

**DI(FH) Thomas Kern**

*Leiter des Centers of Excellence für technische Innovation in der Medizin (TImed CENTER) sowie des Research Centers am Campus Linz, Fachhochschule Oberösterreich*

# Dr. med. K. I. Digital

<b>1. Einführung</b>	<b>10</b>
<b>2. Was ist eigentlich Intelligenz?</b>	<b>12</b>
<b>3. Was ist Künstliche Intelligenz?</b>	<b>13</b>
<b>4. Was ist Maschinelles Lernen?</b>	<b>15</b>
<b>5. Traditionelle Künstliche Intelligenz und Anwendungen in der Medizin</b>	<b>17</b>
<b>6. Starke Künstliche Intelligenz</b>	<b>33</b>
<b>7. Welche Vorteile kann KI der Medizin bieten?</b>	<b>34</b>
<b>8. Herausforderungen und ethische Überlegungen</b>	<b>36</b>
<b>9. Fazit</b>	<b>39</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>40</b>

*Die Künstliche Intelligenz (KI) eröffnet völlig neue, oft unerwartete und bisweilen bahnbrechende Nutzungsmöglichkeiten. Sie durchdringt mittlerweile viele Lebensbereiche. Realisiert werden heute vor allem digitale Assistenzsysteme in unseren Autos und Smartphones, Text-, Bild- und Videogeneratoren, die verblüffende und manchmal auch verstörende Ergebnisse erzeugen, professionelle Anwendungen in Forschung, Wirtschaft und Industrie sowie zunehmend auch in der Medizin. Hier verspricht sie beispielsweise eine akkurate und effiziente Diagnoseunterstützung, auch von seltenen Erkrankungen, ein individuelleres Versorgungsangebot für Patient\*innen oder eine erhebliche Entlastung für das medizinische Personal.*

*Bei all ihrem Potential stellt uns der Umgang mit dieser Technologie ob der Vielfalt an Methoden und Einsatzbereiche aber auch vor neue Herausforderungen. Was ist diese KI eigentlich, wie funktioniert sie und wie trifft sie ihre Entscheidungen? Was bedeutet ihre Anwendung im Gesundheitsbereich für Patient\*innen, Ärzt\*innen, Pfleger\*innen und welche sozialen, rechtlichen und ethischen Fragestellungen sind zu bedenken?*

# 1. Einführung

Künstliche Intelligenz (kurz KI, oder auf Englisch: Artificial Intelligence, AI) durchdringt immer mehr Bereiche der Technik und damit auch unseres täglichen Lebens, sei es am Smartphone als Sprachassistent, beim Einkaufen als Style-Beratung, im Auto als teilautonome Chauffeurin oder in der Medizin als spezialisierte augmentierte Kollegin, die Diagnosevorschläge liefert.

KI-basierte, digitale Assistenzsysteme ermöglichen eine immer akkuratere Spracherkennung, liefern besser passende Suchergebnisse oder Produktvorschläge, steuern unsere Fahrzeuge zunehmend autonom durch den Verkehr, leiten uns dabei möglichst ohne Stau und umweltfreundlich ans Ziel oder helfen sogar, seltene Erkrankungen zu diagnostizieren.

Dabei gibt es keineswegs nur eine Art der Künstlichen Intelligenz. Vielmehr umfasst sie eine Vielzahl von Methoden, zu denen u.a. verschiedene Wissensrepräsentationsarten, Methoden des logischen Schließens, maschinelles Lernen, Künstliche Neuronale Netze oder die Verarbeitung natürlicher Sprache gehören.

Sie kann automatisiert Muster oder Abhängigkeiten in verschiedensten Datenbeständen entdecken und Zusammenhänge sichtbar machen. So wird neues, manchmal unerwartetes und automatisiert verwertbares Wissen extrahiert, um beispielsweise in industrieller Anwendung schneller und fundierter Entscheidungen treffen und komplexe Prozesse effektiver steuern oder in der Logistik Transportkosten sparen zu können. Auch in der Medizin unterstützt der Einsatz unter anderem in der frühzeitigen Erkennung von Komplikationen und der Vermeidung von Fehlern.

