zur *Maschinenverständlichkeit* von Daten gemeint.⁷ Technologische Lösungen gelten dann als „künstlich intelligent“, wenn sie nicht auf einer reinen Eingabe-Ausgabe-Funktion basieren, sondern wenn sie fähig sind, die Daten nach der Eingabe zu interpretieren und darauf basierend die Ausgabe zu optimieren. Insofern ist hier die Wahrnehmung, beispielsweise in Form der Wahrnehmung von Mustern in den Daten, in Verbindung mit der Reflexion das entscheidende Kriterium für Künstliche Intelligenz. Das macht KI-Anwendungen komplex und teilweise schwer nachvollziehbar. Sie werden deshalb auch als Black Boxes bezeichnet, da es für den Anwender oft an Transparenz mangelt.⁸

An dieser Stelle sei jedoch darauf hingewiesen, dass in der Wissenschaft keine einheitliche Auffassung darüber besteht, wie KI zu definieren ist. In vielen Studien wird sogar gänzlich auf einen Definitionsversuch verzichtet. Oftmals geht damit eine de facto Gleichsetzung des Begriffs KI mit fortschrittlichen digitalen Technologien allgemein einher. In anderen Studien ist eine Gleichsetzung des Begriffs KI mit Maschinellem Lernen zu verzeichnen. In der vorliegenden Studie wurde jedoch darauf Wert gelegt, KI möglichst genau abzugrenzen von „herkömmlichen“ digitalen Technologien. Denn bei der Betrachtung einer solch digitalen Branche wie dem Telekommunikationssektor besteht der Mehrwert der vorliegenden Studie ja gerade darin, das Neue zu betrachten, das einen Paradigmenwechsel bedeuten kann. Und das Neue besteht weniger darin, dass die Lösungen digital sind, als dass die Algorithmen lernfähig werden und sich damit selbst optimieren können.

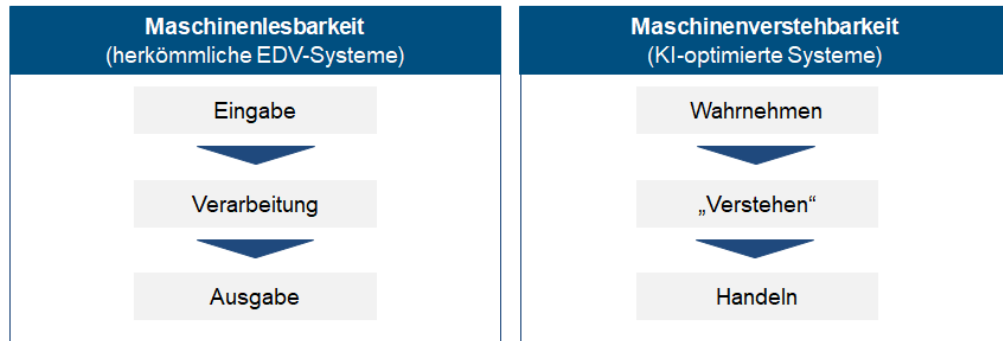
⁵ Vgl. Lundborg/Märkel (2019).

⁶ Vgl. Bundesregierung (2018), S. 4.

⁷ Vgl. Burchardt (2018).

⁸ Vgl. Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018), S. 37.

Abbildung 2-1: KI als Übergang von Maschinenlesbarkeit zur Maschinenverstehbarkeit von Daten



*„Dinge wahrzunehmen ist der Keim der Intelligenz.“
[Laotse; 6. Jh v. Christus]*

Quelle: WIK

KI kann somit als Übergang von der Maschinenlesbarkeit zur Maschinenverstehbarkeit von Daten umschrieben werden. Es findet also keine reine Verarbeitung und Ausgabe von Daten mehr statt, wie es bei herkömmlichen EDV-Systemen der Fall ist. Wie Abbildung 2-1 zeigt, ist mit KI-optimierten Systemen analog der menschlichen Fähigkeit ein Wahrnehmen, Verstehen und eigenständiges Handeln auf Basis von Informationen möglich geworden.

2.2 Die Entwicklungsgeschichte

Der Beginn der KI wird häufig auf 1956 datiert. In diesem Jahr organisierte John McCarthy am Dartmouth College das Seminar „*Summer Research Project on Artificial Intelligence*“. In diesem Zusammenhang fiel das erste Mal der Begriff KI. Daher ist die Datierung des Beginns der KI-Geschichte auf das Jahr 1956 nachvollziehbar. Inhaltlich allerdings wurden bereits in den 1940er Jahren Überlegungen zu Elementen der KI entwickelt. So wurde beispielsweise bereits 1943 das erste Modell eines künstlichen neuronalen Netzes aufgestellt. Festhalten kann man bereits an diesem Punkt, dass es sich bei KI keinesfalls um ein Forschungsgebiet handelt, welches erst in den letzten Jahren entstanden ist. Vielmehr wird bereits seit mehr als 50 Jahren konkrete Forschung zum Thema KI betrieben. Der Durchbruch in den letzten Jahren kam dann vor allem durch die gestiegene Rechenkapazität und Datenverfügbarkeit, die die KI-Systeme „zum Fliegen“ bringen. Die grundsätzlichen theoretischen Ideen zu diesen Systemen sind meistens schon Jahrzehnte alt. KI ist folglich ein Teil der digitalen Transformation, welcher sich unsere Gesellschaft und Wirtschaft seit Jahrzehnten unterzieht. KI ist also weder ein technologischer Schock noch eine Sprunginnovation, sondern die logische Konsequenz der Entwicklungen auf dem Gebiet der digitalen Technologien.

Als öffentlichkeitswirksame Meilensteine der KI gelten gemeinhin der Sieg des Schachcomputers Deep Blue im Jahr 1997 gegen den damaligen Weltmeister Gary Kasparov wie auch der Sieg des Programms Alpha Go im Brettspiel Go gegen den damaligen Weltranglisten ersten Lee Sedol im Jahr 2017.

Zu erwähnen ist, dass es sich beim Sieg im Schach eigentlich nicht um KI im Sinne der Definition aus Abschnitt 2.1 handelte, da Deep Blue kein selbstlernendes Programm war. Statt dessen basiert das Programm auf handcodiertem implementierten Expertenwissen und kalkuliert auf dieser Grundlage die Konsequenzen aller möglichen Züge (sogenannter „Brute Force“-Ansatz). Somit liegt hier mehr eine smarte Datenanalyse ohne einen „echten“ KI-Anteil vor. Beim Brettspiel Go hingegen ist der Brute-Force-Ansatz aufgrund der Komplexität der Kombinationsmöglichkeiten nicht möglich, da es mehr mögliche Spielzüge als Atome im Universum gibt.⁹ Das Programm basiert daher auf künstlichen neuronalen Netzen, welche lernfähig sind. Das Programm spielt in Endlosschleife gegen sich selbst und verbessert sich dadurch beständig.

2.3 Ein Klassifikationsversuch

Möchte man (schwache) KI klassifizieren, dann sind verschiedene Dimensionen denkbar. Es lässt sich beispielsweise eine Klassifikation nach KI-Technologien vornehmen. Im Folgenden werden verschiedene gängige Klassifikationen von KI erläutert.

2.3.1 Künstliche neuronale Netze

Hier findet sich eine weitere Technologie wieder, welche nach menschlichem Vorbild konstruiert wurde. Neuronen, die menschlichen Gehirnzellen, sind für die Signalübertragung im menschlichen Körper zuständig. Sie sind netzwerkartig im Körper strukturiert und tauschen gegenseitig Impulse mit Informationen aus. Analog dieses Aufbaus spricht man in der KI von künstlichen neuronalen Netzen, welche diese biologische Funktion der Neuronen simulieren. Eingesetzt werden künstliche neuronale Netze für Klassifikationsaufgaben, Text, Schrift oder Objekterkennung oder zur Erkennung von Mustern.¹⁰

Künstliche neuronale Netze bestehen aus vielen in Software realisierten Schichten von Knoten, den künstlichen Neuronen. Hier werden beim Lernen Rohdaten in Form von Zahlenwerten an den Verbindungen zwischen den Knoten solange verändert, bis die Ausgaben gut genug sind. Dabei werden viele Vorverarbeitungsprogramme überflüssig und Aufgaben werden leichter erlernbar, da diese Netze in ihren inneren Schichten aus den Rohdaten selbstständig komprimierte Darstellungen generieren können.

⁹ Vgl. Armbruster (2017).

¹⁰ Vgl. PAICE (2018).

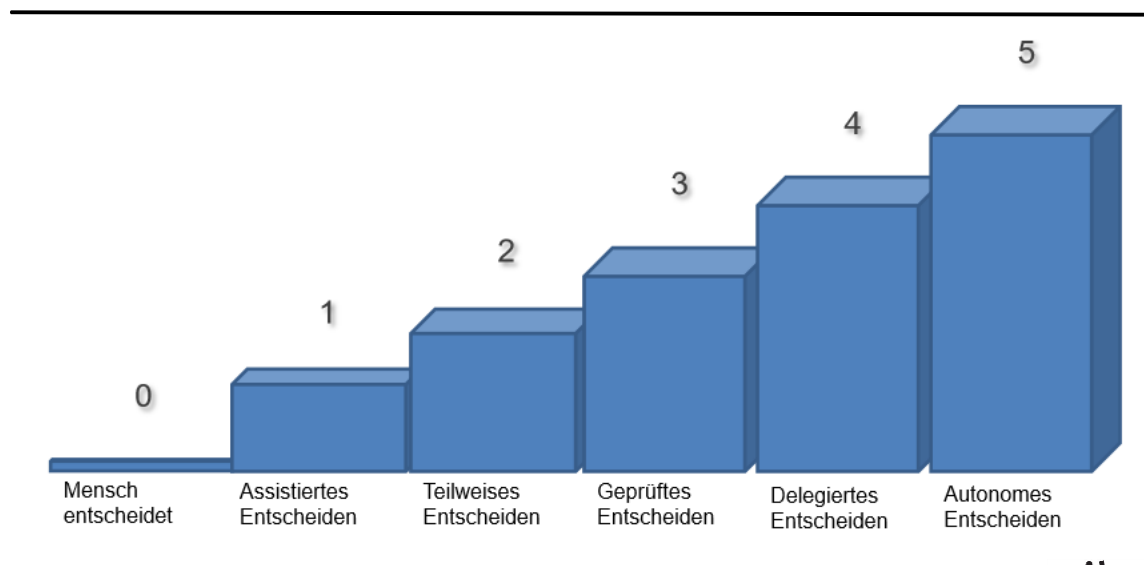
Künstliche neuronale Netze können, anders als bei vielen anderen Verfahren, auch komplexe Entscheidungen treffen und sind auch auf Basis sehr großer Datenmengen effizient trainierbar. Wegen ihrer hohen Komplexität zählt eine mangelnde Transparenz der Modelle zu den Nachteilen dieser Netze.¹¹

Aufgrund des möglichen Trainings der Netze von Rohdaten bis zur Ausgabe wird auch von einem Ende-zu-Ende-Lernen gesprochen.¹²

2.3.2 Mensch-Maschine-Interaktion: Automation des Entscheidens

Eine KI wird in technischen Systemen immer in Verbindung mit menschlichen Interaktionen eingesetzt, wobei die KI einen unterschiedlich hohen Autonomiegrad aufweisen kann. Die Steuerung durch die KI kann dabei von einzelnen Parametern bis hin zu kompletten Systemen, wie beispielsweise Telekommunikationsnetzen, variieren. KI kann somit als Kontinuum der Beziehung von Mensch und Maschine in Situationen mit Entscheidungsbedarf gesehen und stufenweise differenziert werden.

Abbildung 2-2: Fünf Stufen der Entscheidungsautomation



Quelle: Bitkom e.V. (2017), S. 14

Abbildung 2-2 zeigt das durch Bitkom entwickelte fünfstufige Modell der Automation des Entscheidens, welches auf dem Grad der Interaktion zwischen Mensch und Maschine basiert. Es knüpft an den Umstand an, dass ein System mit kognitiven Fähigkeiten den Menschen in Entscheidungsprozessen lediglich unterstützen könnte, jedoch auch autonom, also ohne menschliches Zutun, eine Entscheidung einleiten und treffen könnte.

¹¹ Vgl. Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht Studie (2018).

¹² Vgl. Fraunhofer Studie (2018), S. 28.

