

DAS ÖFIT-TRENDSONAR KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

Christian Welzel, Dorian Grosch



DANKSAGUNG

Wir danken allen Expertinnen und Experten, die mit ihrem Fachwissen zu diesem Trendsonar beigetragen haben, insbesondere für die zielführenden und konstruktiven Diskussionen und die vielen wertvollen Einschätzungen und Beiträge. Namentlich bedanken möchten wir uns bei Dr. Horst Friedrich, Dr. Klaus-Peter Eckert, Dr. Jens Kohlmorgen, Alexandru Todor sowie Markus Wenzel.

DAS TRENDSONAR INTERAKTIV

Eine interaktive Version des Trendsonars steht Ihnen online zur Verfügung und erlaubt den direkten Vergleich der einzelnen Technologietrends.

Das interaktive Trendsonar finden Sie unter:
www.oeffentliche-it.de/trendsonar

Dort finden Sie auch das Trendsonar zu aktuellen Technologietrends aus dem Bereich der IT-Sicherheit.

IMPRESSUM

Autoren:

Christian Welzel, Dorian Grosch

Gestaltung:

Jan Dennis Gumz, Reiko Kammer

Herausgeber:

Kompetenzzentrum Öffentliche IT
Fraunhofer-Institut für Offene Kommunikationssysteme FOKUS
Kaiserin-Augusta-Allee 31, 10589 Berlin
Telefon: +49-30-3463-7173
Telefax: +49-30-3463-99-7173
info@oeffentliche-it.de
www.oeffentliche-it.de
www.fokus.fraunhofer.de

ISBN: 978-3-9818892-4-6

1. Auflage April 2018

Dieses Werk steht unter einer Creative Commons Namensnennung 3.0 Deutschland (CC BY 3.0) Lizenz. Es ist erlaubt, das Werk bzw. den Inhalt zu vervielfältigen, zu verbreiten und öffentlich zugänglich zu machen, Abwandlungen und Bearbeitungen des Werkes bzw. Inhaltes anzufertigen sowie das Werk kommerziell zu nutzen. Bedingung für die Nutzung ist die Angabe der Namen der Autoren sowie des Herausgebers.

Bildnachweise:

Kunst von Algorithmen basierend auf: Box Fitting Image, j.tarbell, May, 2004, Albuquerque, New Mexico, complexification.net

<http://www.complexification.net/gallery/machines/boxFittingImg/>

WIR KÖNNEN NUR EINE KURZE DISTANZ IN DIE
ZUKUNFT BLICKEN, ABER DORT KÖNNEN WIR
EINE MENGE SEHEN, WAS GETAN WERDEN MUSS.

ALAN TURING

INHALTSVERZEICHNIS

1.	Künstliche Intelligenz – zwischen Hype und Zukunftstechnologie	4
2.	Das Trendsonar im Überblick	5
3.	Das Trendsonar im Detail	8
	Lernmethoden	10
	Technologien & Algorithmen	15
	Systeme & Architekturen	24
4.	Gesellschaftliche Akzeptanz	31
5.	Handlungsempfehlungen	34
	Anhang A: Methodische Anmerkungen	35
	Anhang B: Quellenverzeichnis	37

1. KÜNSTLICHE INTELLIGENZ – ZWISCHEN HYPE UND ZUKUNFTSTECHNOLOGIE

Kaum eine Entwicklung innerhalb der Digitalisierung bietet so viel Stoff für Utopien und Dystopien wie die Künstliche Intelligenz (KI). Mal übernehmen Roboter die Macht über die Menschheit, mal wird mit KI ein Heilmittel gegen Krankheiten entwickelt. Doch schon der Begriff Künstliche Intelligenz ist schwierig, da bereits eine allgemeingültige Definition des Begriffes Intelligenz fehlt. Entstanden ist der Begriff der Künstlichen Intelligenz 1956 in den USA. Im Rahmen eines Sommerseminars wurden am Dartmouth College unterschiedliche Programme vorgestellt, die komplexe Aufgaben ausführten, wie beispielsweise eine Partie Schach oder Dame zu spielen.

Heute ist Künstliche Intelligenz eher ein Sammelbegriff als eine konkrete Technologie oder Disziplin. In der Literatur wird dabei häufig zwischen schwacher KI (Lösung eines konkreten Problems, einer konkreten Fragestellung) und starker KI (Abbildung menschlicher Intelligenz) unterschieden. Aktuelle KI-Lösungen fokussieren auf eine definierte Aufgabe und sind damit der schwachen KI zuzuordnen. Die Entwicklung einer starken KI, die tatsächlich menschliches Bewusstsein und Denken vollständig emuliert, ist derzeit weder realistisch noch absehbar und daher außerhalb der Betrachtung dieses Trendsonars.

Mit Verfahren der schwachen KI werden Abläufe automatisiert oder Entscheidungsgrundlagen geschaffen. Dabei können beachtliche Erfolge erzielt werden. KI-Technologien können schneller als ein Mensch große Datenmengen nach Informationen durchsuchen oder Muster erkennen. Darüber hinaus werden Methoden und Technologien der KI in vielen Bereichen eingesetzt, etwa bei der Sprach- und Bilderkennung oder der Vorhersage von Ereignissen, wie beim Predictive Policing¹ oder bei Börsenkursen. Die Entwicklung der KI war lange Zeit Gegenstand universitärer Forschung. Heute wird die Entwicklung auch aus kommerziellem Interesse vorangetrieben, was die Forschungsetats großer IT-Konzerne und die stark zunehmende Anzahl digitaler Assistenten wie Siri, Google Now oder Alexa zeigen. Die Fortschritte in der KI-Forschung sind im Wesentlichen auf drei Ursachen zurückzuführen:

- **Verfügbarkeit umfangreicher Trainingsdaten:** Die Zunahme datenbasierter Geschäftsmodelle und die nahezu unbeschränkte Verfügbarkeit von Speichervolumen führen dazu, dass immer umfangreichere Datensammlungen entste-

hen, die wiederum als Trainingsdaten für KI-Anwendungen genutzt werden können.

- **Optimierte Verfahren der Daten-Analyse:** Mit Big-Data-Ansätzen können große Datenmengen effektiv analysiert werden. Die Verfahren der KI ermöglichen es dann, Zusammenhänge oder Muster zu identifizieren.
- **Kommerzielle Verwertbarkeit:** Die Kombination aus umfangreichen Datensammlungen, effektiven Algorithmen sowie steigender Rechenleistung ermöglicht es, KI-basierte Produkte zu entwickeln. Dies wiederum unterstützt die Entwicklung von KI-Technologien, wenn beispielsweise spezifische Hardware für maschinelles Lernen entwickelt wird.

Heutige Lösungsansätze orientieren sich in der Regel an natürlichen Prozessen. Methoden des maschinellen Lernens beispielsweise versuchen, die Struktur des menschlichen Gehirns mittels künstlicher neuronaler Netze² nachzubilden. Anhand von Trainingsdaten »lernt« das System, seine Aufgabe zu lösen. Hierfür ist nicht nur eine große Anzahl an Trainingsdaten entscheidend, sondern auch deren Gestaltung. Berücksichtigt werden muss dabei, dass bestimmte kulturelle Prägungen oder Vorurteile der Entwickler sich in den Trainingsdaten wiederfinden können. Bei ausreichend vielen und gut ausgewählten Trainingsdaten bieten diese Lernmethoden jedoch eine sehr hohe Trefferwahrscheinlichkeit, beispielsweise wenn es darum geht, bestimmte Objekte oder Personen auf Bildern zu erkennen. Bei der Interpretation der Ergebnisse müssen zwei Punkte berücksichtigt werden: Zum einen arbeiten viele Verfahren als Black Box, bei denen nicht nachvollziehbar ist, wieso das System zu einem bestimmten Ergebnis gekommen ist. Zum anderen liefern die Verfahren nur ein wahrscheinliches, aber kein gesichertes Ergebnis. Mit anderen Worten, es kann auch einmal vorkommen, dass sich das System »irrt«.

Wer KI einsetzen will, muss die zugrunde liegenden Methoden kennen und bewerten können. Mit diesem Trendsonar wollen wir Ihnen nicht nur einen Überblick über aktuelle und künftige KI-Verfahren geben. Eine detaillierte Einschätzung zu Zukunftsfähigkeit, Reifegrade, Marktdurchdringung, Standardisierung und Verfügbarkeit bieten Ihnen einen fundierten Einblick in den aktuellen Entwicklungsstand. Das ÖFIT-Trendsonar KI richtet sich an Entscheidungsträger aus Politik, Wirtschaft und Verwaltung, sowie an alle technisch Interessierten.

¹ Tiemann et al., 2018

² S. a. Grosch, 2018

2. DAS ÖFIT-TRENDSONAR IM ÜBERBLICK

In diesem ÖFIT-Trendsonar haben wir 28 Technologien und Lösungsansätze aus dem Forschungsfeld der Künstlichen Intelligenz analysiert. Das Trendsonar bietet Ihnen einen Überblick über wichtige derzeitige und zukünftige Verfahren und Ansätze in den Bereichen

- Lernmethoden,
- Technologien und Algorithmen sowie
- Systeme und Architekturen.

Die Einteilung in diese drei Kategorien ist nicht immer trennscharf, hilft jedoch bei der Orientierung in diesem hochdynamischen Feld. Jeder Technologietrend wurde anhand mehrerer Ausprägungen bewertet.

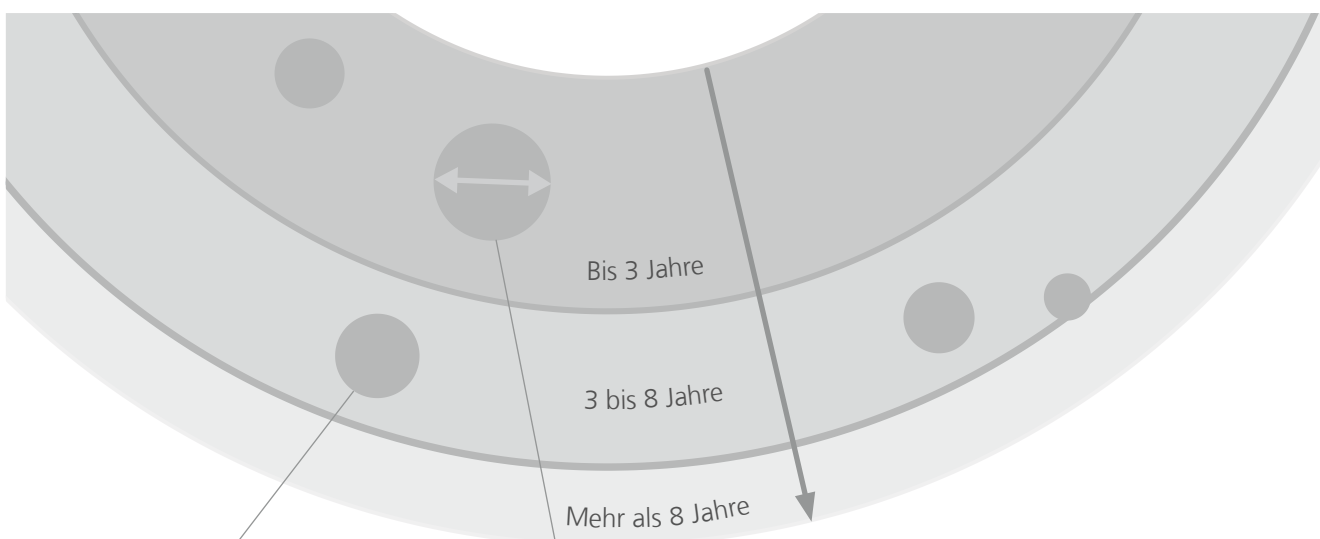
Als zentrale Bewertungskriterien werden die Zukunftsfähigkeit und der Zeitraum bis zum erwartbaren Durchbruch der Technologie dargestellt (s. Abbildung 1):

Unter **Zukunftsfähigkeit** wird die Zeitspanne verstanden, innerhalb derer die Technologie oder Methode voraussichtlich noch eingesetzt wird. Je niedriger der Wert, desto eher ist absehbar, dass sie durch eine Alternative ersetzt wird.

Der **Zeitraum bis zum Durchbruch** gibt an, wie viele Jahre es noch dauern wird, bis der Technologietrend als zuverlässig, technologisch robust und effektiv einsetzbar gilt. Mit dem Durchbruch wird eine signifikante Verbreitung möglich.

So ergibt sich auf einen Blick, wann eine technologisch reife Lösung mit welchem Potenzial für eine dauerhafte Umsetzung zur Verfügung steht.

Abbildung 1: Schematische Darstellung des Sonars



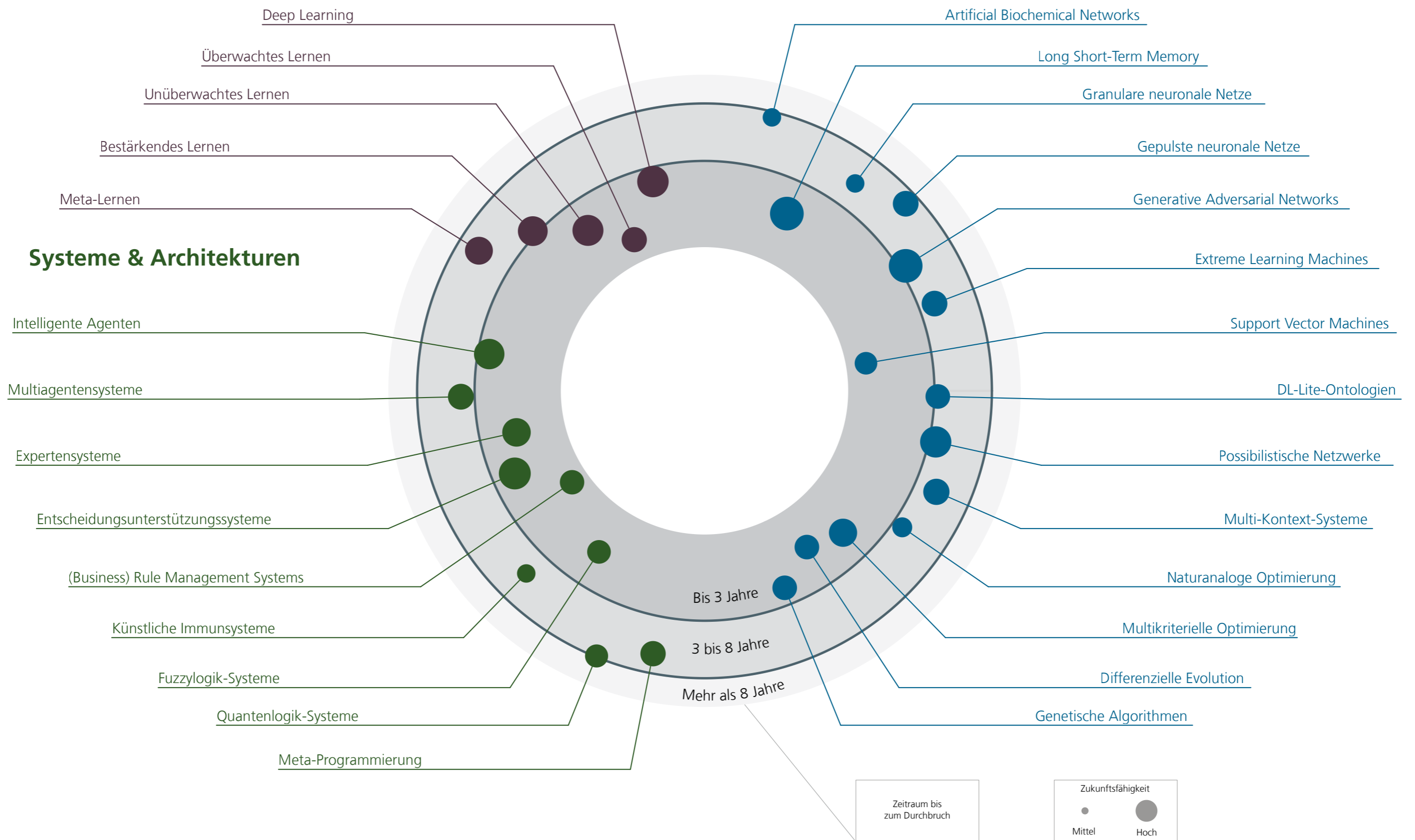
Jeder Technologietrend wird im Sonar durch einen Kreis repräsentiert.