Schon diese wenigen Beispiele lassen die große Bandbreite an Umsetzungsmöglichkeiten und Anwendungsgebieten erahnen. KI wird daher gerne mit zusätzlichen Attributen wie klassifizierend, prädiktiv oder zuletzt insbesondere generativ versehen. Je nach Anwendungsfall wird sie aber auch z.B. als industriell, menschenzentriert oder medizinisch kategorisiert. Man bezeichnet sie manchmal zudem als eingebettet, kognitiv, tief, Black-Box, White-Box oder erklärungsfähig.

Ihre Vielseitigkeit verheißt völlig neue und ungeahnte Nutzungsmöglichkeiten ebenso wie vielversprechende Geschäftsmodelle, stellt ihre Nutzer\*innen aber auch vor ganz neue Herausforderungen: Kann KI selbst entscheiden? Darf sich der Mensch als Kontrollinstanz zurücknehmen?

So nützlich KI auch sein kann, so sehr verlangt sie von ihren Nutzer\*innen auch, sie auf eine kompetente und verantwortungsvolle Art und Weise zu verwenden. So verleiten die seit gut einem Jahr bekannten generativen KI-Anwendungen wie ChatGPT ob ihrer erstaunlich eloquenten Ausdrucksweise zu einem blinden Vertrauen in die präsentierten Ergebnisse. Es scheint, als wüssten sie über das Thema Bescheid. Dabei reihen sie doch nur die im Kontext wahrscheinlichsten Wortketten (Tokens) aneinander. Sie tun das allerdings so wortgewandt, dass Wahrheit und Halluzination, insbesondere für Laien im jeweiligen Fachgebiet, schwer voneinander zu unterscheiden sind.

Auch in klassifizierenden oder prädiktiven Systemen kann es durchaus passieren, dass versteckte Vorurteile aus der Vergangenheit propagiert und sogar verstärkt werden. Eine Verzerrung (ein Bias) in den zugrundeliegenden Trainingsdaten kann auch bei medizinischen Anwendungen zu falschen Schlussfolgerungen verleiten.

In diesem Artikel möchte ich im Kontext KI in der Medizin folgende Themen speziell unter die Lupe nehmen:

- Was ist Künstliche Intelligenz?
- Wie hat KI in die Medizin Einzug gehalten?
- Welche aktuellen Anwendungen gibt es?
- Abgerundet wird der Artikel mit einer Diskussion über Vorteile, Herausforderungen und ethische Überlegungen.

## 2. Was ist eigentlich Intelligenz?

Bis heute gibt es noch keine einheitliche Definition des Begriffs „Intelligenz“ an sich. Die Forschung ist sich nicht einig, was alles zu dieser Fähigkeit gehört bzw. wann jemand (oder etwas) intelligent ist.

- Wenn eine Person (oder etwas) analytisch denken kann und Probleme schnell löst?
- Wenn eine Person (oder etwas) sehr kreativ ist?
- Wenn eine Person (oder etwas) sich gut in andere Menschen hineinversetzen kann?

Wikipedia meint dazu: „Intelligenz (...) ist die kognitive bzw. geistige Leistungsfähigkeit speziell im Problemlösen. Der Begriff umfasst die Gesamtheit unterschiedlich ausgeprägter kognitiver Fähigkeiten zur Lösung eines logischen, sprachlichen, mathematischen oder sinnorientierten Problems. Da einzelne kognitive Fähigkeiten unterschiedlich stark ausgeprägt sein können und keine Einigkeit darüber besteht, wie diese zu bestimmen und zu unterscheiden sind, gibt es neben der bereits erwähnten Definition keine weiterführende, allgemeingültige Definition der Intelligenz. Vielmehr schlagen die verschiedenen Intelligenztheorien unterschiedliche Operationalisierungen des alltagssprachlichen Begriffs vor.“ (Wikipedia 2024)

Dementsprechend viele unterschiedliche Definitionen sind in der Literatur zu finden. Man spricht beispielsweise auch von emotionaler, sozialer, praktischer, ästhetischer, erweiterter, ... und natürlich auch künstlicher Intelligenz.