Auf Stufe 0 werden alle Entscheidungen vom Menschen bzw. dem Bedienpersonal selbst getroffen, eine Maschine ist hier nicht beteiligt. Bei einem assistierten Entscheiden wie in Stufe 1 meint man Systeme, welche beim Entscheidungsprozess unterstützen, wie zum Beispiel Tabellenkalkulationsprogramme. Teilweises Entscheiden, wie in Stufe 2, beinhaltet das Entscheiden der Maschine innerhalb einer festgelegten Prozesskette, welche jedoch vom Bediener aktiviert werden muss. Das System übernimmt die Berechnungen, kann aber auch einige Entscheidungen selber treffen. Hierzu zählt beispielsweise die Abfolge von Transaktionen einer Online-Bestellung. Die nächst eigenständigere Stufe ist die des geprüften Entscheidens, Stufe 3. Hier entwickelt das System eigenständig Vorschläge, welche der Bediener nur noch anzunehmen oder abzulehnen braucht, bzw. obliegt letzterem auch, den Prozess unter neuen Parametern neu zu starten. Beispielhaft hierfür ist die Suchfunktion in Google Assistant. Die vorletzte Stufe der Automation des Entscheidens (Stufe 4) beinhaltet eine dauerhafte Kontrolle des Systems über eine vordefinierte Situation, beispielsweise die Steuerung einer Kühlung oder eines hochkomplexen 5G-Netzes. Anders als auf der vorherigen Stufe trifft hier das System auch die Entscheidung, wenn der Bediener nicht auf eine Aufforderung reagiert, aus einer gegebenen Auswahl an Entscheidungen auszuwählen. Der Mensch kann, falls das System inadäquate Entscheidungen trifft, jedoch einschreiten.

Die vollends ausgeprägte Automation des Entscheidens findet sich auf Stufe 5 wieder. Hier übernimmt die Maschine dauerhaft selbst große und komplexe Anwendungsbereiche. Dies gilt auch für aufkommende Probleme oder unerwartete Situationen. Auf Wunsch des Bedieners kann eine manuelle Bearbeitung eingeleitet werden. Beispielhaft für diese Stufe ist das autonome Fahren.¹³

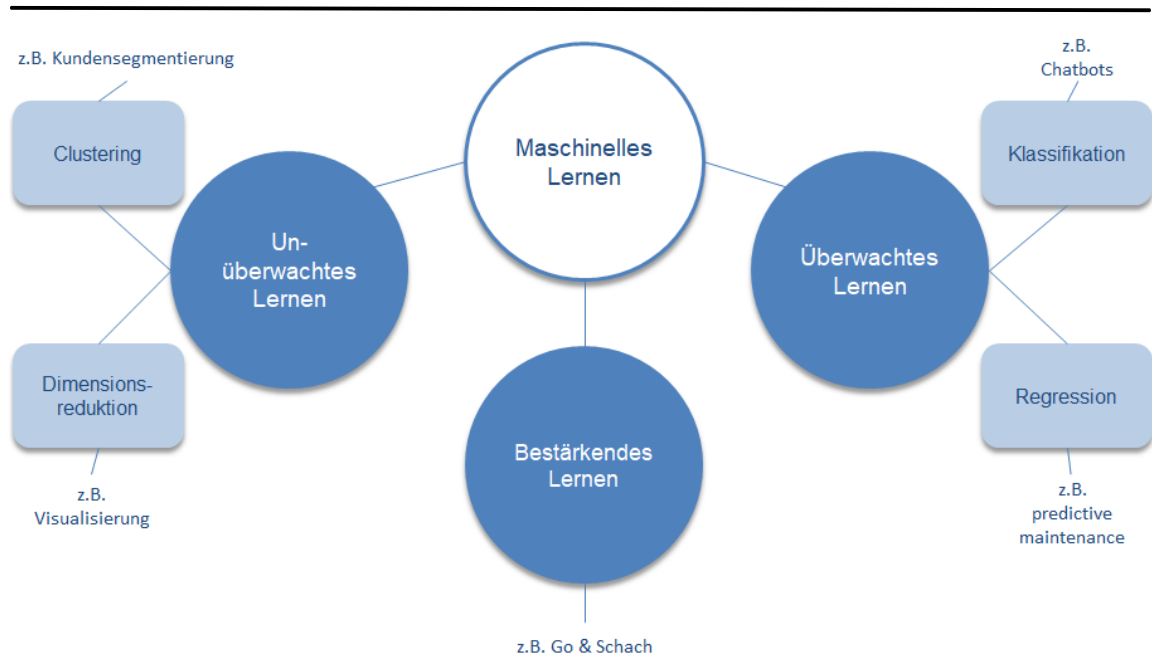
2.3.3 Künstliche Intelligenz und Maschinelles Lernen

Je nach Abstraktionslevel werden KI und Maschinelles Lernen, bzw. Machine Learning (ML), häufig synonym verwendet. Dabei handelt es sich beim Maschinellen Lernen selbst um die Schlüsseltechnologie der KI. Sie ist ihr somit untergeordnet und für das selbstständige Erschließen von Zusammenhängen auf Basis der zugeführten Daten zuständig.

Maschinelles Lernen unterteilt sich in drei gängige Hauptlernstile, welche in Abbildung 2-3 dargestellt sind.

¹³ Vgl. Bitkom e. V. (2017).

Abbildung 2-3: Gängige Lernstile des Maschinen Lernens



Quelle: Fischer, Stephanie und Christian Winkler (2019)

Beim überwachten Lernen werden die Beispiele, welche von der Maschine erlernt werden sollen, bereits mit den richtigen Antwortdaten geliefert. Somit lassen sich das Lernen und die Lernergebnisse noch steuern. In der Anwendung ist dieser Lernstil für beispielsweise Chatbots oder Predictive Maintenance, also vorausschauende Wartung, relevant. Beim unüberwachten Lernen sind diese Antwortdaten nicht mehr nötig, grundlegende Muster werden in den Daten auch so erkannt. Dies findet in der Praxis Anwendung bei der Kundensegmentierung oder Visualisierung. Ein bekanntes Beispiel gibt es im Bereich des bestärkenden Lernens, bei welchem das System Feedback aus seiner Interaktion mit der Umwelt zieht und daraus Verbesserungen zukünftiger Aktionen und somit Fehlervermeidung bezweckt. Dieser Lernstil kam bei Maschinen, welche bereits gegen bekannte Go-Spieler gespielt und gewonnen haben, zum Einsatz.

Im wirtschaftlichen Kontext beziehen KI und ML sich in der Regel auf das Gleiche, da die meisten Geschäftsanwendungen von KI auf dem überwachten Lernen basieren. Diese Präsomtion wird deshalb und aufgrund der Komplexitätsreduktion auch in vorliegendem Beitrag getroffen.

2.4 Überblick über die KI-Technologien

KI-Technologien sind „[...]als Methoden und Verfahren zu verstehen, die es technischen Systemen ermöglichen, ihre Umwelt wahrzunehmen, das Wahrgenommene zu verarbeiten, und selbständig Probleme zu lösen, Entscheidungen zu treffen, zu handeln

und aus den Konsequenzen dieser Entscheidungen und Handlungen zu lernen.“¹⁴ Sie lassen sich auf unterschiedliche Ansätze zurückführen, wie Abbildung 2-4 zeigt. Dabei wird hauptsächlich zwischen dem verhaltensorientierten und dem rationalen Ansatz unterschieden. Zum verhaltensorientierten Ansatz gehört zum einen die KI-Technologie der kognitiven Modellierung, welche die kognitiven Prozesse des Menschen simuliert. Zu solchen Prozessen zählen beispielsweise die Entscheidungsfindung, die emotionale Ausdrucksweise sowie die Problemlösung.

Die Natural Language Processing-Technologie zählt ebenfalls zu den verhaltensorientierten Ansätzen. Hier werden sprachbasierte Fälle umgesetzt, so zum Beispiel die Umwandlung von Text in Audioausgaben oder Frage-Antwort-Dialogsysteme. Die Semantische Technologie, welche sich mit der Verarbeitung von Inhalt und Bedeutung beschäftigt, beinhaltet beispielsweise Lernaufgaben aus dem Bereich der Wissensrepräsentation.

Der Rationale Ansatz umfasst das Maschinelle Lernen, Computer Vision als Objekterkennungstechnologie sowie Technologien zur Aktionsplanung und Optimierung, die beispielsweise für Navigation und Prozessoptimierung relevant sind.

Abbildung 2-4: Ansätze der KI-Technologien

	KI-Technologie	Beispiele für Lernaufgabe
verhaltens-orientiert	Kognitive Modellierung	Simulation der Aufmerksamkeit und Entscheidungsfindung beim Menschen; Emotionsausdruck; Simulation menschlichen Problemlösens
	Natural Language Processing	Frage-Antwort- und Dialogsysteme, Umwandlung von Texten in Audioausgabe, Texten und Anfragen in natürlicher Sprache, maschinelle Übersetzung
	Semantische Technologien	Ontologien, Semantic Web, Wissensrepräsentation
rational	Computer Vision	Objekterkennung in Bildern, Erkennung von Handlungen in Videos, Umgebungserkennung
	Machine Learning	Überwachte und nicht überwachte Lernverfahren, bestärktes Lernen, Künstliche Neuronale Netze
	Aktionsplanung und Optimierung	Navigieren, Routenplanung, Prozessoptimierung
	Neuromorphic Computing	Hardwarearchitekturen nach dem Vorbild des Gehirns oder Neuronaler Netze

Quelle: PAiCE (2018)

Eine weitere Technologie ist das Neuromorphic Computing, welches nach dem Vorbild des Gehirns bzw. neuronaler Netze eine analoge Hardwarearchitektur schafft. ¹⁵

¹⁴ Russell und Norvig (1995).

¹⁵ Vgl. Paice S. (2018).

3 Use Cases in der Telekommunikation

Entlang der Wertschöpfungskette für Telekommunikationsdienste bzw. aus Sicht der Nutzer entlang der Customer Journey kann Künstliche Intelligenz an vielen Stellen Optimierungen bewirken. Ansatzpunkte und Treiber sind hier vor allem Kostenersparnisse, Verbesserungen der vom Nutzer erlebten Performance und das Erschließen neuer Anwendungen. Dies gilt sowohl für die Fest- als auch die Mobilfunknetze, wobei die Mobilfunknetze aufgrund ihrer inhärenten Knappheiten an Spektrum deutlich stärker von KI-Anwendungen profitieren. Mit Hilfe von KI-gestützten Prognosen zur Nutzeranzahl innerhalb einer Funkzelle kann beispielsweise die Leistung des Netzwerks auf verschiedenen Wegen optimiert werden. KI ermöglicht darüber hinaus eine vorausschauende Planung der Lastverteilung, die Vorkonfigurierung der Trägerdienste (Bearer), die Skalierung der Funknetzressourcen in Echtzeit, Ruhezeiten der Basisstationen zur Energieeinsparung und vieles mehr.

Im Folgenden sind einzelne konkrete mögliche Anwendungsfälle für KI in Telekommunikationsnetzen skizziert: beginnend mit der Netzplanung und dem Netzausbau über den operativen Netzbetrieb und dessen Management sowie schlussendlich den daraus resultierenden neuen Services, auch für den Endnutzer.¹⁶

3.1 Netzplanung und Netzausbau mittels KI

Telekommunikationsnetzbetreiber planen ihre Netze mit Redundanzen, um Engpässe zu vermeiden. Mittels KI können die Netzbetreiber zukünftige temporäre Peak-Auslastungen im Netz wesentlich genauer prognostizieren. Auch ist es durch KI möglich, die Netzausbauplanung geografisch differenzierter auf den zu erwartenden Bedarf abzustimmen. Die verbesserte Netzplanung ermöglicht sowohl eine höhere Netzqualität für die Nutzer als auch einen kostenoptimierten Netzausbau für die Betreiber. Dadurch ergibt sich für die Anbieter eine schnellere Rückgewinnung des in den Ausbau investierten Kapitals.¹⁷ Für 5G-Netze wird eine hohe Anzahl an zusätzlichen Basisstationen erforderlich sein. Konventionelle Netzplanungsmethoden und die gegenwärtig vorhandenen personellen Ressourcen der Netzbetreiber reichen gegebenenfalls nicht aus, um 5G-Basisstationen zeitnah auszubauen. KI-unterstützte Netzplanung kann somit zu einem früheren Marktstart und schnellerer Flächenverfügbarkeit von 5G-Diensten beitragen.

3.1.1 KI-unterstützte Kanalmodellierung und -prognose

Moderne Mobilfunknetze werden über mehrere Frequenzbänder hinweg implementiert. Sie nutzen zudem neue Funktionen für die physische Signalübertragung, wie beispielsweise mmWave (> 24 GHz) oder Massive MIMO (hohe Anzahl aktiver Antennenele-

¹⁶ Die aufgeführten Anwendungsfälle stammen im Wesentlichen aus einem Dokument der ITU-Focus Group on Machine Learning for Future Networks including 5G und wurden um weitere bekannte Anwendungsfälle erweitert. Vgl. hierzu ITU (2019).

¹⁷ Vgl. Ericsson AB (2019).

mente). Mit den zunehmenden technischen Parametern steigt die Komplexität bei der Modellierung und Prognose der für eine optimale Ressourcennutzung einzusetzenden Frequenzkanäle. KI kann zum Einsatz kommen, um die hierbei erforderlichen enormen Datenmengen einzubeziehen. Für die Kanalmodellierung sind 3D-Daten der physikalischen Umgebung zu berücksichtigen und für die Kanalprognose sind historische Kanal- und nutzerspezifische Daten aufzubereiten, um in Echtzeit das jeweilige Kanalverhalten abzuschätzen und alle Netzparameter entsprechend daraufhin zu optimieren.