Die Größe des Kreises steht für die relative Zukunftsfähigkeit der Technologie.

Die Entfernung zum Sonarinneren markiert den erwarteten Zeitraum bis zum Durchbruch.

Lernmethoden

Technologien & Algorithmen



3. DAS ÖFIT-TRENDSONAR IM DETAIL

Der Überblick wird ergänzt durch weiterführende Bewertungen der einzelnen Technologien. Für den Einsatz von KI-Technologien in der Praxis sind nicht nur zukunftsbezogene Aspekte von Bedeutung, auch die Marktstruktur und die Möglichkeiten zur Einbindung in bestehende Systeme spielen eine große Rolle. Als Anhaltspunkte zur Beantwortung solcher Fragen werden zu jedem Technologietrend neben der Zukunftsfähigkeit die Verfügbarkeit entsprechender Produkte (Angebotsseite), ihre Marktdurchdringung (Nachfrageseite), der Entwicklungsstand (Reifegrad) und der Standardisierungsgrad der Technologie bewertet. Auf Basis dieser fünf Kriterien erfolgt eine zukunftsbezogene und praxisrelevante Einschätzung von Technologietrends. Die fünf Bewertungen wurden von Expertinnen und Experten aus dem Bereich der KI-Forschung und KI-Entwicklung eingeschätzt. Sie werden in Form eines Netzdiagramms wiedergegeben (s. Abbildung 2).

Ergänzend werden quantitative Kenngrößen dargestellt. Hierzu wurden Daten aus Forschungsförderprogrammen auf Bundes- und EU-Ebene, aus Gründungsplattformen, aus Normungs-

Patent- und wissenschaftlichen Literaturliteraturdatenbanken, aus Suchmaschinenanfragen und aus dem Social-Media-Bereich herangezogen.

In der Gesamtschau der zukunfts- und gegenwartsbezogenen Einschätzungen sowie der quantitativen Indikatoren ergeben sich Hinweise für die Anwendung der skizzierten Technologien.

Zukunftsfähigkeit

Die Zukunftsfähigkeit einer Technologie bezeichnet die Zeitspanne, innerhalb derer die Technologie voraussichtlich noch eingesetzt wird. Je niedriger die Einschätzung der Zukunftsfähigkeit ist, desto eher ist absehbar, dass die Technologie durch eine Alternative ersetzt wird. Im Bereich der Künstlichen Intelligenz basiert der wissenschaftliche Fortschritt auf mathematischen und experimentellen Erkenntnissen. Die Zukunftsfähigkeit neuer Methoden hängt somit von der Entwicklung der Forschung ab. Grundlegende mathematische Werkzeuge der Künstlichen Intelligenz können über lange Zeiträume hinweg im Einsatz bleiben, weil sich ihre Korrektheit nicht ändert, gleichwohl aber können sie in ihrer Relevanz abnehmen.

Reife

Reife bezeichnet den geschätzten Entwicklungsgrad einer Technologie. Je höher dieser Wert eingeschätzt wird, desto ausgereifter ist die Technologie oder Methode. In der KI ist es schwer einzuschätzen, wann eine Technologie vollständig entwickelt ist, denn spätere Erkenntnisse in einem anderen Teilbereich der KI-Forschung können weitere Fortschritte hervorrufen. Deswegen hängt der aktuelle Reifegrad vom momentan wahrgenommenen Potenzial der Technologie ab, welches sich durch wissenschaftlichen Fortschritt kontinuierlich verändern kann. Wird eine Technologie über einen bestimmten Zeitraum hinweg großflächig eingesetzt und hat sich bewährt, so wirkt sich dies ebenfalls auf den Reifegrad aus.

Angebot

Die Kenngröße Angebot bezeichnet die Verfügbarkeit von Produkten, die auf der Technologie bzw. Methode basieren. Je höher der Wert, desto vielfältiger ist die Angebotslage. Die Nutzung von einzelnen Technologien in KI-Lösungen ist meist schwer zu erheben, da diese oft als Gesamtpaket angeboten werden. Da die Einstiegsschwelle für die Entwicklung neuer KI-Technologien durch die Fülle von Entwicklungsplattformen niedrig ist, ist bei geringem Angebot einer Technologie Vorsicht

Anzahl nationaler und europäischer Forschungsförderungsprogramme:	<ul style="list-style-type: none"> ●●● hoch (> 100) ●● mittel (50 – 100) ● gering (0 – 50)
Entwicklung wissenschaftlicher Publikationen 2006 – 2010 verglichen mit 2011 – 2017	<ul style="list-style-type: none"> ↗ Anstieg ↘ Abnahme → gleichbleibend ✗ nicht vorhanden
Existenz innovationsorientierter Gründungen	<ul style="list-style-type: none"> ✓ vorhanden ✗ nicht vorhanden
Verhältnis von Normentwürfen und Normen	<ul style="list-style-type: none"> ◐ Normentwürfe ◑ Normen ◒ Verhältnis ○ nicht vorhanden
Entwicklung von Suchanfragen zwischen 2011 und 2017	<ul style="list-style-type: none"> ↗ Anstieg ↘ Abnahme → gleichbleibend ✗ nicht vorhanden
Anzahl existierender Patente	<ul style="list-style-type: none"> ●●● hoch (> 1000) ●● mittel (100 – 1000) ● gering (0 – 100)
Anzahl der Erwähnungen in Social Media zwischen 2011 und 2017	<ul style="list-style-type: none"> ●●● hoch (> 10000) ●● mittel (1000 – 10000) ● gering (0 – 1000)

SOLANGE WIR NICHT WISSEN, WIE
 MENSCHLICHE INTELLIGENZ ZUSTANDE
 KOMMT, KÖNNEN WIR KEINE KÜNSTLICHE
 INTELLIGENZ SCHAFFEN.
 REINHARD FURRER (1940-95), DT. PHYSIKER

geboten. Allerdings ist zu beachten, dass kleine Technologieanbieter, wie sie im KI-Bereich verbreitet sind, gegebenenfalls über eine geringe Sichtbarkeit verfügen und das Angebot deswegen als kleiner wahrgenommen wird als es ist.

Nachfrage

Die Nachfrage nach einer Technologie ist eine Kenngröße für den Bedarf an KI-Lösungen. Eine geringe Nachfrage für eine zukunftsfähige Technologie kann mehrere Ursachen haben. Vor allem sehr neue Technologien sind bei Kunden oft nicht gut bekannt und können als riskant eingeschätzt werden. Der Markt für KI-Software entwickelt sich schnell, sodass ein Überblick über alle Technologieangebote unerlässlich für die Auswahl einer passenden Lösung ist.

Standardisierung

Standardisierung spiegelt die Einschätzung zum Standardisierungsgrad einer Technologie wieder. Je höher der Wert, desto etablierter und zahlreicher sind verfügbare Standards. Standardisierung trägt zu höheren Qualitätsniveaus und zu verbesserter Interoperabilität bei. Im Bereich der Künstlichen Intelligenz ist der Standardisierungsgrad über das gesamte Feld hinweg geringer als in anderen Teilbereichen der Informatik. Die Notwendigkeit für einheitliche Standards und Normen in der KI wächst jedoch mit ihrem praktischen Einsatz.

Das Feld der Künstlichen Intelligenz ist sehr dispers, sodass viele Kombinationen der Kenngrößen Zukunftsfähigkeit, Reifegrad, Angebot, Nachfrage und Standardisierung aufzufinden sind. Zwischen diesen Aspekten gilt es, ein gutes Gleichgewicht für das eigene Anwendungsszenario zu finden.

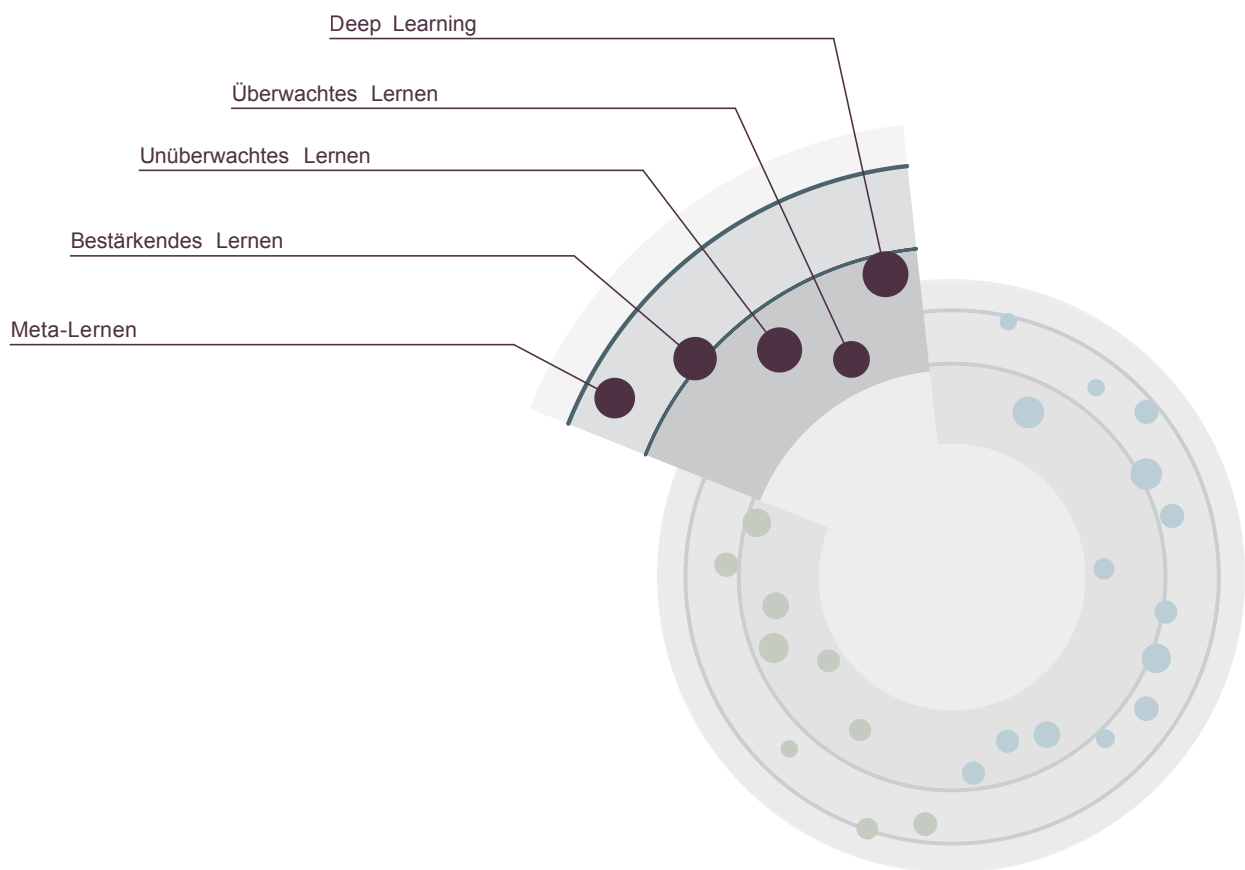


Abbildung 2: Schematische Darstellung einer Expertenbewertung

LERNMETHODEN

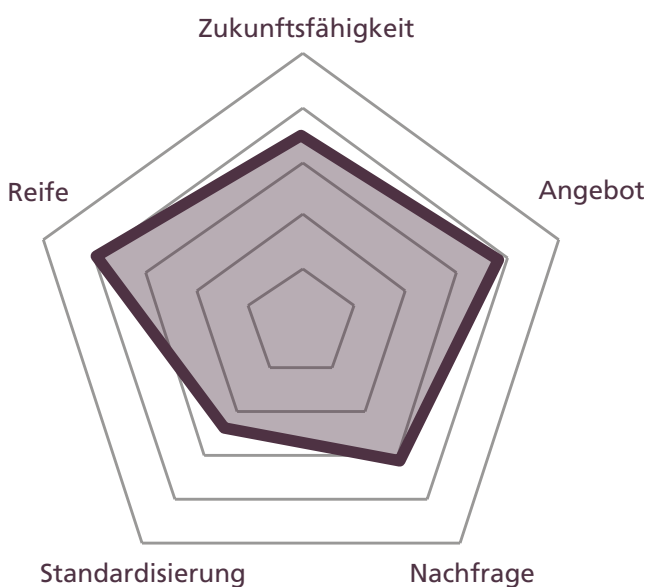
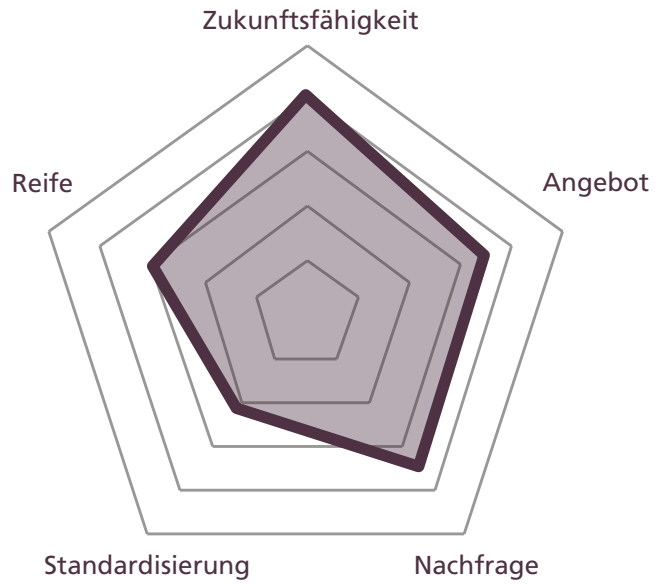
In diesem Abschnitt werden Lernmethoden aufgeführt, mit denen KI-Systeme trainiert werden können. KI-Systeme zeichnen sich meist durch hohe Komplexität der Teilkomponenten aus, die im untrainierten Zustand jedoch noch keine verwertbaren Ergebnisse produzieren. Erst mit dem Training durch Daten

und Lernmethoden entstehen die Fähigkeiten des KI-Systems. Die Lernmethoden sind dabei für jeweils unterschiedliche Anwendungsfälle geeignet, jedoch können insbesondere unkonventionelle Ansätze Durchbrüche in der Forschung und Entwicklung hervorrufen.



DEEP LEARNING

Der Begriff Deep Learning bezeichnet verschiedene Techniken zum Optimieren von künstlichen neuronalen Netzen. Durch einen komplexen Aufbau mit zahlreichen Zwischenschichten wird eine »tiefe« Struktur geschaffen, die den Lernerfolg bedeutend verbessert. Außerdem sollen die künstlichen neuronalen Netze auch die »tiefere« Bedeutungsebene von Eingabedaten lernen, um verlässlich auf ihnen zu arbeiten. Durch Deep Learning sind bedeutende Erfolge im maschinellen Lernen erzielt worden, die zu wichtigen Entwicklungen in der Anwendung Künstlicher Intelligenz geführt haben.