### 3. Was ist Künstliche Intelligenz?

Ziel der KI-Forschung ist die Herstellung von intelligenten Agenten bzw. möglichst guter (autonomer, lernender, automatischer) Informationssysteme. Diese Idee ist allerdings bereits viele Jahre alt.

John McCarthy formulierte bereits im Jahr 1956: „Eine künstliche Intelligenz ist eine Maschine, die ihre Umgebung wahrnimmt und zielorientiert intelligente Aktionen durchführt – die kognitive Fähigkeiten wie Lernen, Planen, logisches Schließen und Lösen von Aufgaben realisiert.“<sup>1</sup>

Trotz des aktuellen Hypes gibt es so eine Maschine tatsächlich bis heute nicht. Es gibt schon gar nicht DIE EINE KI-Technologie. Vielmehr handelt es sich um ein Bündel verschiedenster Strömungen in Technologie und Forschung, wie z.B. symbolische, datengetriebene (nichtsymbolische) Ansätze des maschinellen Lernens. Speziell die sogenannten Deep-Learning-Technologien verzeichneten in den letzten zehn Jahren massive Durchbrüche. Durch neue Algorithmen und andere technische Fortschritte konnten sehr große neuronale Netze auf großen Datenmengen trainiert werden. Vor etwas über einem Jahr befeuerte der Chatbot ChatGPT des US-amerikanischen Softwareunternehmens OpenAI<sup>2</sup> die öffentliche Wahrnehmung dieser Entwicklungen abermals.

**Künstliche Intelligenz, KI bzw. Artificial Intelligence, AI** ist die Fähigkeit einer Maschine, Aufgaben auszuführen, die normalerweise menschliche Intelligenz erfordern. Dazu können viele verschiedene Technologien und Algorithmen genutzt werden, die sich grundlegend in drei verschiedene Unterkategorien teilen lassen: Traditionelle KI, Schwache KI und Starke KI. Zur besseren Einordnung und zum besseren Verständnis der zugehörigen maschinellen Lernmechanismen werden die verschiedenen KI-bezogenen Begriffe in Abbildung 1 im Überblick dargestellt und vereinfacht kategorisiert.

---

1 SITNFlash 2017

2 <https://openai.com/>

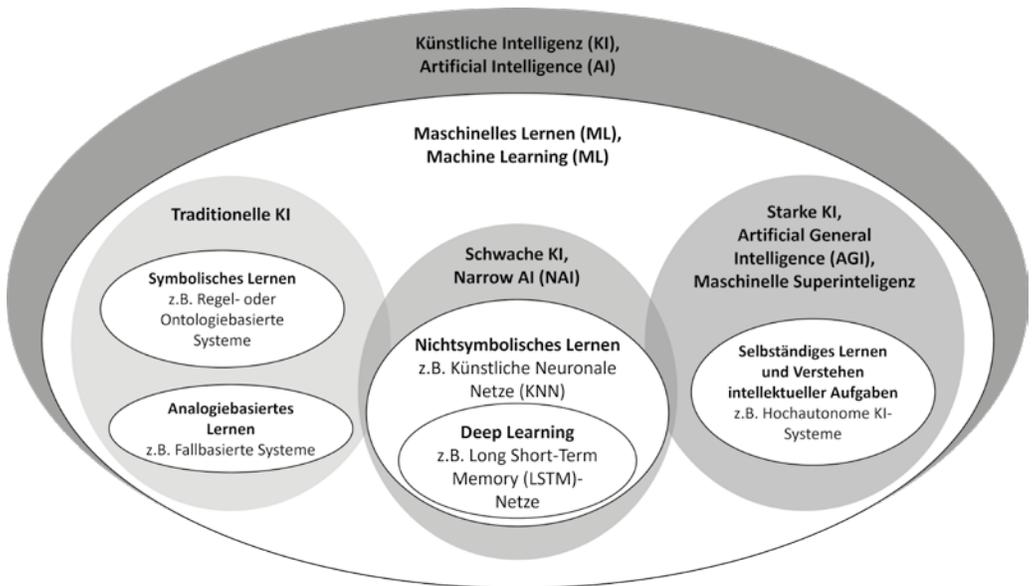


Abb. 1: Arten der Künstlichen Intelligenz und des Maschinellen Lernens.