Dieser KI-Anwendungsfall unterscheidet sich grundlegend von den bisher eingesetzten Optimierungsprozessen, da er auf komplett neuen Methoden basiert und die heutige Praxis der Kanalmodellierung und -prognose ersetzen würde.

3.1.2 Langfristige Verkehrsprognose

Der Datenverkehr und dessen Qualitätsanforderungen über Mobilfunknetze werden in den nächsten Jahren ungebrochen weiter steigen. Um die herausfordernden Leistungsanforderungen der künftigen Dienste, wie z. B. AR/VR, Assisted Living Robotics oder autonome Fahrzeuge, zu bewältigen, bekommen die präzise Verkehrsleitung und eine nachfragegesteuerte Allokation der Mobilfunknetzressourcen eine stark wachsende Bedeutung.

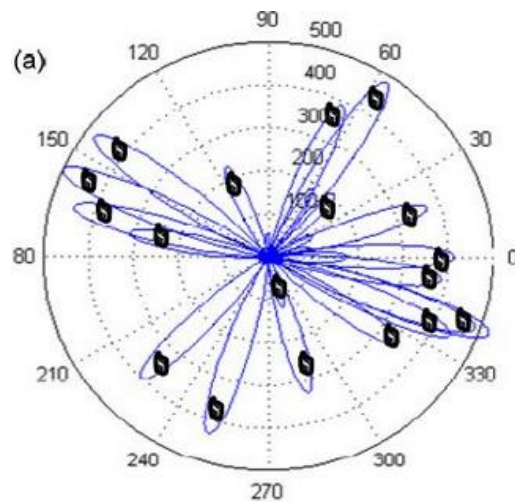
Im Vergleich zu den bisherigen Verfahren werden langfristige Prognosen auf Basis von KI deutlich präziser ausfallen, denn diese können datengestützt und dynamisch die Verkehrswachstumsmodelle optimieren, indem sie beispielsweise die sich ändernden räumlichen Bewegungen und Dienstenutzungen der Nutzer mitberücksichtigen (siehe beispielsweise auch Abschnitt 3.4.3 zu Indoor Positioning). Dies ermöglicht den Netzbetreibern Kosteneinsparungen und gesteigerten Endkundennutzen.

3.1.3 Beamforming mithilfe der KI optimieren

In MIMO-Netzwerken senden und empfangen zellulare Basisstationen Funkfrequenzsignale parallel über mehrere Antennen. Dadurch kann die Basisstation mehr Daten senden und empfangen. Um zu vermeiden, dass sich diese Signale gegenseitig stören, wird das Beamforming eingesetzt. Die Technik stammt aus der Akustik und umschreibt ein Verfahren, mit welchem Positionen von Quellen in Wellenfeldern bestimmt werden. Im vorliegenden Fall hilft das adaptive Beamforming, gezielt von einer Basisstation Datenstrahlen an Nutzer zu senden, Interferenzen zu reduzieren und das Hochfrequenzspektrum effizienter zu nutzen (vgl. Abbildung 3-1). Neuronale Netze können bei der Konfiguration des Beamformings helfen, sowohl offline als auch bei entsprechendem Bedarf in Echtzeit.¹⁸

¹⁸ Vgl. Silver (2018).

Abbildung 3-1: Adaptives Beamforming



Quelle: Ehab ALI, et. al (2017).

3.1.4 Glasfaserausbau mit KI

KI kann neben der Netzplanung der Mobilfunknetze auch den Ausbau von FTTx-Netzen verbessern. Das Gelände und die Straßen, auf welchen neue Trassen entstehen sollen, können mithilfe einer speziellen KI-Bildererkennung erfasst werden. Auf Basis der generierten Daten kann automatisch eine optimale Trassenplanung durchgeführt werden. Nicht nur die Leitungswege können KI-unterstützt optimal berechnet werden, sondern auch Standorte für Verteilerkästen, wobei regulatorisch bedingte Sperrgebiete für Verbauungen in der Planung berücksichtigt werden.

Ein weiterer künftiger Anwendungsfall von KI im Rahmen des Glasfaserausbaus ist ein Bodenradar. Dieses lässt den Blick in den Untergrund zu, so dass nicht nur die jeweilige Fahrspur des mit KI-Bildererkennung ausgestatteten Fahrzeuges, sondern auch die vorhandene Infrastruktur in der Erde identifiziert und beim Netzausbau berücksichtigt werden kann.

3.2 Netzbetrieb und -management mithilfe von KI

Im Netzbetrieb und Management, kann KI effektiv unterstützen. Ein wesentliches Netzelement in Mobilfunknetzen sind die Funknetze, bzw. Radio Access Networks (RAN). Da Frequenzressourcen ein knappes und teures Gut darstellen, sind auch die Kapazitäten pro Basisstandort begrenzt. Durch eine effizientere Nutzung der RAN und der Frequenzen werden weniger Basisstationen für die gleiche Verkehrsmenge benötigt. Damit können Netzbetreiber, ceteris paribus, Kosten einsparen oder den Endkunden höhere Bandbreiten bzw. Datenmengen anbieten. So bleibt die gelieferte Qualität mindestens

gleich, verbessert sich teils sogar, während Kosten, Ressourcen und auch benötigte Energie eingespart werden. Besonders Letzteres wurde im Rahmen unserer empirischen Untersuchung als starker Treiber für die hohen Investitionen in KI-Systeme identifiziert, denn die Energiekosten stellen derzeit den größten Block der operativen Kosten von Netzbetreibern dar. Im Folgenden werden die möglichen Anwendungsbereiche von KI im Netzbetrieb und -management vorgestellt.

3.2.1 Prognose des Mobilitätsverhaltens von Nutzern (Mobility Pattern Prediction)

Bei der Mobility Pattern Prediction (MPP) handelt es sich um KI-basierte Prognosen über die räumliche Dynamik der Nutzer und somit auch der örtlichen Verkehrsanforderungen sowie der jeweils typischerweise abgerufenen Inhalte. Hierzu werden durch permanente Datenanalysen Muster im Nutzerverhalten identifiziert. Gute Vorhersagen können die Grundlage für neue Dienste und verbesserte Servicequalität sein. Diese zeichnet sich aus durch:

- vorausschauende Ressourcenallokation,
- verbesserte Verkehrssteuerung und Übergaben zwischen den Funkzellen sowie
- vorausschauendes Caching von Inhalten.

Maschinelles Lernen kann zudem eingesetzt werden, um die heute vorhandenen Modelle zum Mobilitätsverhalten von Nutzern bei den Netzbetreibern weiter zu verbessern. Die KI-optimierten Prognosedaten zum Mobilitätsverhalten können darüber hinaus von den Netzbetreibern anonymisiert an externe Anbieter weiterverkauft werden, die damit wiederum neue Dienste wie z. B. situativ angepasste ÖPNV-Angebote, intelligente Straßenbeleuchtung oder vorausschauende Raumheizung anbieten können.

3.2.2 Synchronisierung von Anwendungen im RAN

Die Übertragungsbedingungen der Funksignale in Mobilfunknetzen variieren innerhalb von Millisekunden, während die Datenübertragungsraten auf der Anwendungsschicht bislang nur in Größenordnungen von Sekunden an die Funkqualität angepasst wird. Durch diese Diskrepanz kann es auch ganz ohne Netzüberlastungen zu Paketverlusten kommen. Durch KI-gestützte Verfahren könnte in Echtzeit die Datenübertragung auf der Anwendungsschicht hinsichtlich der momentanen Funkbedingungen optimiert werden. Dies reduziert Paketverluste und erhöht somit die Qualität der jeweils übertragenen Dienste.

3.2.3 Lastausgleich und Zellteilung bzw. -verbindung

Bei Großveranstaltungen mit lokal hohen Verkehrsanforderungen in Mobilfunknetzen kann durch Zellteilung kurzfristig mehr Kapazität bereitgestellt werden. Aus Kostengründen, insbesondere wegen des Energieverbrauchs, können die Zellen bei nachlassendem Verkehr wieder fusioniert werden. Die Analyse großer Datenmengen, auch von netzexternen Daten wie Wetterprognosen, Veranstaltungen, Ferienzeiten, etc. und das Maschinlernen können dazu eingesetzt werden, um die Anzahl der Endgeräte am jeweiligen Ort zu prognostizieren und diese intelligent auf die vorhandenen Funkzellen aufzuteilen. Somit können ein optimierter Lastausgleich und bedarfsgerechte Zellteilungen/-verbindungen sichergestellt werden. Aus Gründen der Energieeffizienz ist für die Netzbetreiber auch eine zuverlässige Prognose über verkehrsarme Zeiten und Orte wertvoll, um Zellen selektiv in den energiesparenden Bereitschaftszustand herunterzufahren.

3.2.4 Konfigurierung von Uplink- und Downlink-Kanälen (RAN)

Damit ein Smartphone in einem Mobilfunknetz ordnungsgemäß funktioniert, muss die Größe des Uplink-Anteils, über welchen Daten ins Netz und das Feedback zur Netzwerkqualität übertragen werden, konfiguriert werden. Je mehr Spektrum der Uplink verwendet, desto besser ist die Qualität der Datenübertragung vom Smartphone eines Kunden aus. Dies bedeutet jedoch auch, dass weniger Spektrum für die Datenübertragung verfügbar ist, was einen Kompromiss notwendig macht. Es gibt bereits Techniken, um diese Kompromissentscheidung für 3G und 4G automatisch zu treffen; für 5G stellt sich dies aber als wesentlich umfangreicher dar. Mithilfe von maschinellem Lernen könnte das System jedoch auf Basis einer Vorabprüfung eine Vorhersage über den Uplink-/Downlink-Durchsatz unter Berücksichtigung verschiedener Einstellungen treffen und die beste Einstellung auswählen.¹⁹

3.2.5 KI-unterstützte Verbindungsanpassungsoptimierung

Die Qualität des Signals der aktiven Verbindungen in Mobilfunknetzen wird von vielen Faktoren beeinflusst, u. a. der Kanalqualität in der aktiven Funkzelle, der Interferenz von anderen Zellen sowie dem Signal-Rausch-Verhältnis. Um die Signalempfangsqualität zu halten, müssen die Übertragungsparameter (Modulation, Kodierungsschema, etc.) permanent nachgesteuert werden. Mittels KI kann die Wirksamkeit der Verbindungsanpassung optimiert werden, indem historische Daten zu den Kanalbedingungen und die zugehörigen Leistungsindikatoren genutzt werden, um das optimierte Kodierungsschema und die optimale Anzahl an Datenströmen pro Nutzer zu ermitteln.

¹⁹ Vgl. ebenda.

3.2.6 Kognitive heterogene Netze, die sich selbst organisieren

Bereits heute organisieren sich Mobilfunknetzelemente hinsichtlich ihrer Konfiguration, Optimierung und Fehlerkorrektur selbst. Selbstkonfiguration bedeutet, dass neue Basisstationen „Plug-and-Play“ zu installieren sind. Die Selbstoptimierung folgt hinsichtlich der Parameter Abdeckung, Kapazität, Verkehrsübergabe und Interferenz der genutzten Funkfrequenzen. Künftig können sich die Netze KI-unterstützt permanent selbst überwachen. Die Fehlerkorrektur beinhaltet die Fehlerselbsterkennung und -beseitigung sowie die automatische Nachjustierung von Betriebseinstellungen. Im Gegensatz zu früher können moderne Mobilfunknetze weit flexibler sein, enthalten heterogene Netzelemente und organisieren sich permanent selbst. Stichworte hier sind Self-organizing Network (SON) sowie Software Defined Network (SDN). Mit künftig wachsenden Anforderungen der Nutzer, neuen Diensten sowie der Vielzahl an angeschlossenen Maschinen (IoT) werden kognitive heterogene Netze mit Hilfe von künstlicher Intelligenz bei der Selbstorganisation weit mehr Aspekte wie Netzwerkprobleme, Nutzerverhalten sowie Umwelteinflüsse berücksichtigen können. Ein von den Netzbetreibern anvisiertes Ziel ist ein sich selbst überwachendes und nachsteuerndes Netz, das jeweils die nachgefragte Leistung mit hoher Qualität bereitstellt und hierbei nicht mehr Energie einsetzt als notwendig.