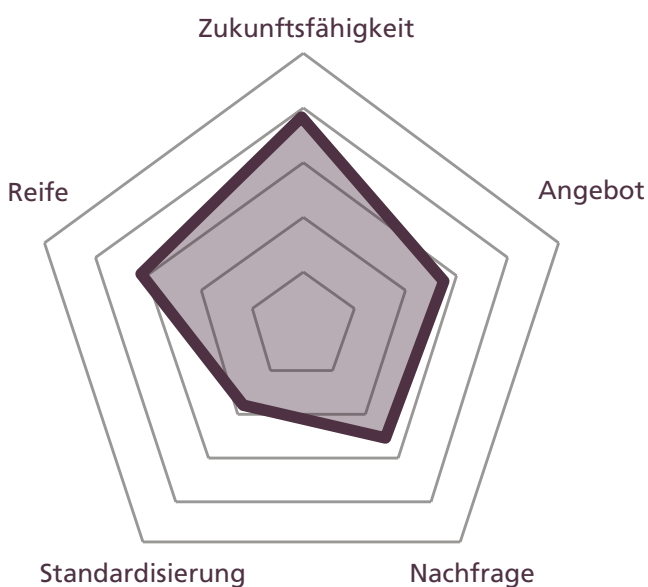
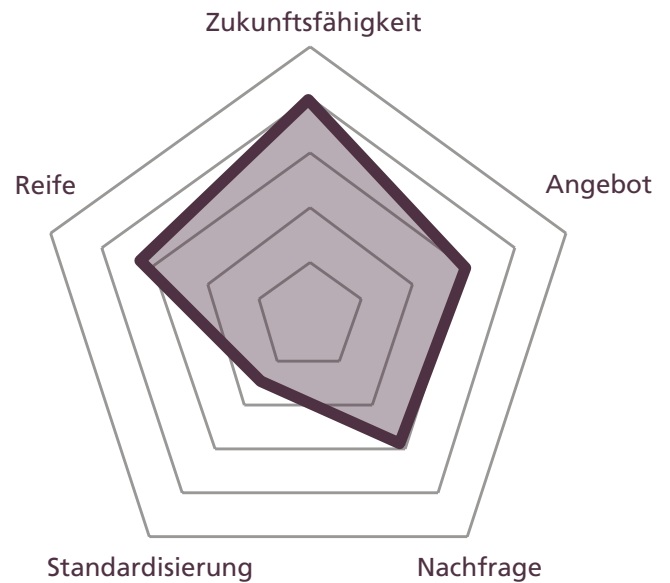
ÜBERWACHTES LERNEN

Überwachtes Lernen (engl. supervised learning) beschreibt eine Art von Lernmethoden, mit denen KI-Systeme trainiert werden. Ziel ist es, dem System ein bestimmtes Verhalten anzulernen, damit es eine spezielle Aufgabe autonom lösen kann. Grundlage dafür ist eine Wissens- oder Datenbasis mit einem klar definierten Lernziel. Das KI-System wird im Lernprozess überwacht und fortwährend angepasst, um seine Leistung zu steigern. Diese Methoden entsprechen dem klassischen Ansatz der KI-System-Entwicklung und können in vielen Bereichen angewendet werden.



UNÜBERWACHTES LERNEN

Unüberwachtes Lernen (engl. unsupervised learning) stellt einen unkonventionellen Ansatz zum Training von KI-Systemen dar. Mit diesen Methoden lernt ein KI-System eine Aufgabe zu lösen, ohne dass der Lösungsweg vorher bekannt ist. Das KI-System filtert dabei Regelmäßigkeiten aus den Eingabedaten heraus und versucht auf diese Weise, Muster zu erkennen. Damit können Aufgaben bewältigt werden, an denen andere Lernmethoden scheitern. Unüberwachtes Lernen ist besonders für komplexe Anwendungsbereiche geeignet, die mathematisch schwer zu beschreiben sind.



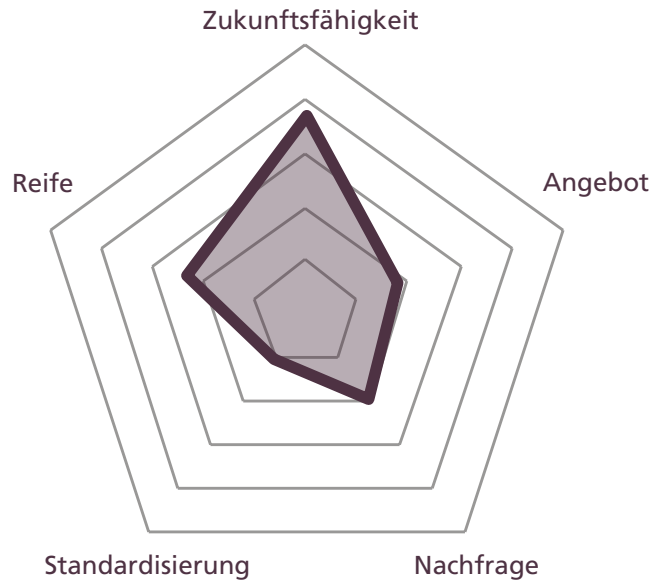
BESTÄRKENDES LERNEN

Bestärkendes Lernen (engl. reinforcement learning) ist eine Lernmethode, die aus der Verhaltenstheorie stammt. Hierbei wird das gewünschte Verhalten des KI-Systems durch Belohnen konstruktiver Handlungen und Bestrafen destruktiver Handlungen angelernt. Hierzu wird in der Regel mit einem internen Punktestand gearbeitet. Jede richtige Handlung erhöht den Punktestand, jede falsche Handlung bedeutet Punktabzug. Ziel des KI-Systems ist es, den Punktestand zu maximieren. Mit dieser Methode trainierte Systeme werden beispielsweise in der Robotik und in Steuerungssystemen eingesetzt.

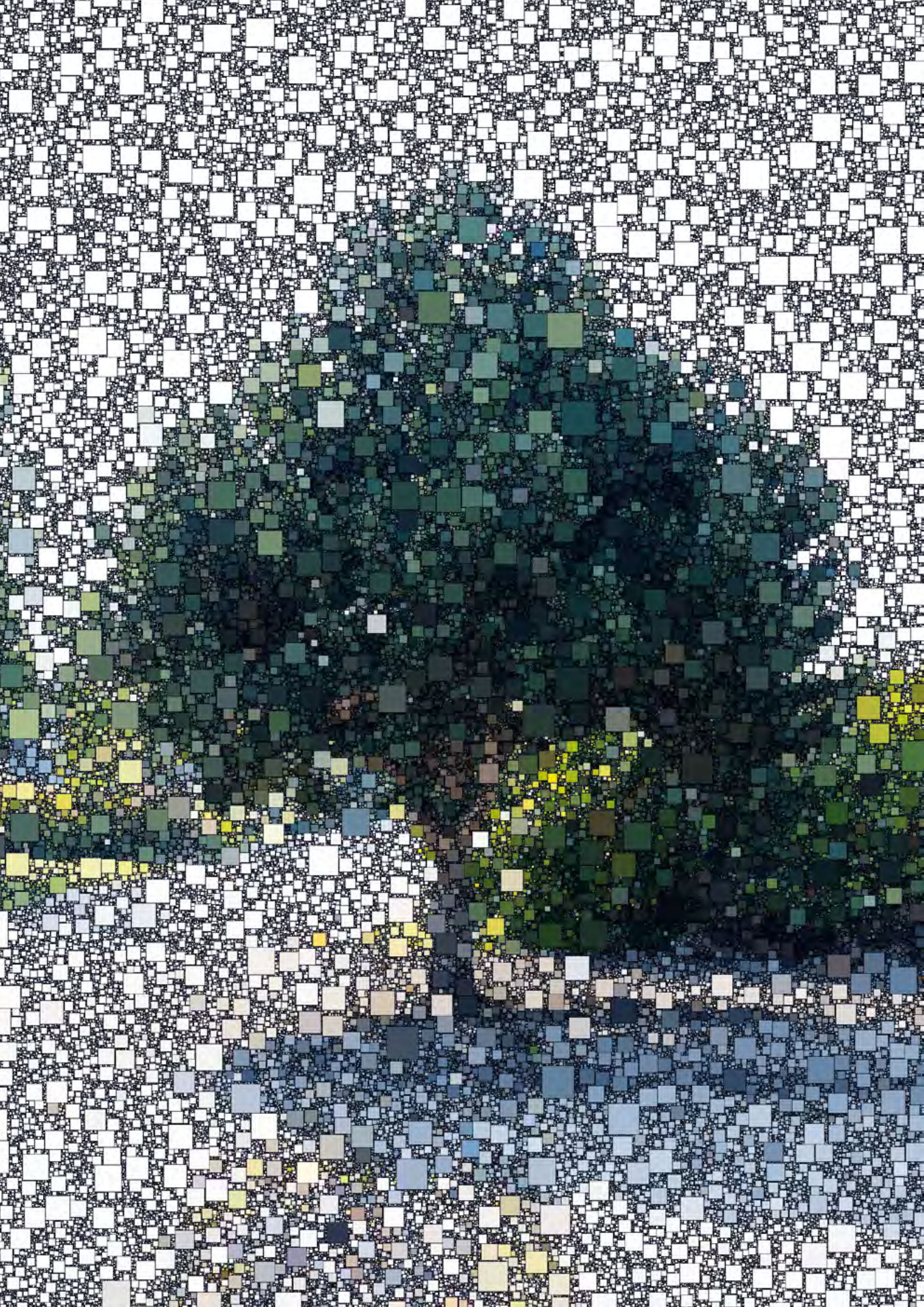


META-LERNEN

Meta-Lernen bezeichnet Methoden, um existierende Lernalgorithmen zu optimieren. Dabei werden Lernalgorithmen auf die anfallenden Metadaten der KI-System-Entwicklung selbst angewandt. Das Ziel besteht darin, Lernalgorithmen zu verbessern und flexibler zu gestalten, sodass sie effektiver eingesetzt werden können. Der herkömmliche Entwicklungsprozess, der aufwändige händische Konfiguration erfordert, wird mit diesen Methoden beschleunigt. Meta-Lernen kommt in der Entwicklung von KI-Systemen zum Einsatz.



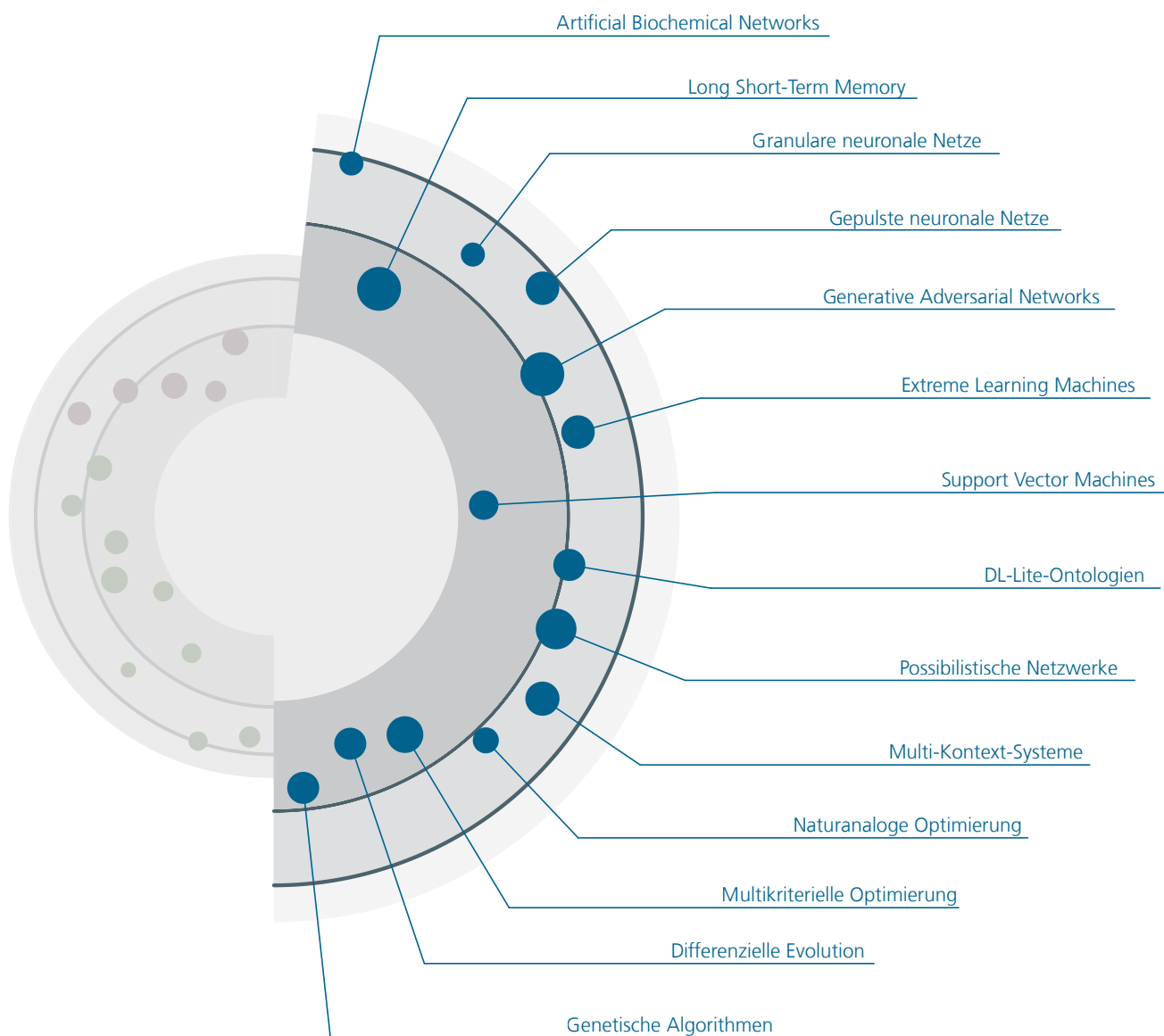
						
Forschungs-förderung	Publikationen	Gründungen	Verhältnis Norment-würfe zu Normen	Suchanfragen	Patente	Social Media



TECHNOLOGIEN & ALGORITHMEN

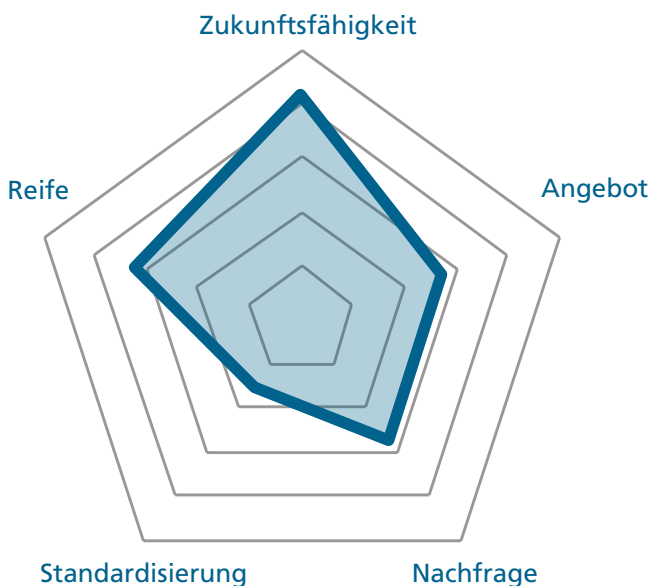
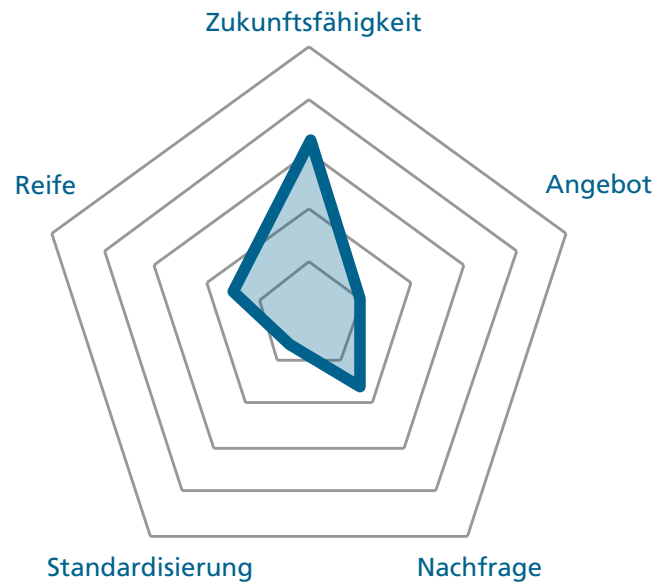
Unter Technologien & Algorithmen werden hier die Bausteine gefasst, aus denen sich KI-Systeme zusammensetzen. In dieser Kategorie befinden sich mathematische Methoden zur Klassifizierung und Verarbeitung von Daten sowie zum Auffinden und

Optimieren von Lösungen. Die einzelnen Technologien oder Optimierungsmethoden können miteinander kombiniert werden und so KI-Systeme mit innovativer Funktionalität ermöglichen.