Welche Fähigkeiten sollten KI-Systeme grundsätzlich haben?

- **Häufig: Verarbeitung natürlicher Sprache** für die Kommunikation, aber auch: Datenreihen, Bilder und Videos etc.
- **Wissensrepräsentation** zur Speicherung von Information vor und während der Kommunikation.
- **Maschinelles Lernen**, um sich an neue Umstände anzupassen und typische Muster zu entdecken.
- **Automatisches Schlussfolgern** zur Beantwortung der Fragen aus dem gespeicherten Wissen und um neue Schlüsse zu ziehen.
- **Erklärungsfähigkeit**, um für Nutzer\*innen nachvollziehbar erläutern zu können, wie das System zu den Schlussfolgerungen, Entscheidungen bzw. Ergebnissen gekommen ist (Explainable AI). Nicht alle Methoden sind dazu in der Lage.

## 4. Was ist Maschinelles Lernen?

Tom Mitchell, Professor an der Carnegie Mellon University und ab 2006 erster Leiter der Abteilung Maschinenlernen definierte bereits 1997: „Der Bereich des maschinellen Lernens befasst sich mit der Frage, wie man Computerprogramme konstruiert, die sich mit zunehmender Erfahrung automatisch verbessern.“<sup>3</sup>

Menschen lernen, vereinfacht gesagt, aus Erfahrungen (Informationen aus der Vergangenheit) und erzeugen daraus Wissen (vernetzte, organisierte Information zur Problemlösung).

Beim nichtsymbolischen, maschinellen Lernen generiert ein künstliches System (ein Algorithmus) aus Trainingsdaten (=Erfahrungen) ein statistisches Modell für Muster und Gesetzmäßigkeiten (=Wissen). Nach dieser Lernphase sollte also eine Funktion  $f$  (= das verallgemeinerte statistische Modell) gefunden worden sein, mit der in Zukunft aus jeder beliebigen Eingabe  $x$  die gewünschte Ausgabe  $y$  erzeugt werden kann (s. Abbildung 2).

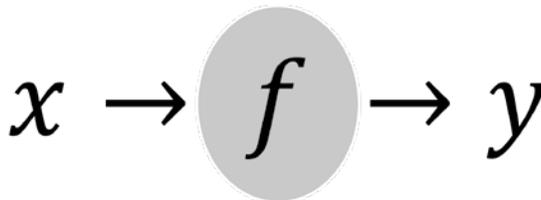


Abb. 2: Ein- und Ausgabe einer maschinell gelernten Funktion.

Diese so gelernte Funktion  $f$  kann unterschiedliche, aber spezialisierte Aufgaben erfüllen. Dazu gehören beispielsweise die Klassifikation, Regressionsanalysen oder die Generierung von Inhalten:

- Unter Klassifikation wird die Zuordnung von Elementen zu bestehenden Klassen aufgrund ihrer betrachteten Eigenschaften verstanden. Die Anwendungsgebiete in der Medizin sind mannigfaltig. Sie ermöglichen z.B. die Erkennung und Zählung bestimmter Zelltypen in histologischen Schnitten, die Diagnose von Erkrankungen aus CT- oder MRT-Bildern, die Diagnose von Herzerkrankungen oder generativen Erkrankungen des Gehirns aus EKG- oder EEG-Signalen oder die Erkennung von Depression aus Sprach- und Bewegungsmustern.