3.2.7 KI-basierte Analyse des Zusammenspiels von Zuführungs- und Funknetzen

Mit Hilfe von KI kann die Korrelation zwischen Leistungsdaten der Zuführungs- und der Funknetze analysiert werden. Beide Netzebenen besitzen zum Teil unterschiedliche Leistungsindikatoren, wie beispielsweise Frame Loss Rate, Jitter oder Laufzeiten in den Zuführungsnetzen sowie Anzahl der Nutzer pro Funkzelle, Paketverluste, Datenübertragung Up- und Downlink, Laufzeiten usw. in den RAN. Durch die Analyse großer Mengen dieser Leistungsdaten beider Netzsegmente können neue Erkenntnisse hinsichtlich der Engpässe identifiziert werden. Ziel ist es, das Zusammenspiel von Zuführungsnetzen und RAN dynamisch zu optimieren.

3.2.8 Intelligente Speicherung von Netzwerkdaten

Beim Betrieb von 5G-Mobilfunknetzen werden in zahlreichen Netzknoten große Datenmengen anfallen, die wegen beschränkter Speicherkapazitäten an der Netzperipherie in Echtzeit bzw. zeitnah verarbeitet und danach wieder gelöscht werden müssen. Allerdings benötigen viele KI-basierte Anwendungsfälle historische Daten, so dass dieser Bedarf bei der Datenlöschung berücksichtigt werden muss. Erforderlich sind also dynamische Regeln für das Speichern und Löschen unter Berücksichtigung des Bedarfs an historischen Daten, der Speichermöglichkeiten sowie des Kontexts der Anwendungen. Bei diesen Regeln sind neben den technischen auch die regulatorischen Anforderungen bezüglich Datenspeicherung zu berücksichtigen.

3.2.9 Fehlererkennung und -beseitigung

KI kann im Bereich Fehlermanagement vielseitig eingesetzt werden: (1) Beim Fehlermanagement mittels vorausschauender Fehlerfindung, (2) bei der Analyse der auslösenden Faktoren oder sogar auch (3) bei automatischer Fehlerbeseitigung durch Durchführung von Fehlerkorrekturen. Bei der Beobachtung von Netzen zur Erkennung von ungewöhnlichen Betriebszuständen sind sehr hohe Datenmengen zu analysieren. Mit dem permanenten Ausbau der Netze und im Zusammenspiel von immer neuen Netzkomponenten ändern sich die Betriebsdaten kontinuierlich, so dass die Überwachungsinstanz immer neu hinzulernen muss. Korrekturingriffe müssen zudem sorgsam erfolgen, um zu vermeiden, dass Netzstörungen durch falsche Eingriffe sogar verschlimmert werden. Hier kann KI eingesetzt werden, um das Fehlermanagement effizient und kostensparend zu gestalten.

3.3 KI-unterstützte Differenzierung der Netzleistungen

Im wettbewerblich geprägten Markt für Telekommunikationsdienste ist es für die Netzbetreiber wirtschaftlich essentiell, ihre QoS-Klassen genau auf die Bedarfe der jeweiligen Kunden zuzuschneiden. Insbesondere vor dem Hintergrund der Knappheiten im RAN versprechen Differenzierungsansätze weit mehr Erfolg als „One Size Fits All“-Leistungspakete, bei denen sowohl Überbuchungen als auch Unterausschöpfungen inhärent sind. Um die Bedarfe der Nutzer besser zu kennen und entsprechend passgenaue Netzleistungen zu bieten, sind künftig KI-gestützte Analysen und Netzsteuerungen vielversprechend. KI bietet damit die Möglichkeit, in Bezug auf QoS-Klassen die Netzressourcen effizient einzusetzen.

3.3.1 Verkehrsklassifizierung

Um QoS-Differenzierungen anbieten zu können, ist es notwendig, in Echtzeit zu wissen, welche Diensten die jeweiligen IP-Datenpakete transportieren. In Zeiten von Ende-zu-Ende-verschlüsselter Übertragung sowie rechtlichen Grauzonen hinsichtlich einer Durchleuchtung der Datenpakete (deep packet inspection, DPI), könnte die Verkehrsklassifizierung mittels Verfahren, die Maschinelernen einsetzen, durchgeführt werden. Das Lernen aus den Verkehrsmustern der unterschiedlichen Dienste erfordert eine kontinuierliche Sammlung und Auswertung von sehr hohen Verkehrsdatenmengen.

3.3.2 Verbesserung der Customer Experience

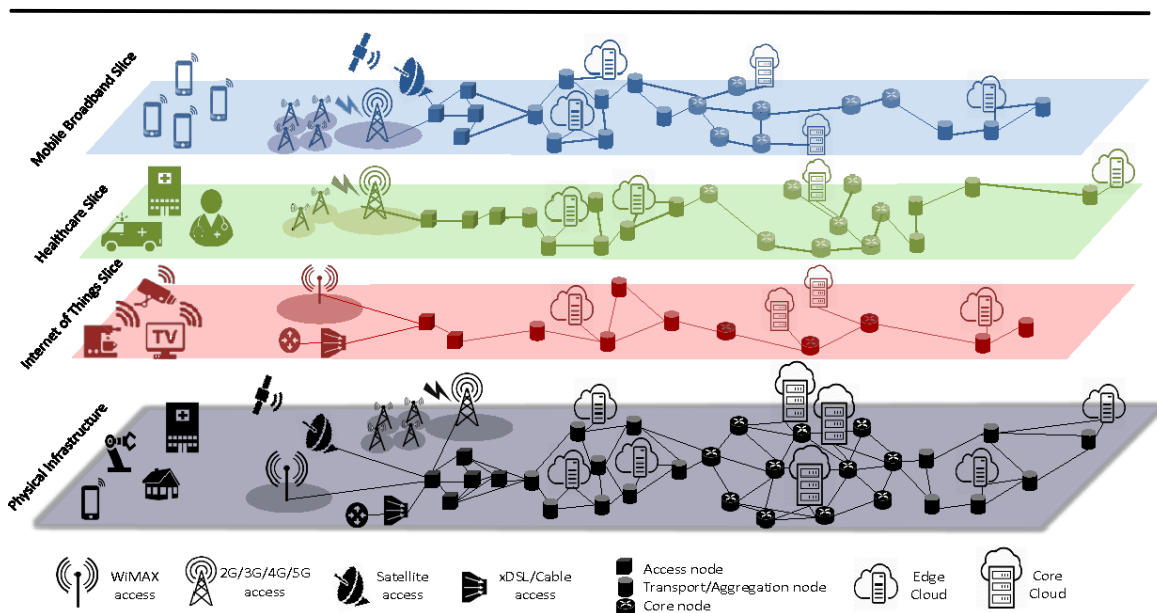
Im Unterschied zur Quality of Service, die sich auf die Qualität im Netz bezieht, misst sich die Quality of Experience (QoE) an der Wahrnehmung und Beurteilung der Kommunikationsdienste durch die Nutzer. QoE spiegelt das Niveau der Nutzerzufriedenheit und der subjektiven Wahrnehmung der verschiedenen Mobilfunkdienste wider. Wenn

erfolgreich umgesetzt, bietet sich mit der Verbesserung der Customer Experience und dem dadurch höheren Nutzen für den Kunden eine zusätzliche Möglichkeit, die entstandenen Kosten für die KI-Implementierung an den Endverbraucher weiterzutragen.²⁰

3.3.3 Network Slicing

Network Slicing ist eine Schlüsseltechnologie für 5G. Es handelt sich hierbei um die Möglichkeit, verschiedene virtuelle Netzwerke auf einer gemeinsamen, physischen Netzinfrastruktur bereitzustellen. Somit erfüllt jede Network Slice die Anforderung, die für den Anwendungsfall benötigt wird (vgl. Abbildung 3-2). Das ermöglicht den Netzbetreibern eine bedarfsgerechte Nutzung der Netzressourcen.

Abbildung 3-2: Network Slicing in 5G-Netzen



Quelle: J. Ordonez-Lucena, P. et. al. (2017).

KI könnte im Zusammenhang mit Network Slicing für die Lösung einer ganzen Reihe von Herausforderungen eine Schlüsselrolle spielen, wie die Clusterung der Dienste und die entsprechende Aufteilung auf Slices, die Dienstklassifizierung und möglicherweise die Priorisierung bezüglich mindest-QoS-Garantien, vorausschauende Nutzerzuteilung bzw. -umverteilung zu Slices auf Basis der bisherigen Aktivität des Nutzers und der Systemdynamiken.

²⁰ Vgl. Ericsson AB (2019).

3.3.3.1 Radio Resource Management beim Network Slicing (RRM-NS)

Um im Rahmen des Network Slicing keine Kapazitäten unnötig für einzelne Schichten zu reservieren, die momentan in der jeweiligen Funkzelle nicht oder in einem geringeren Umfang benötigt werden, kann die Ressourcenzuteilung dynamisch an die jeweilige Nachfrage nach den Diensten angepasst werden. Dies stellt eine hochkomplexe dynamische Optimierungsaufgabe dar. Auf Basis der Deep Learning-Technik kann die Komplexität beliebiger Kombinationen von Nutzenfunktionen bewältigt werden. Im Prinzip werden zahlreiche Verbindungen von Verkehrsanforderungen und optimalen Ressourcenallokationen gelernt, so dass innerhalb von Millisekunden nahezu optimale Justierungen vorgenommen werden können. Durch den Einsatz von KI kann somit künftig eine Echtzeitsynchronisierung der optimalen Zuteilung der Funkressourcen an die Diensteanforderung autonom gesteuert werden.

3.3.3.2 QoS im Rahmen von Network Slicing

Das Network Slicing ermöglicht es, über ein 5G-Netz Dienste mit deutlich unterschiedlichen Leistungsanforderungen anzubieten. Dies geschieht durch logische/virtuelle Trennungen auf der gleichen physischen Infrastruktur. Gegenwärtig wird in den Telekommunikationsnetzen eine bestimmte QoS primär innerhalb des Anschlussnetzes garantiert. Beim künftigen Ende-zu-Ende Network Slicing soll aber die Qualität durchgängig für alle Netzebenen, also neben dem (Funk-)Anschlussnetz auch für das Zuführungs- und das Kernnetz garantiert werden können. Dies ist beispielsweise notwendig, um kritische Anwendungen im Straßenverkehr oder in der Medizin einzuführen. Ein Ansatz hierfür ist es, ein neues Netzelement einzufügen, das mittels KI-Techniken das Nutzungsverhalten permanent beobachtet und daraus Schlüsse für die beste Ressourcenallokation aller weiteren Netzelemente sorgt.

3.4 Neue und optimierte Services mithilfe von KI

Netzbetreiber implementieren verschiedene KI-Anwendungen, um den Kunden neue Dienste, an verschiedene Kunden und zu unterschiedlichen kommerziellen Bedingungen anbieten zu können. Die Umsetzung dieser Anwendungen mit KI kann auf verschiedene Weise geschehen. Welche Möglichkeiten es hier gibt, wird im Folgenden vorgestellt.

3.4.1 Konfigurierung und Bereitstellung von logischen/virtuellen Netzen (SD-WAN)

Innerhalb von Telekommunikationsnetzen können Netzbetreiber für die Geschäftskunden bzw. die Kunden selbst mittels Software-defined Wide Area Networks (SD-WAN) ihr eigenes logisches/virtuelles Netz konfigurieren und bereitstellen lassen, wenn sie es

brauchen. Wirtschaftlich ist ein flexibles Angebot dieser Dienste nur, wenn durch eine hohe Automatisierung der Personaleinsatz für diesen Vorgang beim Netzbetreiber gering ausfällt. Denkbar sind eine Auswahl vordefinierter Designvorlagen, aus denen KI-gestützt je nach konkreten Kundenanforderungen die optimale herausgesucht und ein entsprechendes virtuelles Netz bereitgestellt wird.

3.4.2 KI-unterstütztes Netzwerkmanagement für Industrie 4.0

Die vernetzte Produktion im Rahmen von Industrie 4.0-Konzepten erfordert industrielle Internet-of-Things-Netze (IIoT), die den zu erwartenden, rasant ansteigenden Anforderungen gewachsen sind. Die Anzahl der eingebundenen Sensoren wird in den nächsten Jahren ebenso exponentiell wachsen wie die zu transportierende Datenmenge.

Mit Unterstützung von KI können industrielle IoT-Netze, unter Berücksichtigung der jeweiligen Umweltbedingungen und Muster der Produktion, dynamisch gemanagt und hierdurch permanent optimiert betrieben werden. KI wird zum integralen Bestandteil des Netz- und Datenmanagements bei der smarten Produktion. Insbesondere die Anforderungen an Effizienz, geringe Latenz, Belastbarkeit, Störuneempfindlichkeit und Sicherheit müssen hierbei gewährleistet werden.

3.4.3 Indoor Positioning

Die Installation von Pico- oder Femto-Cells kann das Implementieren von 5G-Campus-Netzen optimieren. Durch das KI-unterstützte Indoor Positioning werden die optimalen Standorte für diese Stationen ausgemacht und auch dynamisch nachjustiert. Auch kann ein Algorithmus mit maschinellem Lernen trainiert werden, um Rückschlüsse auf die Netznutzung zu ziehen. So können die Netzressourcen den Kunden optimal zur Verfügung gestellt werden.