ARTIFICIAL BIOCHEMICAL NETWORKS

Artificial Biochemical Networks sind dynamische Systeme, die biochemische Prozesse in natürlichen Organismen nachahmen. Dabei wird das Verhalten von Proteinen in einzelligen Organismen simuliert. Die daraus resultierenden Systeme sind sehr flexibel und können komplexe Operationen ausführen. Ein so aufgebautes Netz kann beispielsweise gleichzeitig sensorische Eingabedaten erkennen und mechanische Operationen steuern, was Artificial Biochemical Networks für den Einsatz in der Robotik und in Steuerungssystemen interessant macht.



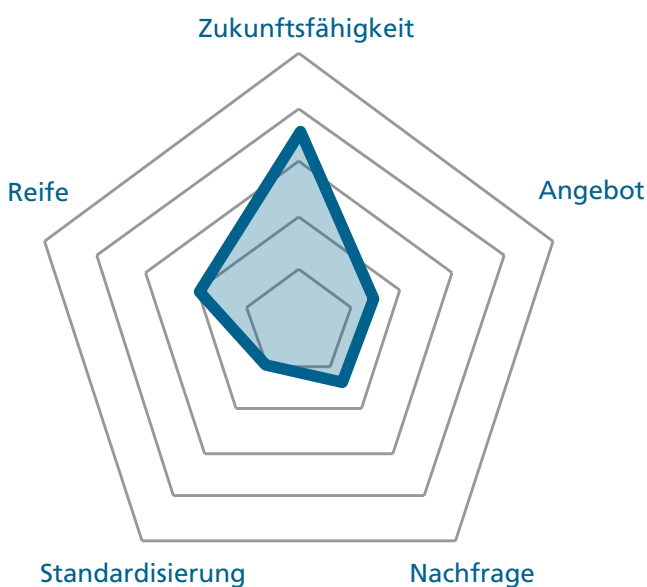
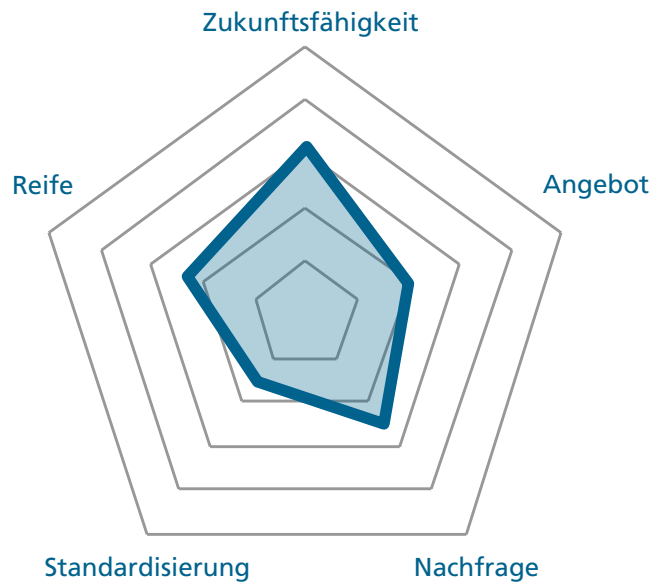
LONG SHORT-TERM MEMORY

Long Short-Term Memory ist ein dynamisches System, das auf der Architektur neuronaler Netze basiert. Es besitzt ein primitives Gedächtnis, indem in jedem künstlichen Neuron Informationen gespeichert und wieder gelöscht werden können. Signale können sich ohne Zeiteinschränkung frei im System bewegen, sodass Aussagen über zeitlich getrennte Datensätze getroffen werden können. Mit diesen Eigenschaften sind Long-Short-Term-Memory-Systeme gut geeignet für die Verarbeitung von Audio und Video und für die Voraussage von Entwicklungsreihen.



GRANULARE NEURONALE NETZE

Granulare neuronale Netze können mit ungenauen und unvollständigen Datensätzen umgehen. Solche Daten fallen in großer Menge an, beispielsweise durch Sensoren im Internet der Dinge. Die Granularität der Daten bezeichnet hierbei den Detailgrad der Strukturierung, beispielsweise ob eine Adresse als Gesamtes oder in den Feldern Straße, Hausnummer und PLZ einzeln abgespeichert wird. Durch eine granulare Datendarstellung kann die reale Welt besser beschrieben und der Rechenaufwand für Operationen gesenkt werden. Granulare neuronale Netze nutzen intern unscharfe Logiken (siehe Fuzzylogik-Systeme) zur Repräsentation der Daten in der Netzstruktur. Sie finden Anwendung in Steuerungssystemen und autonomen Systemen.



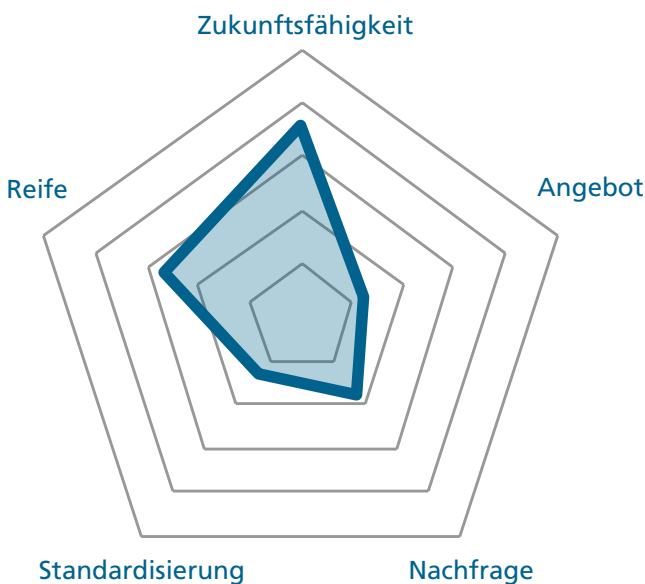
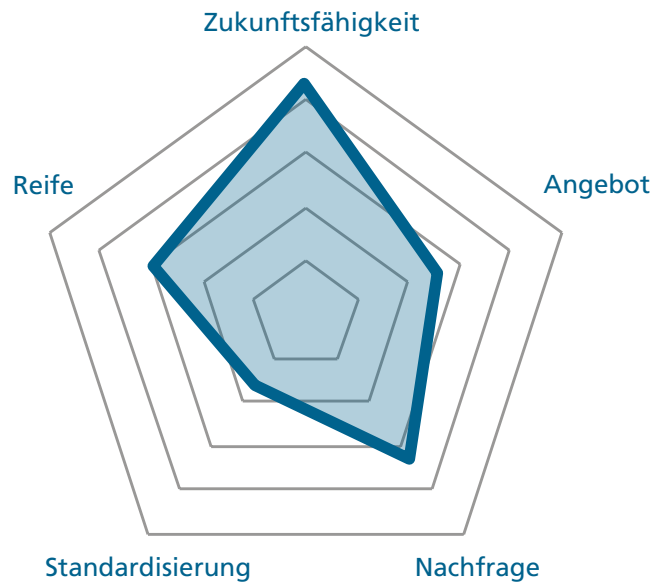
GEPULSTE NEURONALE NETZE

Gepulste neuronale Netze orientieren sich noch stärker am biologischen Vorbild als andere neuronale Netze. Durch das Simulieren von Pulsen, wie sie auch in Neuronen im menschlichen Gehirn vorkommen, werden Impulse durch künstliche Neuronen weitergeleitet. Dabei wird eine zeitliche Dimension in das neuronale Netz eingebettet, sodass es mit sequenziellen Daten umgehen kann. Mit gepulsten neuronalen Netzen können biologische Nervensysteme simuliert und auf informatische Anwendungen übertragen werden, beispielsweise in der Robotik oder bei künstlichen Immunsystemen.



GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS

Generative Adversarial Networks haben das Ziel, automatisiert realistisch erscheinende Daten, beispielsweise Bilder, zu generieren. Sie bestehen aus zwei neuronalen Netzen, einem generativen und einem diskriminierenden Netz. Das generative Netz erzeugt Daten, die von dem diskriminierenden Netz auf ihre Qualität hin bewertet werden. Die Netze stehen in Konkurrenz zueinander und erzeugen in ihrer Kombination sehr realistisch erscheinende Ergebnisse. Die Technologie wird beispielsweise in der Generierung von fotorealistischen Bildern und Videos angewendet.



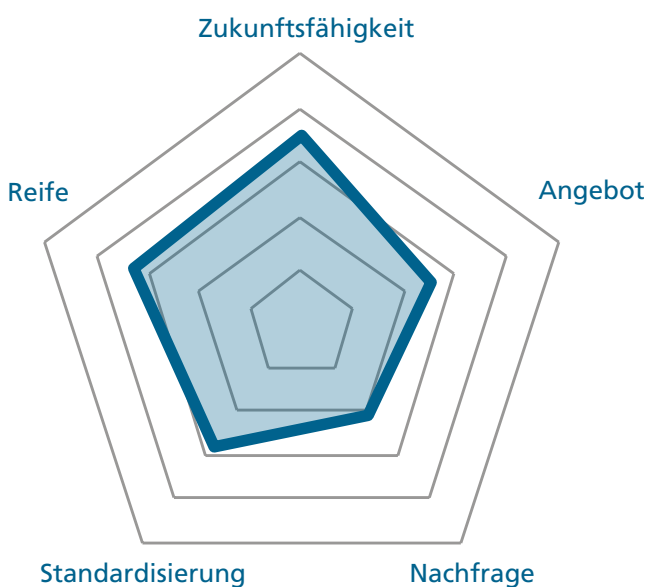
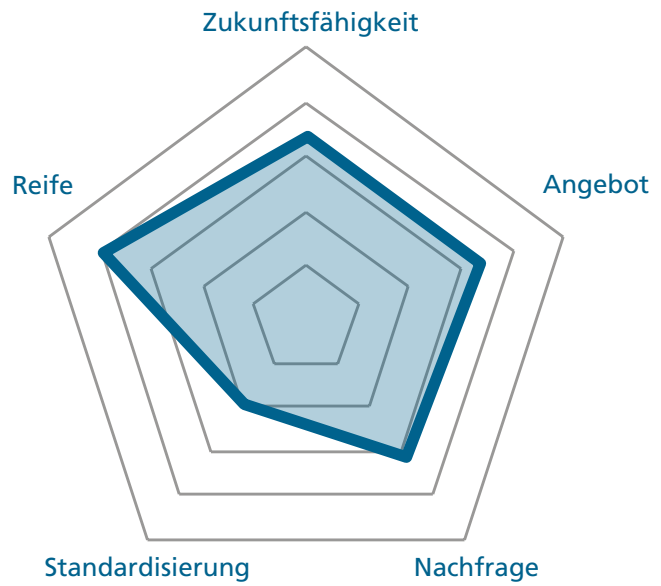
EXTREME LEARNING MACHINES

Extreme Learning Machines bezeichnet eine Klasse von Technologien zur Datenklassifikation. Sie bauen auf einer einfachen Systemarchitektur auf und wenden ein besonderes Lernverfahren an, bei dem die Klassifikation der Eingabedaten in der Regel in einem einzigen Schritt durchgeführt wird. Extreme Learning Machines zeichnen sich durch einen schnellen Lernprozess aus. Sie werden beispielsweise zur Spracherkennung und zur Prognose von Entwicklungen (beispielsweise für Börsenkurse oder physikalische Simulationen) eingesetzt.



SUPPORT VECTOR MACHINES

Support Vector Machines sind mathematische Verfahren zur Klassifikation von Daten. Die Eingabedaten entsprechen dabei mathematischen Vektoren in einem Vektorraum. Dieser wird durch numerische Analyse in Bereiche aufgeteilt, die die verschiedenen Klassen der Daten repräsentieren. Dabei lassen sich nicht nur numerische Daten klassifizieren, sondern insbesondere auch Text und Bilder. Die Methode wird ständig weiterentwickelt und findet breite Anwendung in der Mustererkennung.



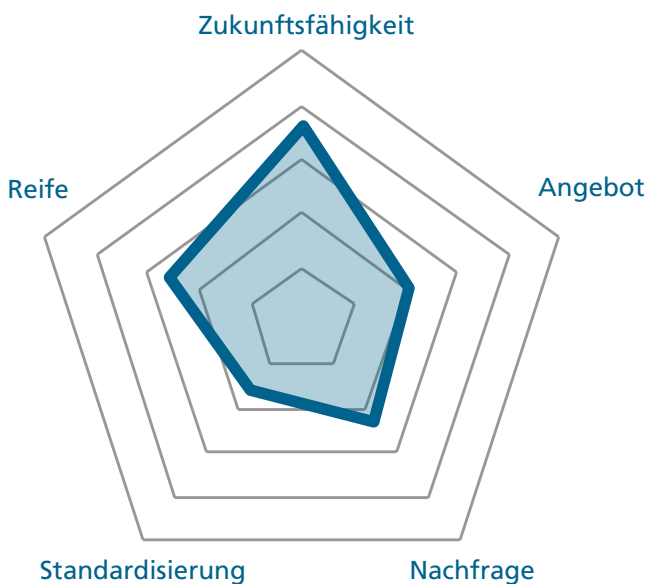
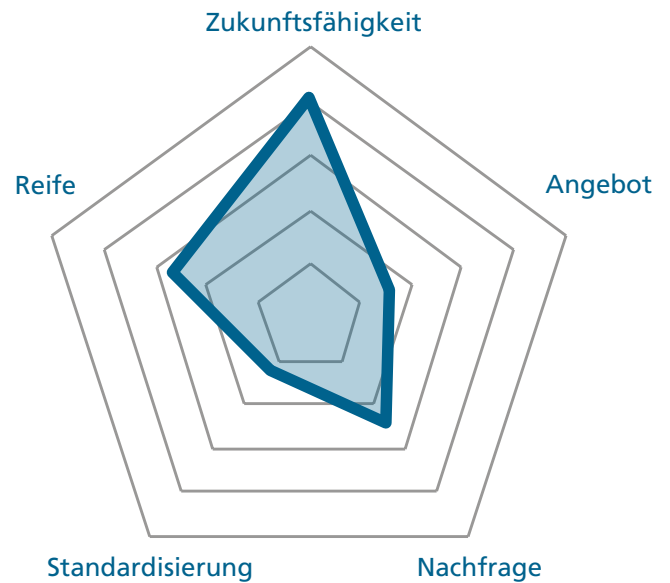
DL-LITE-ONTOLOGIEN

Um Objekte und ihre Beziehungen zueinander maschinenauswertbar zu beschreiben, werden formale Sprachen benötigt. Bei DL-Lite-Ontologien (DL: description language) werden solche formalen Sprachen in Wissensdarstellungen (Ontologien) eingebettet, die für niedrige Rechenkomplexität optimiert sind. Das erleichtert Abfrage-Operationen und ebnet den Weg der Künstlichen Intelligenz zu Geräten mit geringer Rechenkapazität, wie beispielsweise im Bereich Internet der Dinge.