Auch das Auffinden von Sensoren und Objekten, welche einer Netzverbindung bedürfen, wird somit erleichtert. Hierunter zählen zum Beispiel Smart Speaker, welche von einem GPS-Signal grundsätzlich nur bis zu einem Umkreis von ca. 50 Metern identifiziert werden können.²¹

3.4.4 KI-basierte Endnutzerdienste für autonome Fahrzeuge

Autonom fahrende Fahrzeuge werden in Zukunft eigenständige Routenentscheidungen treffen. Bei ähnlicher zu erwartender Ankunftszeit werden diese Entscheidungen häufiger nach dem Kriterium der besten Netzverfügbarkeit getroffen, um unterwegs berufliche oder unterhaltende Netzanwendungen zu nutzen. Über darauf abgestimmte Dienste lassen sich Routenempfehlungen erstellen, die für die unterwegs genutzte TK-

²¹ Vgl. Silver (2018).

Anwendung die beste Servicequalität erwarten lassen. Diesen Entscheidungsprozess, inklusive der Zurverfügungstellung und Analyse adäquater Daten, kann KI effektiv unterstützen.

3.4.5 KI on-Device

Viele der aktuellen KI-Technologien basieren auf Cloud Services. Dadurch ergeben sich Optimierungsbedarfe im Bereich Latenzzeit und Privatsphäre. Eine KI, die bereits auf den Endgeräten der Konsumenten vorinstalliert ist, kann als angebotene Dienstleistung hier Abhilfe schaffen und die Cloudlösung obsolet machen. Eine On-Device KI hat jedoch viele Herausforderungen zu bewältigen, z. B. eine beschränkte Stromzufuhr, Speicherkapazität und Rechenleistung, Lernanforderungen sowie die aufwändige und in Entwicklung befindliche Zurverfügungstellung dieser Technologie auf dem jeweiligen Modell.²² Auf absehbare Zeit ist eine Hybrid-Lösung aus On-Device und cloudbasierter KI ein realistisches Marktszenario.

3.4.6 KI-basierte Notfalldienste

Bei Notlagen, ausgelöst durch Naturkatastrophen wie Überschwemmungen, Erdbeben, Orkanen, Tsunamis, Vulkanausbrüchen, Waldbränden, usw. spielt verlässliche Telekommunikation eine gewichtige Rolle. Künftig kann hier KI-basiert das Risiko für Menschen an vielen Stellen dieses Katastrophenprozesses vermindert werden. Zum einen durch die (Früh-)Erkennung mittels Sensorik, zum zweiten durch die Analyse dieser Katastrophen durch Bilderkennung sowie zum dritten durch die Warnung von Personen, die sich im Gefahrengebiet aufhalten. Somit unterstützt die KI bei der Priorisierung und Umsetzung der Ein- oder Abschaltung verschiedener Dienste, bzw. optimaler Zurverfügungstellung der Basisdienste in Notfallsituationen.

3.4.7 KI-unterstütztes Kunden- und internes Prozessmanagement

Mithilfe von KI können konkrete Kundenanliegen bearbeitet und gelöst werden. Über sogenannte Chatbots werden Kundenanfragen in einem digitalen Erstkontakt aufgenommen und mithilfe trainierter KI-Systeme analysiert. Als nachfolgender Schritt wäre dann je nach Systemreife zum einen eine verbesserte Weiterleitung an einen Servicemitarbeiter möglich. Oder aber der Chatbot ist auf Basis der gegebenen Informationen eigenständig und automatisiert in der Lage, dem Kunden eine Auskunft bzw. einen Handlungsvorschlag zu übermitteln. Ziel der Chatbot-Systeme ist es, durch ein gezieltes Training mit historischen Kundenkontaktdaten eine menschenähnliche und barrierefreie Serviceerfahrung für den Kunden anzubieten.

²² Vgl. Samsung Research (2019).

Analog dieser Handlungsabfolge gibt es auch Chat- bzw. Informationssysteme, welche bei den internen Prozessen eines (hier Telekommunikations-)Unternehmens unterstützen können. So beispielsweise im internen Beschwerdemanagement oder bei Anfragen an die Personalabteilung. Diese werden mithilfe eines trainierten Systems klassifiziert und der richtige Bearbeiter für den Folgeprozess herausgesucht. Automatisierungs- und Entscheidungsgrad sind hierbei bedarfsgerecht umsetzbar.²³

3.4.8 KI-gestützte Anwendungen zur (Netz-)Sicherheit

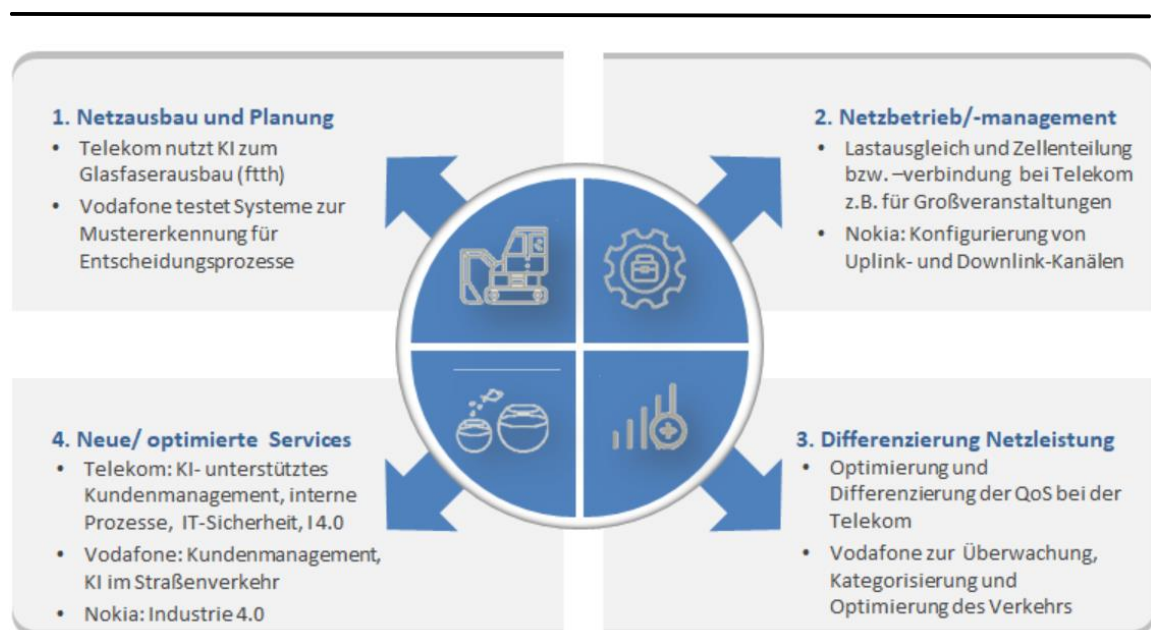
Mithilfe von KI-Systemen ist es möglich, Anomalien innerhalb des (Kern-)Netzes zu erkennen und somit einen präventiven Schutz vor Netzattacken sicherzustellen. Im Rahmen eines automatisierten, geprüften Entscheidungsprozesses werden Informationen zur Anomalie an den Anwendenden kommuniziert und Schutzmaßnahmen vorgeschlagen, über welche vom Anwendenden zu entscheiden ist.

²³ Vgl. Deutsche Telekom AG (2019).

4 Aktueller Stand der Implementierung in Deutschland

Die im Vorfeld dargelegten Use-Cases sind mögliche Anwendungsfelder auf globaler Ebene. Im Folgenden werden die Anwendungen vorgestellt, welche schon auf dem deutschen Telekommunikationsmarkt umgesetzt werden oder sich zumindest in der geplanten Umsetzung befinden (vgl. Abbildung 4-1).

Abbildung 4-1: Überblick über den aktuellen KI-Implementierungsstand in Deutschland



4.1 Netzplanung und Ausbau mittels KI

Bereits beim Glasfaserausbau verwendet die Telekom KI als Unterstützung. Mithilfe der künstlichen neuronalen Netze (KNN) wurden in der Gemeinde Bornheim bei Bonn Messdaten für eine Netzverlegung von über 300 km erfasst. Ein mit Kameras, Laser-scanner und GPS ausgestattetes Messfahrzeug ist in Bornheim die entsprechenden Straßen im Ausbaubereich abgefahren und konnte somit Daten zur Umgebung, Bebauung und Oberflächenbeschaffenheit sammeln. Die gesammelten Daten wurden anschließend von den Mitarbeitern der Telekom optimiert, sodass die gesamte Strukturplanung im nächsten Schritt in den Genehmigungsprozess der Kommune gegeben werden konnte.²⁴

Die Telekom arbeitet mit einem vom Fraunhofer IPM entwickelten System. Es wurde angelernt, Objekte und einhergehende Prämissen zu erkennen (z. B. Vorhandensein

²⁴ Vgl. Hofmann (2019).

eines Baumes -> darunter verläuft eine Wurzel) und darauf aufbauend die optimalen und kostengünstigsten Leitungswege im jeweiligen Ausbaugebiet zu identifizieren. Dabei werden mögliche Positionen für Verteilerkästen und durch Regulierungen in der Bebauung eingeschränkte Gebiete bestimmt und die durch das System erstellte Planung durch Mitarbeiter abschließend überprüft.

Künstliche Intelligenz, bzw. Machine Learning, kommt bei Vodafone auch in der Netzplanung und -technik zum Einsatz. Hierbei werden Muster auf Basis von Datenanalysen identifiziert, welche dann in den Entscheidungsprozess mit einfließen.

Nokia konnte bei der Planung des Beamformings von großen MIMO-Netzwerken bereits Optimierungen durch KI erzielen. Das Unternehmen gab an, dass es neuronale Netze im Hinblick auf den besten Zeitplan für einen offline und späteren Bedarf trainieren konnte. Die Vorhersage der Pläne gestaltete sich dadurch schneller und effizienter.

4.2 Netzbetrieb und -management mithilfe von KI

KI wird auch bei der Telekom bereits zum Lastausgleich und zur Zellenteilung bzw. -verbindung verwendet. Besonders im Zusammenhang mit Großveranstaltungen und lokal aufkommenden, hohen Verkehrsanforderungen bietet sich diese Unterstützung an, welche auf Datenanalyse und -modellierung basiert. Dabei entsteht ein zusätzliches Arbeitspaket: die adäquate Dokumentation, Verarbeitung und Aufbesserung der (historischen) Daten. So soll die Datenqualität verbessert werden und Datenlücken aufgespürt und automatisch korrigiert werden.

Nokia verwendet maschinelles Lernen als unterstützendes und automatisierendes System bei der Konfigurierung von Uplink- und Downlink-Kanälen.²⁵

4.3 KI-unterstützte Differenzierung der Netzleistung

Im Bereich der Verkehrsklassifizierung wendet die Telekom KI-Unterstützung an. Dies beinhaltet die Analyse von Qualitätsklassen, welche zur Optimierung und Differenzierung der QoS dient. Ziel war es, die Daten für eine weitere Verwendung zu kategorisieren.

Auch Vodafone testet zurzeit die KI-unterstützten Differenzierungsmöglichkeiten. Bisher beläuft sich dies dort auf Systeme, die den Verkehr überwachen und kategorisieren können und Optimierungsmöglichkeiten für die Performance der einzelnen Verkehrsarten bietet. Die Hierarchie der Verkehrsarten würde jedoch im Vorhinein bereits festgelegt. Solche KI-Anwendungen werden auch in Zukunft hier weiter an Bedeutung gewinnen.

²⁵ Vgl. Silver (2018).

4.4 Neue und optimierte Services mithilfe von KI

4.4.1 KI-unterstütztes Kundenmanagement

Mithilfe von KI können konkrete Kundenanliegen bearbeitet und gelöst werden. Die Telekom hat hierfür sog. virtuelle Assistenten wie Tinka, Sophie und Vanda eingeführt. Diese sind hauptsächlich als Chat-Dienste auf den jeweiligen Seiten der Telekom-Unternehmen implementiert. Ziel ist es, mithilfe der Chatprotokolle und mit Beratungsgesprächen zwischen Kundenberatern und Kunden die Systeme so zu verbessern, dass sie die Kommunikation zwischen Chat-Bot und Kunden so menschlich wie möglich machen.

Seit 2018 unterstützt Chatbot TOBi bei Vodafone den Kundenservice. Dabei setzt das Telekommunikationsunternehmen auf eine lern- und weiterentwicklungsfähige Technologie. Das Anwendungsfeld von TOBi beschränkt sich vorerst auf das Beantworten von Kundenanfragen. Dabei ordnet die Technologie die Anfragen der Kunden thematisch ein und leitet sie entsprechend an Mitarbeiter im Kundenservice weiter. Die Erfolgsquote beim Lösen von Kundenanliegen liegt hier bei über 20 %. Weiterentwickelt wird TOBi mit stetiger Dateneinspeisung durch erfahrene Kundendienstmitarbeiter, auch Sprachnachrichten kann das System mittlerweile erfassen und verarbeiten. Im nächsten Schritt ist das Auslesen von Rechnungen und Screenshots zu mobilen Zahlungsvorgängen geplant.²⁶

Mit KI-Unterstützung gestaltet sich der Kundenservice nicht nur flexibler und verlässlicher, sondern trägt auch zur Senkung der End-to-End-Prozesskosten bei.²⁷

4.4.2 KI-unterstütztes internes Prozessmanagement

Bei der Telekom wurde das KI-Programm eLIZA entwickelt, das alle im Unternehmen befindlichen KI-Lösungen verzahnt. Es soll perspektivisch die KI-Systeme in den weltweit verteilten Telekom-Unternehmen vernetzen und die gesammelten Daten optimieren, um diese in menschlicher Kommunikation mit Kunden nutzen.

4.4.3 Recruiting per Chatbot

Hub:raum, ein Start-up-Inkubator der Deutschen Telekom, setzt für das Personal-Recruiting einen digitalen Assistenten ein, den so genannten hub:bot. Dabei handelt es sich um einen Chatbot, welcher Bewerbern rund um die Uhr für Fragen zur Verfügung steht. Der Erfolg dieser Technologie ist jedoch von der Vorarbeit der Recruiter abhängig, welche für eine adäquate Digitalisierung der Daten die richtigen Fragen und Antworten für jeden Job assoziieren müssen.²⁸

²⁶ Vgl. Vogt (2019).

²⁷ Vgl. eco und Arthur d. Little (2019), S. 11.

²⁸ Vgl. Deutsche Telekom AG (2019).

4.4.4 IT-Sicherheit

Auch im Bereich IT-Sicherheit kommt KI bei der Telekom zum Einsatz. Die Absicherung wird immer häufiger für Smartphones und Tablets der Mitarbeiter relevant. Hier kommt Mobile Protect Pro zum Einsatz, welches das Netzwerk, sämtliche Applikationen und Parameter überwacht und unbekannte Anomalien identifizieren kann. Ziel ist somit, Unternehmensdaten und -geheimnisse bestmöglich zu schützen.

4.4.5 Künstliche Intelligenz im Straßenverkehr

Gemeinsam mit dem Technologiekonzern Continental arbeitet Vodafone an Systemen, die den Straßenverkehr sicherer machen sollen. Mithilfe von im Fahrzeug eingebauten Kameras, die netzwerkseitig mit einer dezentralen KI (Mobile Edge Computing) zusammenarbeiten, sollen Bewegungsmuster und Intentionen von sowohl Fußgängern als auch Fahrradfahrern analysiert werden. Damit soll Gefahrensituationen durch Auswertung von Daten in Echtzeit vorgebeugt werden. Dabei leistet die KI-basierte Technologie nicht nur die Datenauswertung, sondern schafft mithilfe von 5G auch eine schnelle Datenübertragung. Kleine 5G-Rechenzentren mit kurzen Zugriffszeiten in der Nähe der jeweiligen Mobilfunkmasten sorgen für eine Analyse nahezu in Echtzeit mit Hilfe künstlicher Intelligenz. Ist die gefährliche Situation identifiziert, werden sowohl das betroffene Fahrzeug als aber auch andere Verkehrsteilnehmer in der Nähe gewarnt.²⁹

4.4.6 Indoor Positioning

Im Bereich Indoor Positioning ist Nokia bereits mit eigenen Lösungen aktiv. Als Beispiel dafür, wie genau diese KI-gestützte Positionsfindung ist, wurden mittlere Positionierungsfehler von 0,9m, 1m und 1,3m angeführt, unter Verwendung von LTE-eNB-Hochfrequenzdaten von Zellen auf verschiedenen Etagen eines Einkaufszentrums in China. Dabei geht Nokia so vor, dass zunächst für mehrere Punkte in einem Raum die empfangenen Signalstärken von jeder Zelle gemessen werden. Die daraus entstandenen Karten werden zum Trainieren neuronaler Netze verwendet, um den Standort eines Geräts anhand der Stärke der Signale, die es von nahe gelegenen Zellen empfängt, vorherzusagen.³⁰

4.4.7 Neue Anwendungen für die Industrie

Bei der Telekom wird KI auch in Kollaboration mit Industriepartnern angewandt. In einem Praxisprojekt wird mithilfe von KI und der Rechenkapazität eines Quantencomputers ein System entwickelt, das dem Industriepartner bei einer hochkomplexen Mustererkennung und -zuordnung helfen soll. Ohne die KI und die enorme Rechenleistung des

²⁹ Vgl. Krzossa (2019).

³⁰ Vgl. Silver (2018).

Quantencomputers – wie heute noch der Regelfall – wäre diese Mustererkennung noch nicht möglich. Hiervon verspricht sich der Industriepartner eine erhebliche Prozessoptimierung und Einsparungspotenziale. Ziel für die Telekom ist das Ausloten, ob die dauerhafte Anwendung von Quantencomputern, welche vergleichsweise teuer in Unterhalt und Nutzung sind, lohnenswert ist.

4.4.8 KI-gestützte Anwendungen zur (Netz-)Sicherheit

Sich mithilfe von KI gegen digitale Attacken zu schützen, das erprobt die Telekom ebenfalls bereits. Das dortige System erkennt Anomalien innerhalb der Netze und meldet diese dem Entscheider. Außerdem liefert das System auch Vorschläge für weitere Schutzmaßnahmen. Über die Anwendung und das Ausmaß dieser Gegenmaßnahmen entscheidet bisher noch ein Mensch. Eine Vollautomatisierung wird hier zurzeit aufgrund ethischer und rechtlicher Probleme noch kritisch gesehen.

5 Regulatorische Fragestellungen

Da KI-basierte Anwendungen teilweise oder vollständig autonom Entscheidungen treffen können, ergeben sich besondere Herausforderungen bei der Sicherstellung der Einhaltung von regulatorischen Vorgaben. Sollte die Überprüfung in Echtzeit erfolgen müssen, ist es notwendig, dass das KI-System die Regeln inhärent überprüfen kann. Abbildung 5-1 zeigt eine Zusammenfassung der regulatorischen Fokusthemen, die im Folgenden erläutert werden.

Abbildung 5-1: Zusammenfassung der regulatorischen Fokusthemen



Insbesondere im Zusammenhang mit der Regulierung von Netzneutralität sind Diskriminierungspotenziale (Produkt- und Preisdifferenzierung) durch Anwendung von KI in der Telekommunikationsbranche näher zu betrachten. KI ermöglicht Optimierungen im laufenden Netzbetrieb. Diese dürfen jedoch innerhalb eines (Basis-)Dienstes nicht zu Differenzierungen bei der Datenübertragung und somit Diskriminierung führen. Dass die hierfür angewandten Verkehrsmanagementmaßnahmen transparent und nichtdiskriminierend sein müssen, geht bereits aus den Leitlinien von BEREC hervor.³¹

Etwas anders verhält es sich bei den Spezialdiensten, den specialized services. Bei diesen wäre eine Optimierung und Differenzierung durch KI voraussichtlich nicht untersagt.³² Welche Charakteristika solche Spezialdienste ausmachen und erfüllen müssen, ist jedoch noch genauer zu definieren.³³ Den nationalen Regulierungsbehörden ist zu

³¹ Vgl. hierzu auch BEREC (2016).

³² Vgl. ebenda.

³³ Vgl. BEREC (2018), S. 11 ff.

empfehlen, die Einführung von KI-Anwendungen hinsichtlich der Transparenz und der Ausgestaltung solcher Spezialdienste genau zu beobachten.³⁴

Ein weiterer Punkt, welcher im Hinblick auf die Regulierung zu beachten ist, ist die Transparenz. Die Transparenzproblematik der Verkehrsmanagementmaßnahmen betrifft neben Informationen über Qualität auch den Schutz von Daten, Privatsphäre und Auskunft über (das Zustandekommen der) die Netz- und Servicequalität.³⁵

Die oben erläuterte Diskriminierungs- und Transparenzproblematik bedeutet für die angewandten KI-Technologien, dass sie einen Abruf von hierfür relevanten Informationen jederzeit gewährleisten müssen, da sonst die Nachvollzieh- und Überprüfbarkeit für Regulierungsbehörden nicht gegeben ist. Ansonsten droht eine „Black Box“ ohne Kontrollmöglichkeiten von außen.

Die Anwendung von KI-basierten Technologien hat das Potenzial, den Netzausbau zu optimieren und (Netz-)Kosten zu verringern. Außerdem kann die Netzqualität erhöht werden, indem die Netzabdeckung kostenoptimiert ausgeweitet und Netzengpässe minimiert werden. Werden diese Vorteile von den Netzbetreibern an die Vorleistungsabnehmer weitergegeben, können davon auch MVNO (mobile virtual network operators) und Service Provider profitieren. Hierzu müssten jedoch die Vorleistungsangebote angepasst und KI-Anwendungen entsprechend berücksichtigt werden.

Da die Implementierung von Anwendungen mit künstlicher Intelligenz Fachkräfte, Wissen und (aufbereitete) Daten benötigen, hat KI das Potenzial, die Markteintrittshürden zu verstärken und durch den höheren Grad der Automatisierung kann es zu einer Akzentuierung der Skalenerträge kommen. Hier wären größere Netzbetreiber gegenüber kleineren und potenziellen neuen Anbietern im Vorteil. Für die Regulierung ist wichtig zu beachten, dass diese Entwicklung eine Marktverschiebung zugunsten großer Netzbetreiber zur Folge haben könnte.

Ähnlich sieht die Situation im Bereich Netzbetrieb und -management aus. Für Mobilfunk- und Festnetzbetreiber können sich geringere Netzkosten, weniger Netzengpässe sowie signifikante Verbesserungen im Mobilfunk ergeben. Je nach Gestaltung der Vorleistungsangebote können auch MVNO/Service Provider hiervon profitieren. Grundsätzlich ergibt sich für diese Marktteilnehmer jedoch weniger Transparenz hinsichtlich der eingekauften Vorleistung.

Ein wesentlicher Engpass und Kostentreiber in Mobilfunknetzen sind die Frequenzen. Durch den Einsatz von KI können die Frequenzen effizienter eingesetzt werden. Dies führt tendenziell zu geringeren Kosten bzw. ermöglicht bessere Endkundenleistungen mit höheren Bandbreiten bzw. Datenmengen.

³⁴ Vgl. BEREC (2019), S. 30.

³⁵ Vgl. BEREC (2016), Art. 4, S. 35 ff.

Mit KI-unterstützten Differenzierungen der Netzleistung wird die Implementierung innovativer Quality-of-Service-Mechanismen möglich. Eine autonome QoS-Steuerung ermöglicht den Netzbetreibern eine optimierte Zuteilung der Netzkapazitäten nach Qualitätsklassen. Auf Seiten der Vorleistungsnachfrager führt dies aber aufgrund der Komplexität und Intransparenz von KI-Anwendungen dazu, dass diese die eingekaufte Vorleistung nicht vollends nachvollziehen können.

Die ermöglichte Produktdifferenzierung kann tendenziell zu einer Erhöhung der Produzentenrente auf Kosten der Konsumentenrente führen.³⁶ Dies kann zu Lasten des Verbrauchers gehen, bedeutet jedoch gleichzeitig eine Individualisierung der Angebote und wohlmögliche positive Mengeneffekte. Es kann auch zu Verschiebungen zwischen den Anbietern kommen, wenn diese nicht die gleichen Möglichkeiten haben, QoS-Funktionalitäten mit KI umzusetzen. Gründe für unterschiedliche Voraussetzungen zur Einführung von KI-Unterstützung sind insbesondere Unterschiede bei der Datenverfügbarkeit, dem Know-how sowie bei den realisierten Skalenerträgen.

Künstliche Intelligenz ermöglicht Netzbetreibern neue und optimierte Dienste. Hierzu zählen zum Beispiel neue Geschäftskundendienste für die Industrie, neue Mobilitätsdienste, optimierte Geschäftskundenprodukte oder KI-gestützte Endkundendienste. Bei diesen neuen Diensten ist zu klären, ob die regulatorischen Bedingungen zu Datenschutz, -integrität und -sicherheit erfüllt werden.

Ein Sonderthema ist die Implementierung von Notruffunktionalitäten mit KI (siehe Abschnitt 3.4.6). Auch bei diesen KI-Anwendungen sollten die Regulierungsbehörden die weitere Entwicklung beobachten, um gegebenenfalls tätig zu werden.

³⁶ Vgl. bspw. Hessler (2015), S. 377.

6 Schlussfolgerungen und Ausblick

Die Ergebnisse der Untersuchung zeigen, dass es bereits heute viele potenzielle Anwendungsfelder für KI im Telekommunikationssektor gibt. Auf dem deutschen Telekommunikationsmarkt sind jedoch bisher erst einige ausgewählte Machine Learning/KI-Anwendungen tatsächlich im Einsatz.