POSSIBILISTISCHE NETZWERKE

Mit possibilistischen Netzwerken lässt sich Wissen über unvollständige oder ungenaue Daten abbilden und verarbeiten. Dabei werden basierend auf Daten Aussagen abgeleitet und eine Wahrscheinlichkeit errechnet, mit der die Aussagen zutreffen. Mit diesem Ansatz werden Abfragen auf Daten ermöglicht, die sonst wegen ihrer mangelnden Datenqualität unbrauchbar wären. Die possibilistischen Netzwerke können per Hand von Experten oder automatisiert von Maschinen erstellt werden, und finden ihre Anwendung in wissensbasierten Systemen.



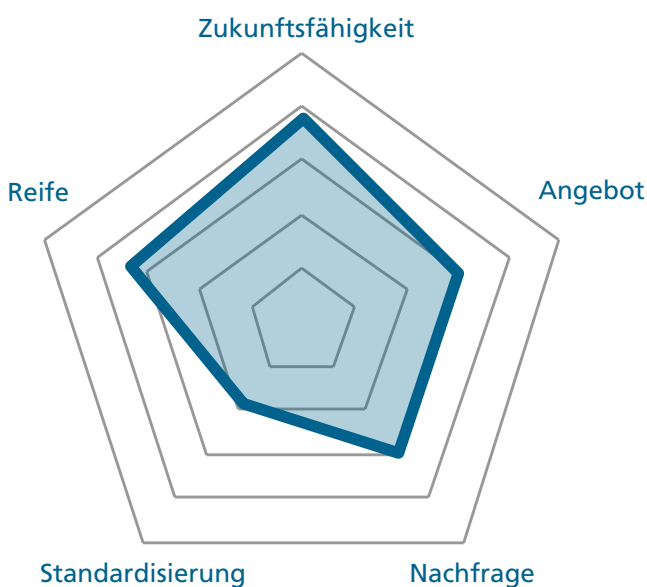
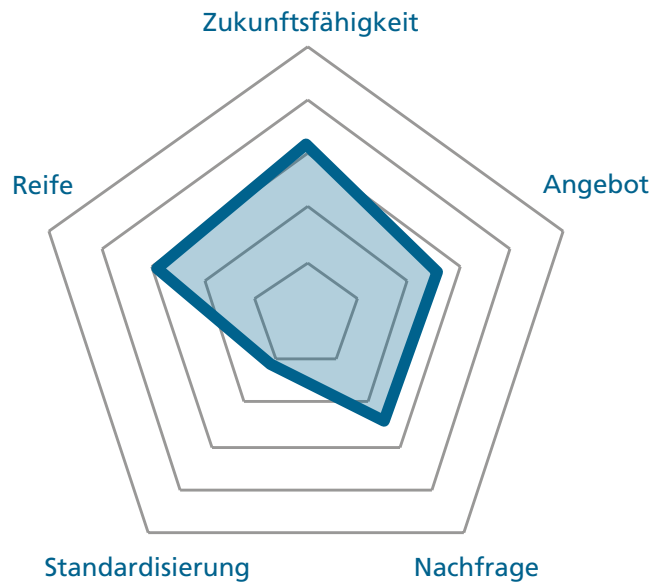
MULTI-KONTEXT-SYSTEME

Multi-Kontext-Systeme ermöglichen es, Systeme mit unterschiedlich strukturierten Daten zu kombinieren. Dabei werden Daten beim Übertragen in eine neue Wissensbasis automatisch angepasst, sodass das Zielsystem sie nutzen kann. Zusätzlich können logische Operationen auf diesen Daten angewendet werden, womit Multi-Kontext-Systeme eine komplexe Interaktion zwischen den einzelnen Systemen ermöglichen. Sie kommen in wissensbasierten Systemen und Multiagenten-Systemen zum Einsatz.



NATURALOGUE OPTIMIERUNG

Naturalogische Optimierungsalgorithmen nutzen Mechanismen aus der Tierwelt, um Optimierungsaufgaben effizient zu lösen. Sie modellieren das Verhalten von Tieren wie Ameisen oder Fischen, die in einem Schwarm emergente Intelligenz aufweisen. In diesen KI-Verfahren werden die einzelnen Individuen in den Schwärmen durch sogenannte intelligente Agenten dargestellt, die auf eine gemeinsame Problemlösung hinarbeiten. Diese Algorithmen lassen sich auf komplexe Probleme der realen Welt übertragen, beispielsweise in der Logistik und im Management sowie in der Optimierung von Routen und Prozessen.



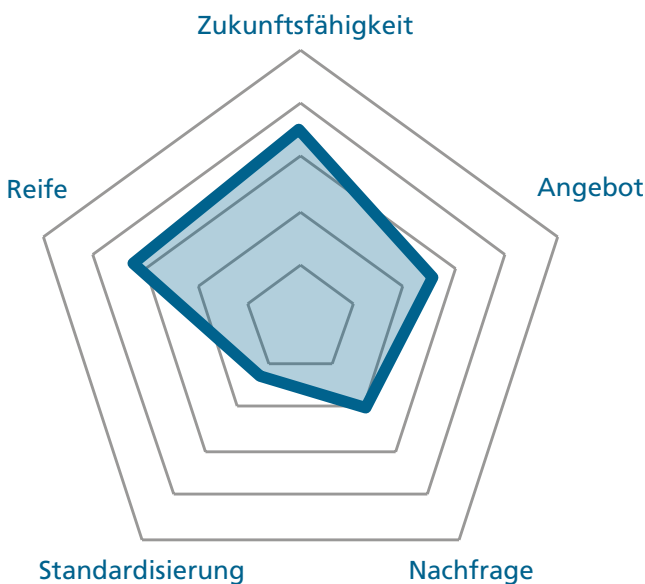
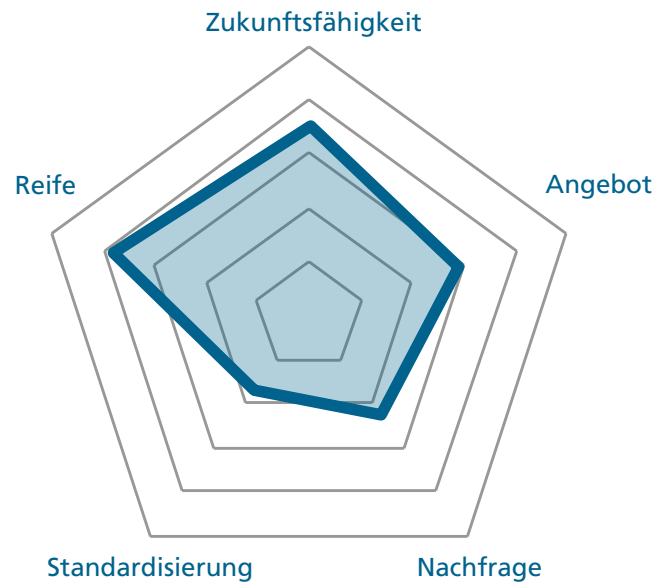
MULTIKRITERIELLE OPTIMIERUNG

Multikriterielle Optimierung findet ihre Anwendung in komplexen IT-Systemen, die mehr als nur eine einzige Zielsetzung haben. Mit diesen Verfahren wird versucht, zwischen unterschiedlichen Teilzielen eines Systems ein optimales Gleichgewicht zu finden. Diese Teilziele können miteinander in Konflikt stehen, wie beispielsweise der Benzinverbrauch und die Geschwindigkeit eines Autos. Vor allem IT-Systeme, die die reale Welt abbilden oder zur Steuerung eingesetzt werden, setzen multikriterielle Optimierung zur Entscheidungsfindung ein. Beispiele dafür sind autonome Systeme sowie Systeme zur Entscheidungsunterstützung.



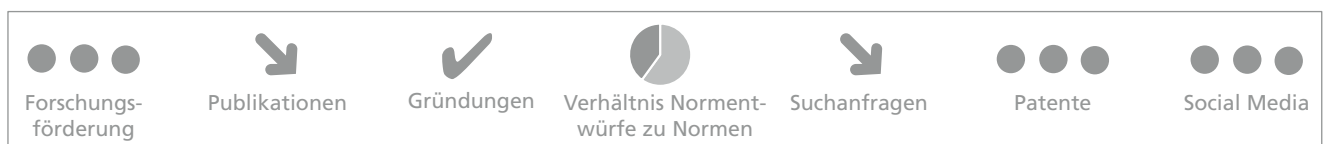
DIFFERENZIELLE EVOLUTION

Differenzielle Evolution ist eine Methode zur Lösung von Optimierungsaufgaben, die auf mathematischen Prinzipien basiert. Aus einer anfangs zufälligen Menge von Lösungskandidaten für ein zu optimierendes Problem werden in einem iterativen Prozess neue Lösungsvarianten mit einer einfachen mathematischen Formel erschaffen. Das Verfahren benötigt nur wenige einzustellende Steuerparameter, ist leicht implementierbar und liefert gute Ergebnisse, weswegen es beispielsweise im Ingenieurwesen, zum Hardwareentwurf und in der Robotik eingesetzt wird.



GENETISCHE ALGORITHMEN

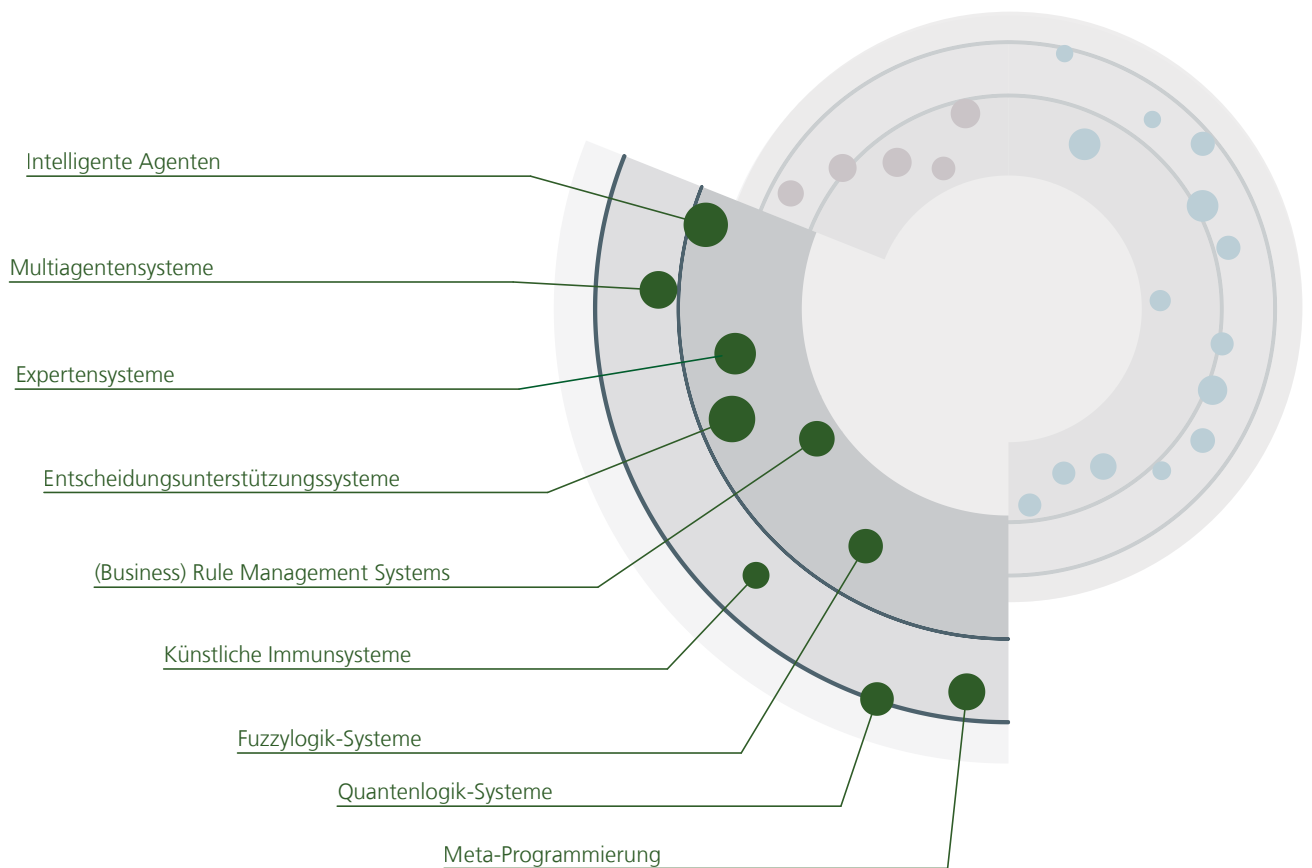
Genetische Algorithmen sind Verfahren, die zur Lösung von komplexen Optimierungsaufgaben eingesetzt werden, wie beispielsweise zur Platzierung von Containern auf einem Containerschiff. Jeder Lösungskandidat für das zu optimierende Problem wird hierbei durch einen genetischen Code repräsentiert. Die erfolgreichsten Kandidaten werden ausgewählt und ihre Codes nach biologischen Mutationsprinzipien kombiniert, bis ein Lösungskandidat die Anforderungen des Problems erfüllt. Genetische Algorithmen kommen beispielsweise bei Anwendungen in der Logistik und Wirtschaft zum Einsatz.





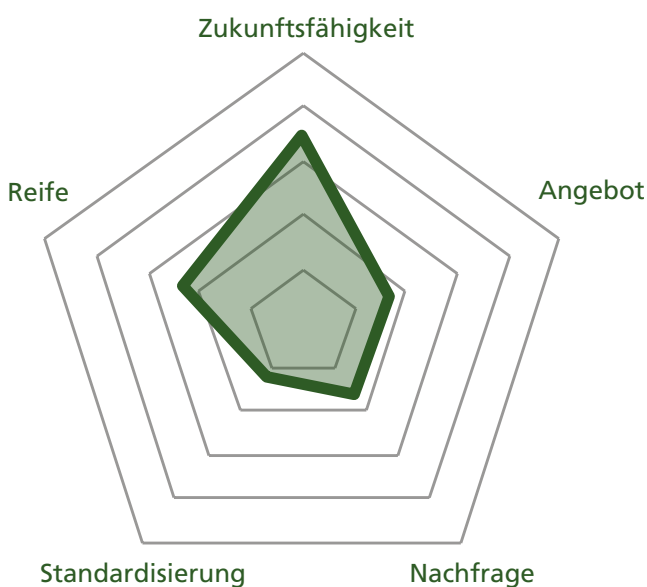
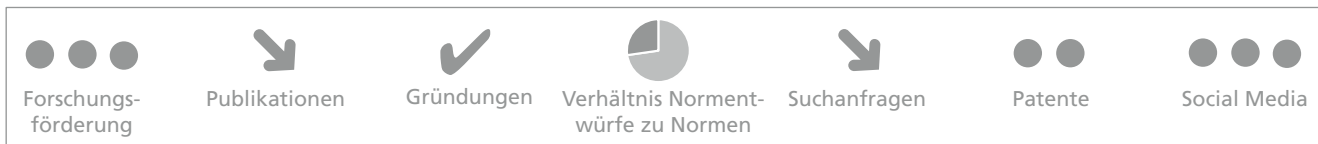
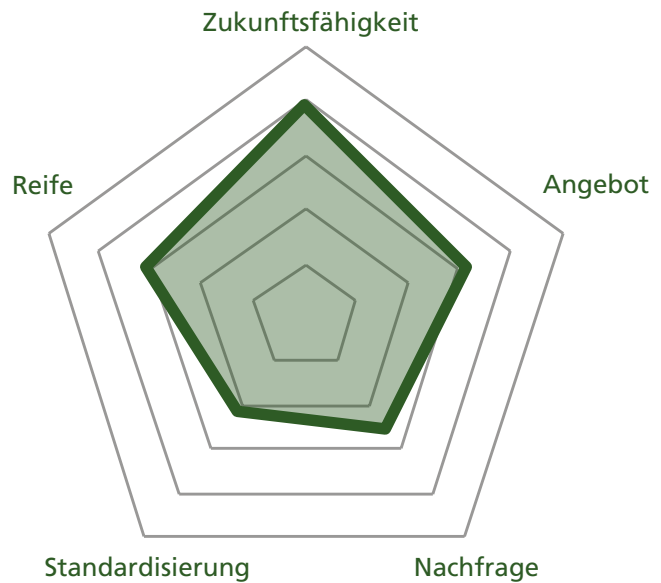
SYSTEME & ARCHITEKTUREN

Kombiniert man die oben beschriebenen KI-Technologien, so entstehen komplexe Systeme und Architekturen. Diese erlauben es, mit mehreren Technologien eine übergeordnete Funktion zu realisieren. Bewährte Systeme und Architekturen können über längere Zeiträume hinweg relevant bleiben, auch wenn einzelne Komponenten ausgetauscht werden.



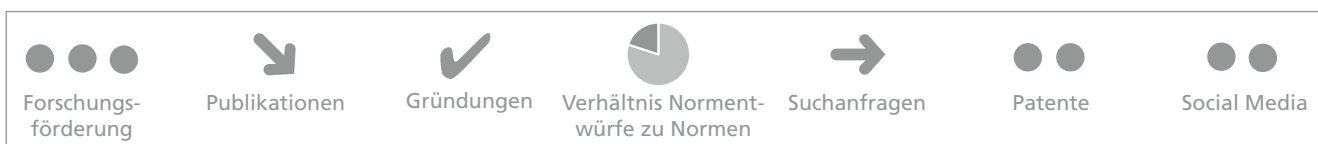
INTELLIGENTE AGENTEN

Intelligente Agenten sind autonome Computerprogramme. Sie nehmen ihre Umgebung beispielsweise durch Sensoren wahr und können nach vorbestimmten Regeln handeln. Die Umgebung eines intelligenten Agenten kann die reale Welt oder auch ein virtueller Kontext sein. Ein intelligenter Agent kann auf seine Umgebung einwirken und Wissen ansammeln, welches für zukünftige Entscheidungen verwendet werden kann. Ein beispielhaftes Anwendungsfeld für intelligente Agenten ist das Internet der Dinge.



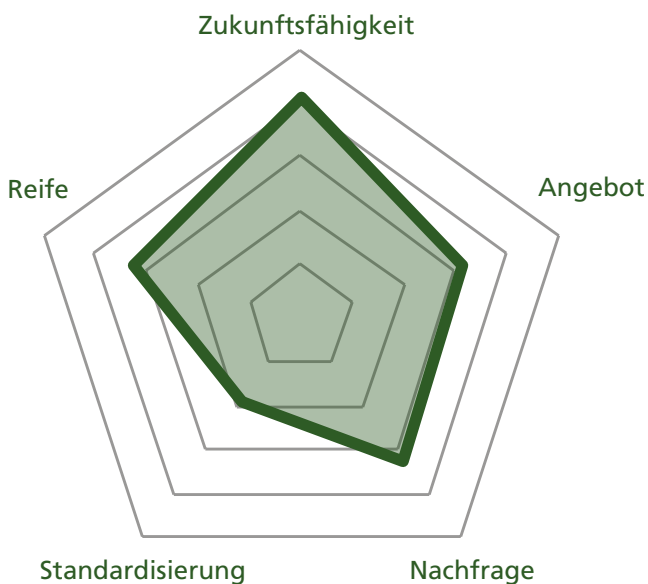
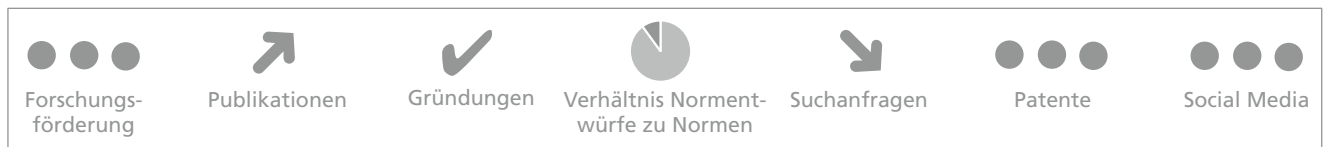
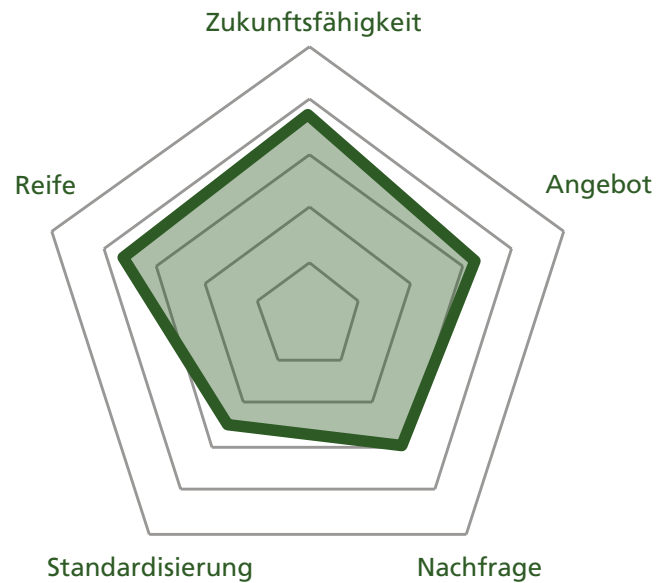
MULTIAGENTENSYSTEME

Bei Multiagentensystemen handelt es sich um interagierende intelligente Agenten (siehe Intelligente Agenten), die ein Netzwerk formen. Die Agenten tauschen untereinander Informationen aus und verfolgen ein kollektives Ziel, wobei jeder einzelne Agent zusätzlich unterschiedliche Unterziele besitzen kann. Im Zusammenwirken entsteht ein emergentes Verhalten. Multiagentensysteme sind robust und flexibel und werden beispielsweise in der Logistik und der Simulation eingesetzt.



EXPERTENSYSTEME

Expertensysteme sind eine Form von Systemen, die Informationen eines Experten besitzen. Dabei bezieht sich das Wissen des Systems meist auf ein einzelnes Fachgebiet. Ein Expertensystem kann Wissen aufbauen, Probleme lösen und dem Nutzer die gefundenen Lösungen erklären. Expertensysteme werden seit Langem in der Praxis eingesetzt. Das Anwendungsgebiet ist breit gefächert über alle Bereiche der Arbeitswelt hinweg.



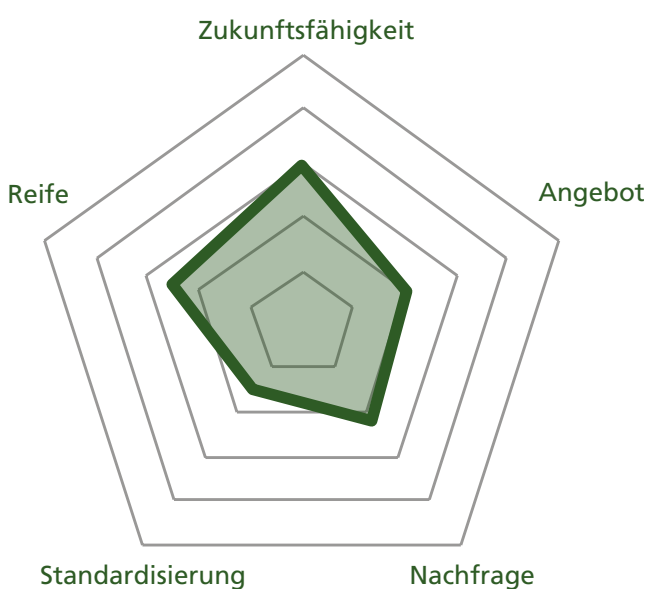
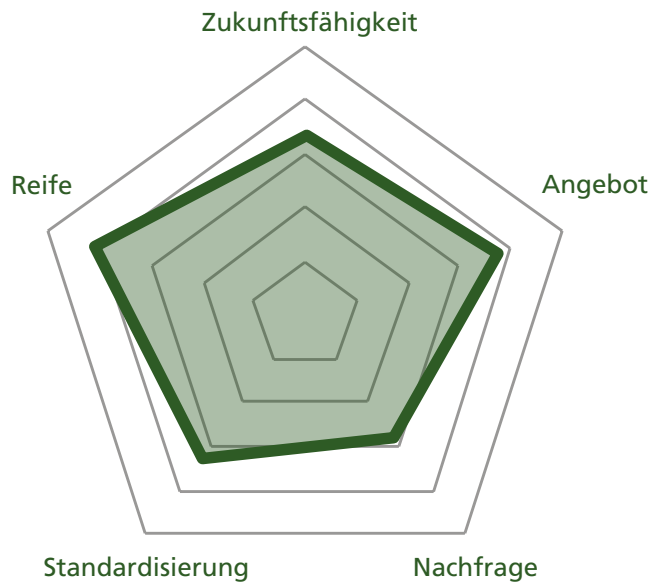
ENTSCHEIDUNGSUNTERSTÜTZUNGSSYSTEME

Entscheidungsunterstützungssysteme (engl. decision support systems) sind KI-Systeme, die bei der Entscheidungsfindung helfen. Dabei werden Sachverhalte der realen Welt modelliert und datengestützte Handlungsempfehlungen abgegeben. Relevante Informationen werden aufbereitet, ausgewertet und eine zielführende Strategie wird entworfen. Beispielhafte Anwendungen finden sich etwa in der Finanzwelt oder bei persönlichen Assistenten.



(BUSINESS) RULE MANAGEMENT SYSTEMS

(Business) Rule Management Systems (BRMS) bilden Teile der realen Welt in einem Modell ab, in dem Organisationen ihre geschäftsbezogenen Prozesse hinterlegen können. Durch Einbezug von definierten Regeln und geltenden Randbedingungen können Geschäftsprozesse transparenter und deren Verwaltung einfacher gemacht werden. Anhand der Simulation von Abläufen können eventuelle Schwächen oder Fehlplanungen leichter identifiziert werden. BRMS werden daher hauptsächlich in der Wirtschaft eingesetzt.



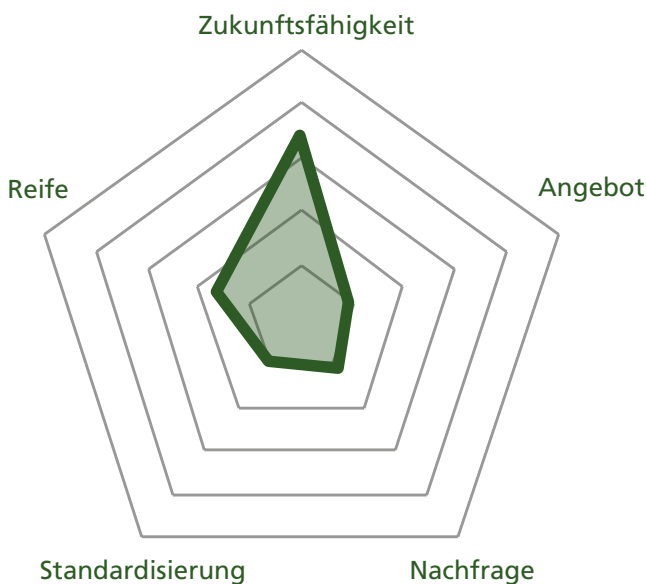
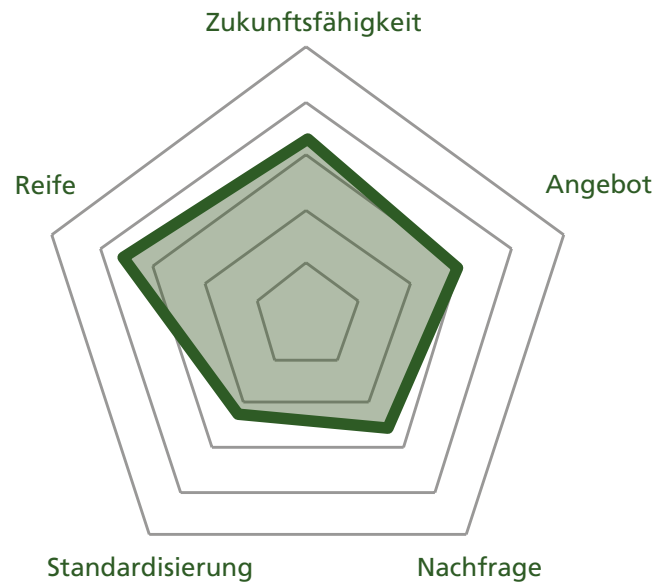
KÜNSTLICHE IMMUNSYSTEME

Künstliche Immunsysteme sind adaptive KI-Systeme, die IT-Systeme und Infrastrukturen schützen sollen. Sie ähneln in Struktur und Funktionsweise ihren biologischen Gegenstücken. Sie können aus vergangenen Ereignissen lernen, Wissen speichern und daraus neue Regeln zum Handeln ableiten. So verbessern sich Künstliche Immunsysteme durch jedes Problem, das ihnen gestellt wird. Sie können beispielsweise zum Entwickeln autonomer Sicherheitssysteme eingesetzt werden.



FUZZYLOGIK-SYSTEME

Fuzzylogik-Systeme sind KI-Systeme, die zusätzlich zur binären Logik auch Fuzzylogik nutzen. Fuzzylogik bezeichnet eine Logik, die nicht nur binäre Zustände (0 oder 1) kennt, sondern auch Zwischenformen. Durch Fuzzy-Variablen ist es beispielsweise möglich, den logischen Bereich zwischen warm und kalt besser zu beschreiben, was mit binärer Logik nicht möglich ist. Sachverhalte in der realen Welt lassen sich mit in Fuzzylogik modellierter Unschärfe genauer darstellen und simulieren. Fuzzylogik findet breite Anwendung in Steuerungssystemen und in der Verarbeitung natürlicher Sprache.



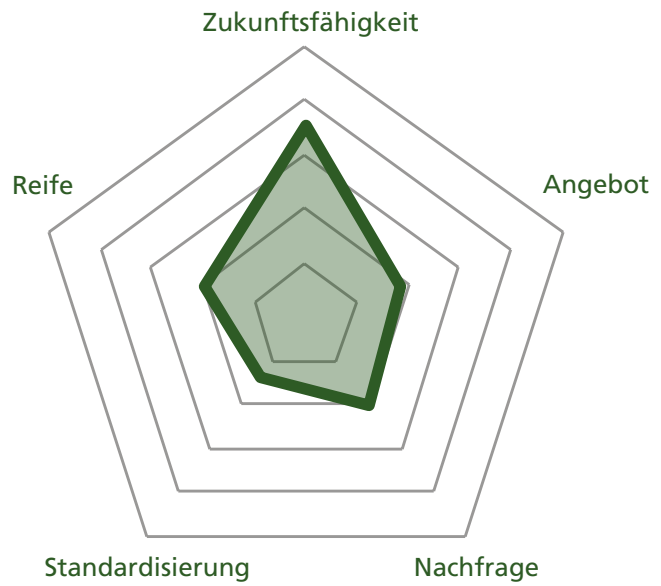
QUANTENLOGIK-SYSTEME





Quantenlogik-Systeme betten Quantenlogik und Quantenalgorithmen in KI-Systeme ein, um diese im Wesentlichen leistungsfähiger zu machen. Auch die KI-Bereiche der Suche und Optimierung können von der Anwendung von Quantenalgorithmen profitieren. Gewisse Prozesse der realen Welt können sogar erst durch Quantenlogik abgebildet werden. Quantenlogik-Systeme können perspektivisch beispielsweise bei der Verarbeitung natürlicher Sprache und in Prozesssimulationen eingesetzt werden.



META-PROGRAMMIERUNG

Meta-Programmierung bezeichnet KI-Systeme, die Software entwickeln. Ausgehend von klar definierten Schnittstellen und Zielen schreibt und testet ein KI-System ein Programm, das einem definierten Anforderungskatalog entspricht. Dazu gehören die Modellierung der Softwarearchitektur, die Generierung von Programmcode, die Optimierung der Laufzeit und das Speichermanagement. Meta-Programmierung spart signifikant Entwicklungszeit, ist aber mit erheblichem Konfigurationsaufwand verbunden.