Dies liegt vor allem am hohen Bedarf an Fachkräften, Know-how und aufbereiteten Daten sowie stellenweise Unklarheit über den Nutzen dieser Anwendungen. Auch aktuell bestehende Arbeitsauslastung, beispielsweise durch den Aufbau von 5G-Netzen und -Diensten, hindert die deutschen TK-Anbieter an einer vollumfänglichen Beschäftigung mit KI. Ein weiteres Hindernis hierbei ist auch das Mindset vieler Mitarbeiter, die Künstlicher Intelligenz noch mit großer Skepsis begegnen. Bisher sind die erforderliche Zusammenarbeit zwischen KI-Entwicklern, Netzausrüstern und Netzbetreibern sowie gegebenenfalls die notwendigen Plattformen oder sogar Ökosysteme nicht (ausreichend) etabliert. Entwickelte KI-Lösungen lassen sich teilweise nur schwer integrieren und sind wenig bedarfsgerecht. Als mögliche Lösung für die derzeitige Situation besteht am Markt der Wunsch nach Standardisierung bzw. Fertiglösungen, z. B. in Form von integrierten Bestandteilen, die von den Ausrüstern geliefert werden.

Die Haupttreiber von KI im Netzsektor sind vorwiegend Ressourceneffizienz und (langfristig) Kosteneinsparungen. Potenziale in der Energieeinsparung ergeben sich vor allem durch KI-gesteuertes Energiemanagement und durch Ausrichtung der Netzkapazitäten an Verkehrsvorhersagen mithilfe historischer Daten. Besonders im Hinblick auf 5G ist die Kosteneinsparung signifikant, da hier mit einer Erhöhung des Stromverbrauchs gerechnet wird. KI kann mittels Optimierung der Netzressourcen und des Netzmonitorings künftig einen wichtigen Beitrag leisten, die gesetzlichen Emissionsgrenzen und zulässigen Abstrahlungsleistungen von Netzantennen einzuhalten. Im Bereich QoS und Network Slicing bietet KI Möglichkeiten zur Dienstedifferenzierung und somit die potenzielle Aussicht, die Produzentenrente zu steigern sowie die Netze kosten- und leistungseffizienter betreiben zu können.

Heutiger Haupteinsatzbereich für ML/KI bei den Telekommunikationsunternehmen ist vor allem der Kundenservice. Aber auch bei der Planung und Optimierung von bestehender Netzinfrastruktur kommt KI bereits zum Einsatz. KI-Anwendungen können aus der Fülle an verfügbaren und teils historischen Daten neue Erkenntnisse generieren und zeiteffizient bessere Entscheidungen treffen. Die Differenzierung der Netzleistung mithilfe von KI befindet sich im deutschen Telekommunikationsmarkt in den Anfängen.

Es ist absehbar, dass die Möglichkeit, durch KI neue Services anzubieten und neue Märkte zu erschließen, im Telekommunikationssektor zunehmend genutzt werden wird, insbesondere in Verbindung mit 5G-Netzen. Mit neuen erschließbaren Diensten gehen auch erhöhte Anforderungen an das Netz einher. Kunden können zudem künftig stärker unterschieden werden und der Service entsprechend der Umsatzrelevanz des Kunden priorisiert werden.

Nicht in dieser Studie gesondert behandelte Aspekte sind KI in Zusammenhang mit Clouddiensten und Plattformen, die jedoch in der Zukunft aus Sicht der Autoren deutlich an Relevanz gewinnen: Cloud-Dienste zählen zu den wichtigsten Wachstumstreibern der ITK-Branche und darüber hinaus. Die Einführung von Diensten mit KI und Big Data-Anwendungen wird das Cloud-Geschäft noch stärker vorantreiben. Auch die Aspekte rund um 5G und KI bedürfen weiterer Untersuchungen entlang des Standardisierungsprozesses und der Implementierung von 5G in den kommenden Jahren.

Mit steigender Intransparenz der angewandten KI-Systeme und Bedarf an mehr Nutzerdaten steigt auch das Missbrauchs- und Diskriminierungsrisiko. Problematisch könnten zudem die potenziellen Marktkonzentrationstendenzen aufgrund steigender Skalenerträge werden. KI führt zu einer Verschiebung der kritischen Erfolgsfaktoren hin zu Datenverfügbarkeit und -analyse, was zu Disruptionen führen könnte. Zukünftig wird hierdurch eine Regulierung der KI-Systeme notwendig sein, was beispielsweise in Form eines ausgearbeiteten Konzeptes mit Prüfkriterien und Mechanismen erfolgen kann.

Literatur

- Armbruster, Alexander (2017): Computer bringt sich selbst Go bei – und wird Weltklasse, Frankfurter Allgemeine Zeitung Online (FAZ.net) vom 15.07.2017; <https://www.faz.net/aktuell/wirtschaft/kuenstliche-intelligenz/computer-bringt-sich-selbst-go-bei-und-wird-weltklasse-15253783.html>
- BEREC (2016): BEREC-Leitlinien zur Umsetzung der europäischen Netzneutralitätsregeln durch die nationalen Regulierungsbehörden, BoR (16) 127, August 2016
- BEREC (2018): BEREC Opinion for the evaluation of the application of Regulation (EU) 2015/2120 and the BEREC Net Neutrality Guidelines, BoR (18) 244, 6.12.2018
- BEREC (2019): Draft BEREC Guidelines on the Implementation of the Open Internet Regulation, BoR (19)179, Oktober 2019
- Bitkom e.V. (2017): Künstliche Intelligenz verstehen als Automation des Entscheidens - Leitfa-den, Berlin 2017
- Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018): Big Data trifft auf künstliche Intelligenz: Herausforderungen und Implikationen für Aufsicht und Regulierung von Finanzdienstlei-stungen, Bonn, Juni 2018
- Bundesregierung (2018): Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung, Berlin, Novem-ber 2018
- Burchardt, Aljoscha (2018): Begriffsklärung Künstliche Intelligenz, Vortrag im Rahmen der Klau-surtagung Enquete-Kommission des Deutschen Bundestages „Künstliche Intelligenz – Gesellschaftliche Verantwortung und wirtschaftliche, soziale und ökologische Potenzia-le“ am 15.10.2018 in Berlin
- Deutsche Telekom AG (2019): Maschinen werden immer intelligenter – mit Hilfe des Menschen, <https://www.telekom.com/de/konzern/digitale-verantwortung/digitale-verantwortung-kuenstliche-intelligenz/kuenstliche-intelligenz/artikel-mit-telekom-bezug-490598>. Zuletzt abgerufen am 09.09.2019
- eco – Verband der Internetwirtschaft e.V. und Arthur d. Little (2019): Künstliche Intelligenz: Po-tenzial und nachhaltige Veränderung der Wirtschaft in Deutschland, Köln und Frankfurt 2019
- Ehab ALI, Mahamod ISMAIL, Rosdiadee NORDIN und Nor Fadzilah ABDULAH (2017): Beam-forming techniques for massive MIMO systems in 5G: overview, classification, and trends for future research, S. 760, in: Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 18(6), S. 753-772, <https://link.springer.com/article/10.1631/FITEE.1601817>
- Ericsson AB (2019): Employing AI techniques to enhance returns on 5G network investments, <https://www.ericsson.com/49b63f/assets/local/networks/offerings/machine-learning-and-ai-aw-screen.pdf>, zuletzt abgerufen am 6.9.2019
- Fischer, Stephanie und Christian Winkler (2019): Machine Learning – Grundlagen und Definition, <https://morethandigital.info/machine-learning-grundlagen-und-definition-fuer-anfaenger-und-manager-erklaert/>, zuletzt abgerufen am 5.12.2019
- Fraunhofer-Gesellschaft (2018): Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, For-schung und Anwendung, München 2018

- Grudin, Jonathan (2009): AI and HCI: Two Fields Divided by a Common Focus, in: AI Magazine, 30(4), 48 <https://doi.org/10.1609/aimag.v30i4.2271>, zuletzt abgerufen am 5.12.2019
- Hessler, Markus (2015): Regulieren oder Nichtregulieren; das ist hier die Frage: Wettbewerbs-ökonomische Analyse des Telekommunikationsmarktes unter besonderer Beachtung der aktuellen Entwicklung der Zugangsnetze in Deutschland, Dissertation an der Helmut-Schmidt-Universität Hamburg, Hamburg 2015
- Hofmann, André (2019): Glasfaserausbau mit künstlicher Intelligenz, Blog.Telekom vom 6.8.2018, <https://www.telekom.com/de/blog/netz/artikel/glasfaserausbau-kuenstliche-intelligenz-577688>, zuletzt abgerufen am 5.12.2019
- ITU (2019): Machine learning in 5G and future networks: use cases and basic requirements, Input Document of Focus Group on Machine Learning for Future Networks including 5G, Shenzhen März 2019
- Krzossa, Tobias (2019): Continental & Vodafone: Erfolgreiche Kooperation für sicheren Straßenverkehr, Veröffentlicht am 21.02.2019. <https://www.vodafone.de/newsroom/digitales-leben/continental-vodafone-erfolgreiche-kooperation-fuer-sicheren-strassenverkehr/>, zuletzt abgerufen am 9.9.2019
- Lundborg, Martin und Märkel, Christian (2019): Künstliche Intelligenz im Mittelstand – Relevanz, Anwendungen, Transfer, Erhebung der Mittelstand-Digital Begleitforschung am WIK für das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, Bad Honnef 2019
- Märkel, Christian (2019): Künstliche Intelligenz im Mittelstand - Ein entscheidender Faktor für die deutsche Wettbewerbsfähigkeit, Beitrag im WIK-Newsletter Ausgabe 116, S. 3-4, Bad Honnef 2019
- PAiCE (2018): Potenziale der Künstlichen Intelligenz im produzierenden Gewerbe in Deutschland, Berlin 2018
- Russell, Stuart J. und Peter Norvig (1995): Artificial intelligence. A modern approach, Upper Saddle River: Prentice Hall, Englewood Cliffs 1995
- Samsung Research (2019): Artificial Intelligence, <https://research.samsung.com/artificial-intelligence>, zuletzt abgerufen am 6.9.2019
- Silver, Andrew (2018): 3 ways Nokia is using machine learning in 5G Networks, IEEE Spectrum vom 25.6.2018, <https://spectrum.ieee.org/tech-talk/telecom/wireless/3-ways-nokia-is-using-machine-learning-in-5g-networks>, zuletzt abgerufen am 5.12.2019
- Vogt, Tanja (2019): Vom i-Dötzchen zum Musterschüler – ein Bot wird flügge. Veröffentlicht am 25.4.2019, <https://www.vodafone.de/newsroom/unternehmen/vom-i-doetzchen-zum-musterschueler-ein-bot-wird-fluegge/>, zuletzt abgerufen am 10.9.2019

Als "Diskussionsbeiträge" des Wissenschaftlichen Instituts für Infrastruktur und Kommunikationsdienste sind zuletzt erschienen:

- Nr. 375: Gernot Müller, Martin Zauner:
Einzelwagenverkehr als Kernelement eisenbahnbezogener Güterverkehrskonzepte?, Dezember 2012
- Nr. 376: Christin-Isabel Gries, Imme Philbeck:
Marktentwicklungen im Bereich Content Delivery Networks, April 2013
- Nr. 377: Alessandro Monti, Ralf Schäfer, Stefano Lucidi, Ulrich Stumpf:
Kundenbindungsansätze im deutschen TK-Markt im Lichte der Regulierung, Februar 2013
- Nr. 378: Tseveen Gantumur:
Empirische Erkenntnisse zur Breitbandförderung in Deutschland, Juni 2013
- Nr. 379: Marcus Stronzik:
Investitions- und Innovationsanreize: Ein Vergleich zwischen Revenue Cap und Yardstick Competition, September 2013
- Nr. 380: Dragan Ilic, Stephan Jay, Thomas Plückebaum, Peter Stamm:
Migrationsoptionen für Breitbandkabelnetze und ihr Investitionsbedarf, August 2013
- Nr. 381: Matthias Wissner:
Regulierungsbedürftigkeit des Fernwärmesektors, Oktober 2013
- Nr. 382: Christian M. Bender, Alex Kalevi Dieke, Petra Junk, Sonja Thiele:
Netzzugang im Briefmarkt, Oktober 2013
- Nr. 383: Andrea Liebe, Christine Müller:
Energiegenossenschaften im Zeichen der Energiewende, Januar 2014
- Nr. 384: Christan M. Bender, Marcus Stronzik:
Verfahren zur Ermittlung des sektoralen Produktivitätsfortschritts - Internationale Erfahrungen und Implikationen für den deutschen Eisenbahninfrastruktursektor, März 2014
- Nr. 385: Franz Büllingen, Annette Hillebrand, Peter Stamm:
Die Marktentwicklung für Cloud-Dienste - mögliche Anforderungen an die Netzinfrastruktur, April 2014
- Nr. 386: Marcus Stronzik, Matthias Wissner:
Smart Metering Gas, März 2014
- Nr. 387: René Arnold, Sebastian Tenbrock:
Bestimmungsgründe der FTTP-Nachfrage, August 2014
- Nr. 388: Lorenz Nett, Stephan Jay:
Entwicklung dynamischer Marktszenarien und Wettbewerbskonstellationen zwischen Glasfasernetzen, Kupfernetzen und Kabelnetzen in Deutschland, September 2014
- Nr. 389: Stephan Schmitt:
Energieeffizienz und Netzregulierung, November 2014
- Nr. 390: Stephan Jay, Thomas Plückebaum:
Kostensenkungspotenziale für Glasfaseranschlussnetze durch Mitverlegung mit Stromnetzen, September 2014
- Nr. 391: Peter Stamm, Franz Büllingen:
Stellenwert und Marktperspektiven öffentlicher sowie privater Funknetze im Kontext steigender Nachfrage nach nomadischer und mobiler hochbitratiger Datenübertragung, Oktober 2014
- Nr. 392: Dieter Elixmann, J. Scott Marcus, Thomas Plückebaum:
IP-Netzzusammenschaltung bei NGN-basierten Sprachdiensten und die Migration zu All-IP: Ein internationaler Vergleich, November 2014
- Nr. 393: Stefano Lucidi, Ulrich Stumpf:
Implikationen der Internationalisierung von Telekommunikationsnetzen und Diensten für die Nummernverwaltung, Dezember 2014
- Nr. 394: Rolf Schwab:
Stand und Perspektiven von LTE in Deutschland, Dezember 2014