						
Forschungs- förderung	Publikationen	Gründungen	Verhältnis Norment- würfe zu Normen	Suchanfragen	Patente	Social Media



4. GESELLSCHAFTLICHE AKZEPTANZ

Begründet durch die technologischen Fortschritte der letzten Jahre hat sich die Künstliche Intelligenz von einem wissenschaftlichen Nischendasein zu einem gesamtgesellschaftlich relevanten Thema entwickelt. Der Einsatz von KI-Systemen in alltäglichen Anwendungen wie Sprachassistenten, automatischen Übersetzungswerkzeugen oder Bilderkennung unterstreicht diese Entwicklung. Gleichzeitig zeigt eine repräsentative Befragung des Kompetenzzentrums Öffentliche IT eine gewisse Skepsis bei den Bürgern was den Einsatz von KI-Technologien betrifft. Während 43,8% KI als Bereicherung empfinden, steht fast ein Drittel dem Thema neutral gegenüber, etwa jeder Fünfte empfindet KI sogar als Bedrohung (siehe Abbildung 3). Als wesentliche Gründe für die Ablehnung werden unter anderem drohender Arbeitsplatzverlust, mangelnde rechtliche Rahmenbedingungen oder Sicherheitsrisiken bzw. die Fehleranfälligkeit angegeben. Jene, die KI hingegen als Bereicherung empfinden, nennen unter anderem Arbeitserleichterung oder Hilfe im Alltag sowie Effizienz und Wirtschaftsstärke als vorrangige Gründe.

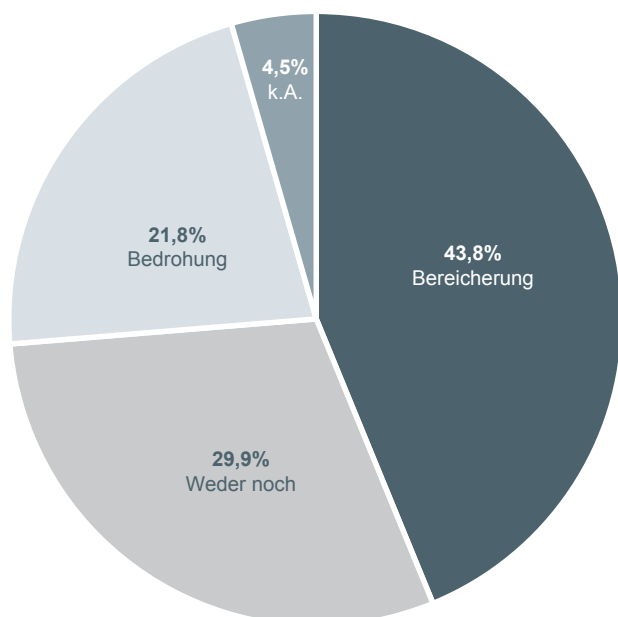
Die höchste Akzeptanz erhalten automatische Systeme dann, wenn sie nur unterstützend agieren, also ein Mensch die letztendliche Entscheidung trifft. Sobald KI-Systeme jedoch selbstständig Entscheidungen treffen, überwiegt die Ablehnung bei der Bevölkerung, mit einer Ausnahme: im Bereich der autonomen Fahrzeuge (siehe Abbildung 4).

Damit verbunden ist der Wunsch vieler Bürgerinnen und Bürger nach klaren politischen Rahmenbedingungen. Dies wird besonders deutlich, wenn die Bürger nach ihrer Zustimmung zu aktuellen politischen Forderungen befragt werden (siehe Abbildung 5). Mehr als 90 % der Befragten sind dafür, dass

- automatisiert getroffene Entscheidungen und automatisiert erzeugte Inhalte klar gekennzeichnet werden,
- KI-Systeme von einer unabhängigen Stelle kontrolliert werden können und
- der Staat sich für die Erfüllung seiner Aufgaben nicht auf KI-Systeme eines einzelnen Herstellers verlässt.

Dabei ist KI kein Thema, das in ferner Zukunft liegt. Ebenfalls mehr als 90 % der Befragten sehen den Staat in der Pflicht, jetzt Rahmenbedingungen für den Einsatz von KI zu schaffen.

Außerdem sehen etwa zwei von drei Befragten den Staat in der Verantwortung, allen einen Zugang zu geeigneten Trainingsdaten für die Entwicklung eigener KI-Systeme zu ermöglichen.



FRAGE: EMPFINDEN SIE KÜNSTLICHE INTELLIGENZ EHER ALS BEREICHERUNG ODER ALS BEDROHUNG?

Abbildung 3: Während viele in KI eine Bereicherung sehen, empfindet etwa jeder Fünfte sie als Bedrohung, wie eine repräsentative Befragung zum Thema Künstliche Intelligenz im Auftrag des Kompetenzzentrums Öffentliche IT im Dezember 2017 ergab.

ERFOLGE BEI DER ENTWICKLUNG VON
 KI KÖNNTEN DAS GRÖSSTE EREIGNIS IN
 DER GESCHICHTE DER ZIVILISATION SEIN.
 STEPHEN HAWKING

FRAGE: WIE WÜRDEN SIE ES FINDEN, ...

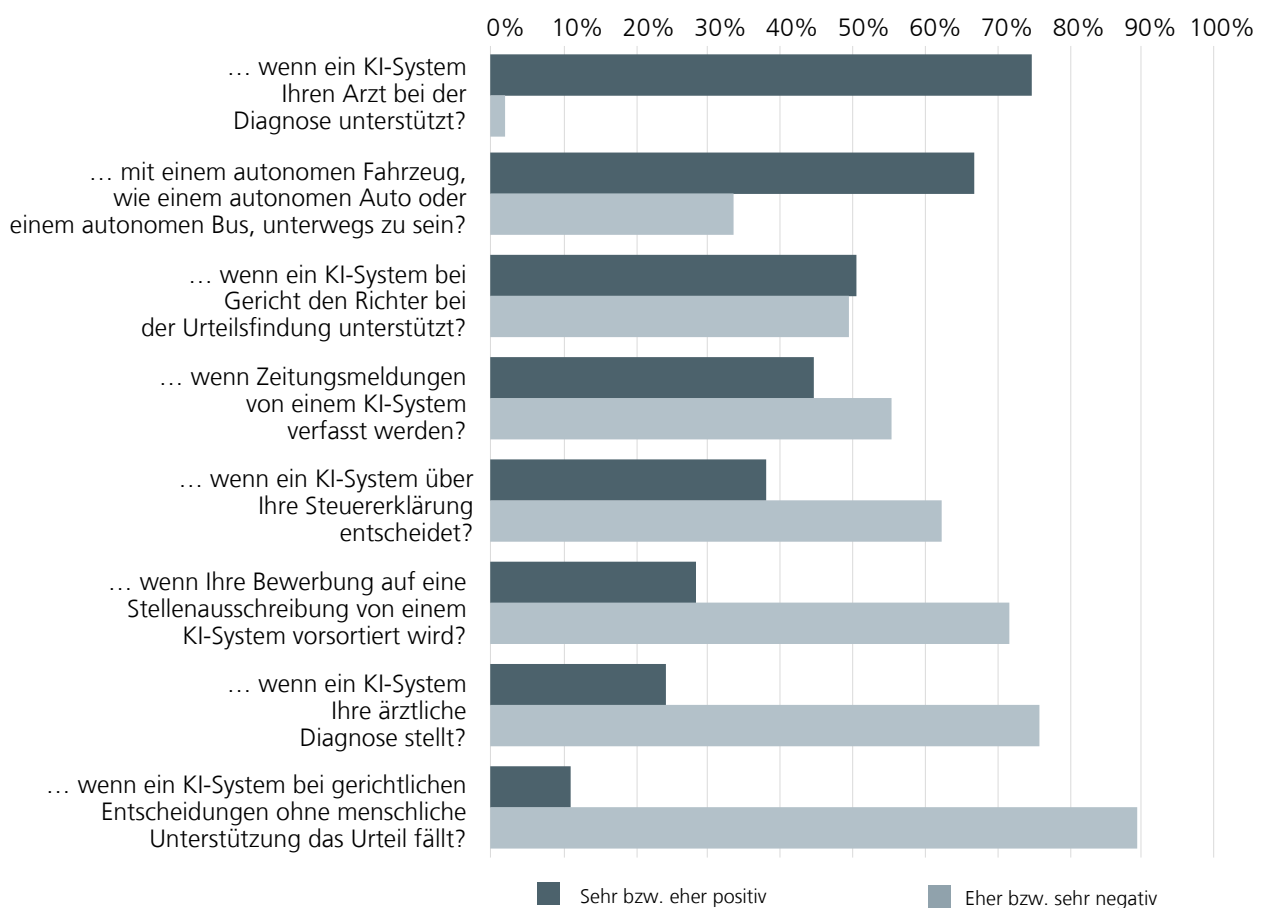


Abbildung 4: KI-Systeme werden eher als Unterstützungs- denn als Entscheidungssysteme akzeptiert. Repräsentative Befragung zum Thema Künstliche Intelligenz im Auftrag des Kompetenzzentrums Öffentliche IT im Dezember 2017

DIE GEFAHR, DASS DER COMPUTER
 SO WIRD WIE DER MENSCH, IST NICHT SO
 GROSS WIE DIE GEFAHR, DASS DER
 MENSCH SO WIRD WIE DER COMPUTER.
 KONRAD ZUSE

ZUSTIMMUNG ZU AKTUELLEN POLITISCHEN FORDERUNGEN

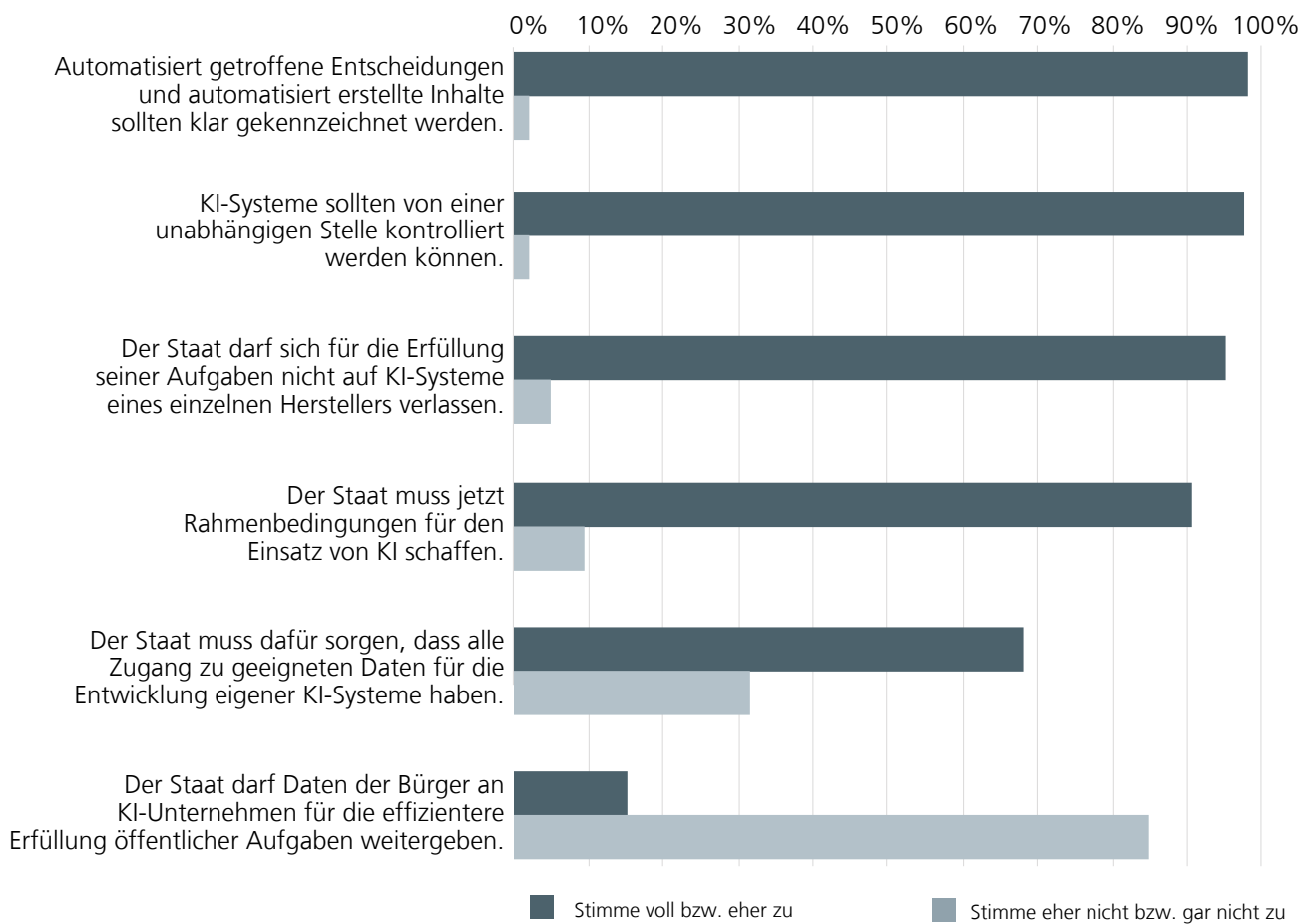


Abbildung 5: Zustimmung zu aktuellen politischen Forderungen im Kontext von KI basierend auf einer repräsentativen Befragung zum Thema Künstliche Intelligenz im Auftrag des Kompetenzzentrums Öffentliche IT im Dezember 2017

5. HANDLUNGSEMPFEHLUNGEN

Den durch KI hervorgerufenen gesellschaftlichen Wandel beobachten und die Entwicklung aktiv mitgestalten

KI-Systeme sind bereits im alltäglichen Leben angekommen, auch wenn sie nicht direkt als solche wahrgenommen werden. Sprachassistenten wie Siri, Alexa oder Google Now verändern die Mensch-Maschine-Interaktion. Empfehlungs- und Unterstützungssysteme sowie Assistenzsysteme haben Einfluss beispielsweise auf das Konsumverhalten. Nicht zuletzt werden auch durch KI-gestützte Automatisierung klassische Berufsbilder bedroht oder massiv verändert. Die sich daraus ergebenden Wandlungsprozesse in der Gesellschaft gilt es zu beobachten und Veränderungen frühzeitig zu identifizieren. Entsprechende Maßnahmen erfordern einen breiten gesellschaftlichen Diskurs.

Darüber hinaus sollte die Politik die Entwicklung aktiv mitgestalten, etwa durch Sektor-spezifische Regulierung. Die Schaffung einer unabhängigen Stelle, die die gesamtgesellschaftlichen Auswirkungen und den Einsatz von Algorithmen bewertet, könnte dabei ebenso hilfreich sein wie die Etablierung von Qualitätssiegeln.

Ausbildung im Bereich KI stärken

Mit der steigenden Nachfrage nach KI-Systemen und der zunehmenden »Smartifizierung« steigt auch die Nachfrage nach KI-Expertise. Die Ausbildung sowohl im Hochschul- als auch im handwerklich-industriellen Aus- und Weiterbildungsbereich muss auf diese Entwicklung reagieren. Dazu zählen neben der Vermittlung technologischer Grundlagen auch ethische Grundsätze und rechtliche Rahmenbedingungen.

Mitarbeiter in Wirtschaft oder Verwaltung, die mit KI-Systemen arbeiten, müssen die mittels KI automatisiert erzeugten Ergebnisse richtig einordnen und interpretieren können. Diese Kompetenzen erwerben zu können, muss durch ein geeignetes Weiterbildungs- und Schulungsangebot unterstützt werden.