- Nr. 395: Christian M. Bender, Alex Kalevi Dieke, Petra Junk, Antonia Niederprüm:
Produktive Effizienz von Postdienstleistern, November 2014
- Nr. 396: Petra Junk, Sonja Thiele:
Methoden für Verbraucherbefragungen zur Ermittlung des Bedarfs nach Post-Universaldienst, Dezember 2014
- Nr. 397: Stephan Schmitt, Matthias Wissner:
Analyse des Preissetzungsverhaltens der Netzbetreiber im Zähl- und Messwesen, März 2015
- Nr. 398: Annette Hillebrand, Martin Zauner:
Qualitätsindikatoren im Brief- und Paketmarkt, Mai 2015
- Nr. 399: Stephan Schmitt, Marcus Stronzik:
Die Rolle des generellen X-Faktors in verschiedenen Regulierungsregimen, Juli 2015
- Nr. 400: Franz Büllingen, Solveig Börnsen:
Marktorganisation und Marktrealität von Machine-to-Machine-Kommunikation mit Blick auf Industrie 4.0 und die Vergabe von IPv6-Nummern, August 2015
- Nr. 401: Lorenz Nett, Stefano Lucidi, Ulrich Stumpf:
Ein Benchmark neuer Ansätze für eine innovative Ausgestaltung von Frequenzgebühren und Implikationen für Deutschland, November 2015
- Nr. 402: Christian M. Bender, Alex Kalevi Dieke, Petra Junk:
Zur Marktabgrenzung bei Kurier-, Paket- und Expressdiensten, November 2015
- Nr. 403: J. Scott Marcus, Christin Gries, Christian Wernick, Imme Philbeck:
Entwicklungen im internationalen Mobile Roaming unter besonderer Berücksichtigung struktureller Lösungen, Januar 2016
- Nr. 404: Karl-Heinz Neumann, Stephan Schmitt, Rolf Schwab unter Mitarbeit von Marcus Stronzik:
Die Bedeutung von TAL-Preisen für den Aufbau von NGA, März 2016
- Nr. 405: Caroline Held, Gabriele Kulenkampff, Thomas Plückebaum:
Entgelte für den Netzzugang zu staatlich geförderter Breitband-Infrastruktur, März 2016
- Nr. 406: Stephan Schmitt, Matthias Wissner:
Kapazitätsmechanismen – Internationale Erfahrungen, April 2016
- Nr. 407: Annette Hillebrand, Petra Junk:
Paketshops im Wettbewerb, April 2016
- Nr. 408: Tseveen Gantumur, Iris Henseler-Unger, Karl-Heinz Neumann:
Wohlfahrtsökonomische Effekte einer Pure LRIC - Regulierung von Terminierungsentgelten, Mai 2016
- Nr. 409: René Arnold, Christian Hildebrandt, Martin Waldburger:
Der Markt für Over-The-Top Dienste in Deutschland, Juni 2016
- Nr. 410: Christian Hildebrandt, Lorenz Nett:
Die Marktanalyse im Kontext von mehrseitigen Online-Plattformen, Juni 2016
- Nr. 411: Tseveen Gantumur, Ulrich Stumpf:
NGA-Infrastrukturen, Märkte und Regulierungsregime in ausgewählten Ländern, Juni 2016
- Nr. 412: Alex Dieke, Antonia Niederprüm, Sonja Thiele:
UPU-Endvergütungen und internationaler E-Commerce, September 2016 (in deutscher und englischer Sprache verfügbar)
- Nr. 413: Sebastian Tenbrock, René Arnold:
Die Bedeutung von Telekommunikation in intelligent vernetzten PKW, Oktober 2016
- Nr. 414: Christian Hildebrandt, René Arnold:
Big Data und OTT-Geschäftsmodelle sowie daraus resultierende Wettbewerbsprobleme und Herausforderungen bei Datenschutz und Verbraucherschutz, November 2016
- Nr. 415: J. Scott Marcus, Christian Wernick:
Ansätze zur Messung der Performance im Best-Effort-Internet, November 2016

- Nr. 416: Lorenz Nett, Christian Hildebrandt:
Marktabgrenzung und Marktmacht bei OTT-0 und OTT-1-Diensten, Eine Projektskizze am Beispiel von Instant-Messenger-Diensten, Januar 2017
- Nr. 417: Peter Kroon:
Maßnahmen zur Verhinderung von Preis-Kosten-Scheren für NGA-basierte Dienste, Juni 2017
- Nr. 419: Stefano Lucidi:
Analyse marktstruktureller Kriterien und Diskussion regulatorischer Handlungsoptionen bei engen Oligopolen, April 2017
- Nr. 420: J. Scott Marcus, Christian Wernick, Tseveen Gantumur, Christin Gries:
Ökonomische Chancen und Risiken einer weitreichenden Harmonisierung und Zentralisierung der TK-Regulierung in Europa, Juni 2017
- Nr. 421: Lorenz Nett:
Incentive Auctions als ein neues Instrument des Frequenzmanagements, Juli 2017
- Nr. 422: Christin Gries, Christian Wernick:
Bedeutung der embedded SIM (eSIM) für Wettbewerb und Verbraucher im Mobilfunkmarkt, August 2017
- Nr. 423: Fabian Queder, Nicole Angenendt, Christian Wernick:
Bedeutung und Entwicklungsperspektiven von öffentlichen WLAN-Netzen in Deutschland, Dezember 2017
- Nr. 424: Stefano Lucidi, Bernd Sörries, Sonja Thiele:
Wirksamkeit sektorspezifischer Verbraucherschutzregelungen in Deutschland, Januar 2018
- Nr. 425: Bernd Sörries, Lorenz Nett:
Frequenzpolitische Herausforderungen durch das Internet der Dinge - künftiger Frequenzbedarf durch M2M-Kommunikation und frequenzpolitische Handlungsempfehlungen, März 2018
- Nr. 426: Saskja Schäfer, Gabriele Kulenkampff, Thomas Plückebaum unter Mitarbeit von Stephan Schmitt:
Zugang zu gebäudeinterner Infrastruktur und adäquate Bepreisung, April 2018
- Nr. 427: Christian Hildebrandt, René Arnold:
Marktbeobachtung in der digitalen Wirtschaft – Ein Modell zur Analyse von Online-Plattformen, Mai 2018
- Nr. 428: Christin Gries, Christian Wernick:
Treiber und Hemmnisse für kommerziell verhandelten Zugang zu alternativen FTTB/H-Netzinfrastrukturen, Juli 2018
- Nr. 429: Serpil Taş, René Arnold:
Breitbandinfrastrukturen und die künftige Nutzung von audiovisuellen Inhalten in Deutschland: Herausforderungen für Kapazitätsmanagement und Netzneutralität, August 2018
- Nr. 430: Sebastian Tenbrock, Sonia Strube Martins, Christian Wernick, Fabian Queder, Iris Henseler-Unger:
Co-Invest Modelle zum Aufbau von neuen FTTB/H-Netzinfrastrukturen, August 2018
- Nr. 431: Johanna Bott, Christian Hildebrandt, René Arnold:
Die Nutzung von Daten durch OTT-Dienste zur Abschöpfung von Aufmerksamkeit und Zahlungsbereitschaft: Implikationen für Daten- und Verbraucherschutz, Oktober 2018
- Nr. 432: Petra Junk, Antonia Niederprüm:
Warenversand im Briefnetz, Oktober 2018
- Nr. 433: Christian M. Bender, Annette Hildebrandt:
Auswirkungen der Digitalisierung auf die Zustelloogistik, Oktober 2018
- Nr. 434: Antonia Niederprüm:
Hybridpost in Deutschland, Oktober 2018
- Nr. 436: Petra Junk:
Digitalisierung und Briefsubstitution: Erfahrungen in Europa und Schlussfolgerungen für Deutschland, Oktober 2018

- Nr. 437: Peter Kroon, René Arnold:
Die Bedeutung von Interoperabilität in der digitalen Welt – Neue Herausforderungen in der interpersonellen Kommunikation, Dezember 2018
- Nr. 438: Stefano Lucidi, Bernd Sörries:
Auswirkung von Bündelprodukten auf den Wettbewerb, März 2019
- Nr. 439: Christian M. Bender, Sonja Thiele:
Der deutsche Postmarkt als Infrastruktur für europäischen E-Commerce, April 2019
- Nr. 440: Serpil Taş, René Arnold:
Auswirkungen von OTT-1-Diensten auf das Kommunikationsverhalten – Eine nachfrageseitige Betrachtung, Juni 2019
- Nr. 441: Serpil Taş, Christian Hildebrandt, René Arnold:
Sprachassistenten in Deutschland, Juni 2019
- Nr. 442: Fabian Queder, Marcus Stronzik, Christian Wernick:
Auswirkungen des Infrastrukturwettbewerbs durch HFC-Netze auf Investitionen in FTTP-Infrastrukturen in Europa, Juni 2019
- Nr. 443: Lorenz Nett, Bernd Sörries:
Infrastruktur-Sharing und 5G: Anforderungen an Regulierung, neue wettbewerbliche Konstellationen, Juli 2019
- Nr. 444: Pirmin Puhl, Martin Lundborg:
Breitbandzugang über Satellit in Deutschland – Stand der Marktentwicklung und Entwicklungsperspektiven, Juli 2019
- Nr. 445: Bernd Sörries, Marcus Stronzik, Sebastian Tenbrock, Christian Wernick, Matthias Wissner:
Die ökonomische Relevanz und Entwicklungsperspektiven von Blockchain: Analysen für den Telekommunikations- und Energiemarkt, August 2019
- Nr. 446: Petra Junk, Julia Wielgosch:
City-Logistik für den Paketmarkt, August 2019
- Nr. 447: Marcus Stronzik, Matthias Wissner:
Entwicklung des Effizienzvergleichs in Richtung Smart Grids, September 2019
- Nr. 448: Christian M. Bender, Antonia Niederprüm:
Berichts- und Anzeigepflichten der Unternehmen und mögliche Weiterentwicklungen der zugrundeliegenden Rechtsnormen im Postbereich, September 2019
- Nr. 449: Ahmed Elbanna unter Mitwirkung von Fabian Eltges:
5G Status Studie: Herausforderungen, Standardisierung, Netzarchitektur und geplante Netzentwicklung, Oktober 2019
- Nr. 450: Stefano Lucidi, Bernd Sörries:
Internationale Vergleichsstudie bezüglich der Anwendung und Umsetzung des Nachbildbarkeitsansatzes, Dezember 2019
- Nr. 451: Matthias Franken, Matthias Wissner, Bernd Sörries:
Entwicklung der funkbasierten Digitalisierung in der Industrie, Energiewirtschaft und Landwirtschaft und spezifische Frequenzbedarfe, Dezember 2019
- Nr. 452: Bernd Sörries, Lorenz Nett:
Frequenzmanagement: Lokale/regionale Anwendungsfälle bei 5G für bundesweite Mobilfunknetzbetreiber sowie für regionale und lokale Betreiber unter besonderer Betrachtung der europäischen Länder sowie von China, Südkorea und den Vereinigten Staaten von Amerika, Dezember 2019
- Nr. 453: Martin Lundborg, Christian Märkel, Lisa Schrade-Grytsenko, Peter Stamm:
Künstliche Intelligenz im Telekommunikationssektor – Bedeutung, Entwicklungsperspektiven und regulatorische Implikationen, Dezember 2019

ISSN 1865-8997