Diversität bei der Entwicklung von KI-Systemen sicherstellen

Die Zuverlässigkeit und Qualität der Ergebnisse von KI-Systemen hängt sehr stark von den eingesetzten Algorithmen und Methoden sowie der Auswahl geeigneter Trainingsdaten ab. Letztere müssen beispielsweise diskriminierungs- und vorurteilsfrei sein. Um das zu erreichen, sollte bei der Entwicklung von KI-Systemen darauf geachtet werden, dass die Entwicklerteams interdisziplinär und interkulturell aufgestellt sind.

Monopole verhindern

Damit die Entwicklung von KI-Systemen nicht einer kleinen Elite vorbehalten bleibt, müssen neben umfangreicher KI-Expertise vor allem zwei Voraussetzungen erfüllt sein: Freier Zugang zu Software und Algorithmen sowie die Verfügbarkeit von Trainingsdaten. Während es bereits frei verfügbare Open-Source-Softwarelösungen für KI gibt, ist der Zugang zu Trainingsdaten schwierig. Zwar gibt es vereinzelte Initiativen, für freie Trainingsdaten, wie etwa das Common-Voice-Projekt der Mozilla Foundation³. Solche Ansätze bilden jedoch die Ausnahme und können mit den Datenbeständen großer datengetriebener Plattformen nicht mithalten. Die Verfügbarkeit nicht personenbezogener, hochqualitativer und frei verfügbarer Daten bzw. die Öffnung bislang proprietärer Trainingsdatenquellen wird zu einer gesellschaftspolitischen Aufgabe, die der Staat fördern und regulierend unterstützen sollte.

Forschung und Entwicklung gezielt fördern

Deutschland gehört zu den führenden Nationen im Bereich der KI-Forschung. Diese Führungsposition gilt es durch eine kluge Förderpolitik zu verteidigen. Im Mittelpunkt der Forschungsförderung müssen jene Aspekte stehen, die die Zuverlässigkeit und Akzeptanz von KI-Anwendungen steigern. Da viele der aktuell eingesetzten Verfahren Black-Box-Algorithmen sind, lassen sie keinen Einblick in den Entscheidungsfindungsprozess zu. Verfahren, die Nachvollziehbarkeit und Transparenz automatisiert getroffener Entscheidungen stärken, sollten daher in besonderem Maße gefördert werden.

Ex-post-Einsatz von KI-Software

Auch wenn KI-Systeme nur unterstützend eingesetzt werden und ein Mensch die letztendliche Entscheidung trifft, so stellt sich doch die Frage, inwiefern die Empfehlung eines KI-Systems nicht bereits eine De-facto-Entscheidung darstellt. Soll ein KI-System nur als Empfehlung für den menschlichen Entscheider dienen, ist es wichtig, an welcher Stelle im Entscheidungsfindungsprozess die Empfehlung einbezogen wird. In besonders sensiblen Bereichen würde ein Ex-post-Einsatz solcher KI-Systeme ermöglichen, dass ein menschlicher Entscheider sein Urteil zunächst eigenständig trifft und anschließend durch spezialisierte KI-Software überprüfen kann. Auf diese Weise könnte die Qualität einer Entscheidung zunehmen, die menschliche Urteils-komponente aber erhalten bleiben.

³ <https://voice.mozilla.org/data>

ANHANG A: METHODISCHE ANMERKUNGEN

Die Erhebung des Trendsonars erfolgte auf Basis eines Methodenmixes bestehend aus qualitativen und quantitativen Analysen. Die Einschätzung durch Expertinnen und Experten aus Forschung und Entwicklung im Bereich der Künstlichen Intelligenz stand dabei im Mittelpunkt.

Anhand einer teil-automatisierten Auswertung wissenschaftlicher Publikationen einschlägiger Journals und Programme von Konferenzen im Themenfeld der Künstlichen Intelligenz fand eine erste Auswahl **relevanter Technologietrends** statt. Dabei wurde der Zeitraum von 2006 bis 2017 ausgewertet.⁴ Außerdem wurden existierende Produkte im Bereich KI auf grundlegende Technologien untersucht und die Trendliste entsprechend erweitert. Ergänzt durch Literaturrecherchen und die unten näher beschriebenen, quantitativen Indikatoren wurden diese Technologietrends kategorisiert und hinsichtlich ihrer Relevanz bewertet.

Anschließend wurden die Trends mithilfe eines Online-Fragebogens durch 10 Expertinnen und Experten aus dem Bereich der KI-Forschung bewertet. Dabei wurden die fünf Dimensionen **Zukunftsfähigkeit, Reife, Angebot, Nachfrage** und **Standardisierung** jeweils auf einer Skala von null bis zehn eingeschätzt. Für die beiden Bereiche »Lernmethoden« und »Systeme und Architekturen« lagen nach Ende des Bewertungszeitraums für jeden Trend insgesamt zehn individuelle Einschätzungen vor, in der Kategorie »Algorithmen und Technologien« lag die Zahl bei 6. Um die Bewertung nicht durch Ausreißer zu verzerren, wurden diejenigen Bewertungen nicht in die Auswertung miteinbezogen, die um vier Punkte oder mehr von der nächsthöheren oder nächstniedrigeren Bewertung abwichen. Diese Erhebung wurde durch eine weitere Expertenrunde validiert. Hier wurden Abweichungen thematisiert. Außerdem wurde die Dimension **Zeitraum bis zum Durchbruch** für jeden Trend einzeln eingeschätzt.

Die quantitativen Erhebungen basieren auf einer Auswertung der im Folgenden beschriebenen Datenbanken. Dabei wurde jeweils eine Stichwortsuche zu den Technologien mit Synonymen inklusive englischer bzw. deutscher Übersetzungen und gängiger Abkürzungen durchgeführt.

Zur Analyse der **Forschungsförderprogramme** wurden Forschungsprojekte der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG)⁵ und des Community Research and Development Information Service (CORDIS)⁶ der EU analysiert sowie Daten aus den Elektronischen Forschungsförderinformationen (ELFI)⁷ und dem Förderkatalog (FöKat)⁸ des Bundes erhoben. Insgesamt wurden 705.832 Datensätze analysiert.

Die quantitative Analyse **wissenschaftlicher Publikationen** basiert auf den Datenbanken Scopus⁹ und IEEE Xplore¹⁰. Die Suchergebnisse wurden nach Erscheinungsdatum der Publikation kategorisiert. Dabei wurden die Publikationen in den Zeitabschnitten »2006 bis 2010« und »2011 bis 2017« zusammengefasst. Der Vergleich der Gruppen erlaubt Aussagen dazu, wie sich die Publikationstätigkeit zu einem Technologietrend entwickelt hat. Insgesamt enthalten die Datenbanken etwa 70 Millionen Datensätze.

Um **Gründungen** mit Bezug zu den einzelnen Technologietrends zu ermitteln, wurden Daten aus den Plattformen Crunchbase¹¹ und AngelList¹² und der Hoppenstedt Firmendatenbank¹³ ausgewertet. Dabei wurden alle Gründungen miteinbezogen, in deren Namen (Firmentitel) oder Beschreibung die Technologien explizit genannt wurden. Insgesamt wurden über 950.000 Datensätze ausgewertet.

Für die Analyse der **Normentwürfe und Normen** wurde die Datenbank des Deutschen Instituts für Normung e.V. (DIN)¹⁴ herangezogen. In ihr werden DIN-Normen, aber auch ISO-Normen, VDE-Normen oder technische Regeln und Normentwürfe aufgelistet. Die Anzahl der erfassten Normen und Entwürfe in der DIN-Datenbank wurde summiert. Basierend auf diesem Wert wurde das Verhältnis der Anzahl der Normen zur Anzahl der Entwürfe berechnet und abgebildet. Die Anzahl der Nor-

⁵ <http://gepris.dfg.de>

⁶ http://cordis.europa.eu/projects/home_de.html

⁷ <http://www.doso.elfi.info/elfi-2.0/start.jsp>

⁸ <http://foerderportal.bund.de/foekat>

⁹ <https://www.scopus.com>

¹⁰ <http://ieeexplore.ieee.org>

¹¹ <https://www.crunchbase.com>

¹² <https://angel.co/artificial-intelligence>

¹³ <https://www.hoppenstedt-firmendatenbank.de/>

¹⁴ <http://www.din.de/>

⁴ Die Quellen hierfür finden sich im Anhang B.

men und Entwürfe korrespondiert mit der Einschätzung zum Standardisierungsgrad. Ist die Anzahl der Entwürfe im Verhältnis zur Anzahl der Normen sehr klein, kann ein Trend als weitgehend etabliert betrachtet werden. Anders herum deutet ein hoher Anteil an Entwürfen auf eine große Dynamik des Technologietrends hin. Zum Zeitpunkt der Auswertung befanden sich 259.163 Datensätze in der Datenbank.

Für die **Suchanfragen** wurden Statistiken von Google Trends¹⁵ genutzt. Dabei wurde die Häufigkeit der Suchanfragen für die Jahre 2011 bis 2017 erfasst. Untersucht wurde, wie sich der Durchschnittswert der monatlichen Suchanfragen verändert hat. Dabei wurden die Häufigkeitsverläufe in die Kategorien »abnehmend«, »gleichbleibend« und »zunehmend« eingeteilt. Bei sehr ähnlichen Durchschnittswerten für das Zeitintervall wird angenommen, dass die öffentliche Aufmerksamkeit konstant blieb. Für einige sehr neue Trends liegen noch keine Statistiken vor.

Zur Auswertung existierender **Patente** wurden die Datenbanken von PatBase¹⁶ und des United States Patent and Trademark Office (USPTO)¹⁷ herangezogen, letztere durch den Einsatz der Software »PatMonitor«. Es wurden nur erteilte Patente gezählt, Patentanmeldungen sind nicht in den Daten enthalten. Einbezogen wurden Patente, die entweder direkt auf eine Technologie bezogen sind oder in denen die Technologie genannt wird. Die Daten wurden rein quantitativ erhoben und wurden größtmäßig in die Kategorien »gering«, »mittel« und »hoch« eingeteilt. Technologien, deren Patentanzahl im Bereich 0 – 100 liegt, werden in die Kategorie »gering« eingeordnet. Die Kategorie »mittel« bezeichnet die Technologien, die zwischen 100 und 1000 Einträge aufweisen. Die restlichen Technologien

haben eine Patentanzahl von über 1000 und werden der Kategorie »hoch« zugewiesen. Insgesamt wurden über 109 Millionen Datensätze automatisiert ausgewertet.

Die Kategorie **Social Media** basiert auf einer Auswertung von Beiträgen auf der Social-Media-Plattform Twitter¹⁸. Durch die Twitter-API wurden Tweets gesammelt, in denen die Stichwörter enthalten sind. Relevant war dabei der Erstellungszeitraum von 2011 bis 2017. Stichwörtern, die mit einer Häufigkeit von 0 – 1000 im Zeitraum vorkamen, wird die Kategorie »gering« zugewiesen. Die Kategorie »mittel« bezeichnet eine Häufigkeit von 1000 – 10000. Stichwörter, die über 10000-mal erwähnt wurden, erhalten die Kategorie »hoch«. Die Erhebung wurde mithilfe einer eigenentwickelten Software durchgeführt.

¹⁸ <https://twitter.com/>

¹⁵ <https://trends.google.de/trends/>

¹⁶ <http://patbase.com>

¹⁷ <https://www.uspto.gov/>

ANHANG B: QUELLENVERZEICHNIS

Grosch, Dorian (2018): »Neuronale Netze«. In: Weber, Mike (Hrsg.), ÖFIT-Trendschau: Öffentliche Informationstechnologie in der digitalisierten Gesellschaft. Kompetenzzentrum Öffentliche IT, Berlin <http://www.oeffentliche-it.de/-/neuronale-netze>

Lakemeyer, Gerhard (2017): »Künstliche Intelligenz«. In: Konrad-Adenauer-Stiftung (Hrsg.), Analysen & Argumente, Ausgabe 261, Juni 2017

Mozilla Foundation: The Common Voice Project. <https://voice.mozilla.org/data>

Opiela, Nicole; Hoepner, Petra; Weber, Mike (2016): »Das ÖFIT-Trendsonar der IT-Sicherheit«, 1. Auflage Mai 2016. Kompetenzzentrum Öffentliche IT, Berlin. www.oeffentliche-it.de/publikationen bzw. www.oeffentliche-it.de/trendsonar

Tiemann, Jens et al. (2018): »Vorhersagende Polizeiarbeit«. In: Weber, Mike (Hrsg.), ÖFIT-Trendschau: Öffentliche Informationstechnologie in der digitalisierten Gesellschaft. Kompetenzzentrum Öffentliche IT, Berlin. <http://www.oeffentliche-it.de/-/vorhersagende-polizeiarbeit>.

Wikipedia. <https://de.wikipedia.org/wiki/>

Für die Auswahl der Technologietrends wurden wissenschaftliche Publikationen aus dem Feld der Künstlichen Intelligenz ausgewertet. Dazu wurden repräsentative Journals und Konferenzen sowie einzelne Artikel zu speziellen Technologien analysiert. Im Kern wurden dabei die folgenden Publikationen verwendet:

- AAAI Publications: <https://www.aaai.org/ocs/index.php>
- AAAI Conference on Artificial Intelligence: <https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/index/schedConfs/archive>
- Knowledge Representation and Reasoning Conference: <https://www.aaai.org/ocs/index.php/KR/index/schedConfs/archive>
- AI Magazine: <https://www.aaai.org/ojs/index.php/aimagazine/index>
- Springer-Verlag, Künstliche Intelligenz – Bücher und Zeitschriften: <http://www.springer.com/de/it-informatik/kuenstliche-intelligenz>
- Artificial Intelligence Review: <https://link.springer.com/journal/10462>

- Neural Computing and Applications: <http://www.springer.com/computer/ai/journal/521>
- Applied Intelligence: <https://link.springer.com/journal/10489>
- Annals of Mathematics and Artificial Intelligence: <http://www.springer.com/computer/ai/journal/10472>
- Machine Learning: <http://www.springer.com/computer/ai/journal/10994>
- Advances in Artificial Intelligence <http://www.springer.com/de/book/9783642406423>
- Multi-disciplinary Trends in Artificial Intelligence: <https://www.springer.com/de/book/9783642257247>
- KI – Künstliche Intelligenz: <http://www.springer.com/journal/13218>
- Lones, Michael A.; Fuente, Luis A.; Turner, Alexander P.; Caves, Leo S. D.; Stepney, Susan; Smith, Stephen L. & Tyrrell, Andy M.: »Artificial Biochemical Networks: Evolving Dynamical Systems to Control Dynamical Systems«. In: IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 18, no. 2, April 2014. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=6423886>
- Huang, Guang-Bin: »What are Extreme Learning Machines? Filling the Gap Between Frank Rosenblatt's Dream and John von Neumann's Puzzle«. In: Cognitive Computation (2015) 7, S. 263 – 278, Springer. <http://www.ntu.edu.sg/home/egbhuang/pdf/ELM-Rosenblatt-Neumann.pdf>
- Qing, Anyong: »Differential Evolution: Fundamentals and Applications in Electrical Engineering«. Wiley-IEEE Press, 2009. <http://eu.wiley.com/WileyCDA/WileyTitle/productCd-0470823925.html>

Alle angegebenen Links wurden zuletzt am 05.04.2018 abgerufen.



GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
des Innern

 **Fraunhofer**
FOKUS

KONTAKT

Christian Welzel, Dorian Grosch
Kompetenzzentrum Öffentliche IT (ÖFIT)
Tel.: +49 30 3463-7173
Fax: +49 30 3463-99-7173
info@oeffentliche-it.de

Fraunhofer-Institut für
Offene Kommunikationssysteme FOKUS
Kaiserin-Augusta-Allee 31
10589 Berlin

www.fokus.fraunhofer.de
www.oeffentliche-it.de
Twitter: @OeffentlicheIT

ISBN: 978-3-9818892-4-6