3 Kathleen 2018

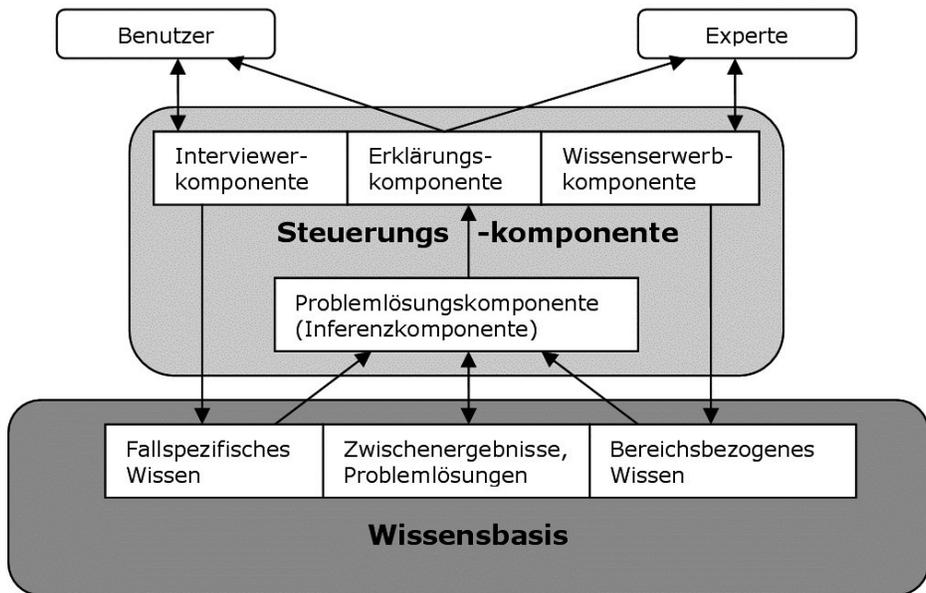
- Die Regressionsanalyse ist ein statistisches Analyseverfahren. Mit Hilfe der Regression kann untersucht werden, wie gut man die Werte einer Variable mit den Werten einer oder mehrerer anderer Variablen vorhersagen kann. Je stärker der Zusammenhang zwischen den Variablen ist, desto besser kann sie durch andere vorhergesagt werden. So können beispielsweise Prognosen über Krankheitsverläufe von Intensivpatient\*innen aufgrund von Vitalparametern, Laborwerten und weiterer Daten aus der Patient\*innenakte gestellt oder die richtige Dosierung von Medikamenten bestimmt werden.
- Textgeneratoren können Mediziner\*innen z.B. bei der Dokumentation unterstützen, textuelle Beschreibung von Bildern erstellen, automatisiert Zusammenfassungen von umfangreichen medizinischen Publikationen anfertigen oder Texte in verschiedene Sprachen übersetzen.

Der aktuelle KI-Hype beruht größtenteils auf mehrschichtigem, tiefgehendem Lernen (Deep Learning). Damit können große Künstliche Neuronale Netze (KNN) mit einer komplexen inneren Struktur aufgebaut werden. Dennoch haben auch traditionelle regel-, ontologie- oder analogiebasierte Ansätze nach wie vor ihre Berechtigung. Auch hybride Formen der Wissensverarbeitung sind möglich, um die unterschiedlichen Wissensbestände in neue Problemlösungen zu integrieren.

## 5. Traditionelle Künstliche Intelligenz und Anwendungen in der Medizin

Die traditionelle KI umfasst jene Systeme, deren Wissen von menschlichen Expert\*innen durch symbolisches oder analogiebasiertes Lernen eingepflegt wurde. Sie werden daher häufig auch als Expert\*innensysteme bezeichnet. Zu ihnen gehören z.B. regelbasierte, ontologiebasierte oder fallbasierte Systeme.

Ihr Aufbau folgt meist dem in Abbildung 3 dargestellten Schema. Solche Systeme bestehen aus einer Benutzer\*innenschnittstelle mit drei Dialogkomponenten, um die Wissensbasis zu befüllen, Wissen abzufragen und die maschinell gezogenen Schlussfolgerungen (Inferenzen) zu erklären. Die sogenannte Problemlösungs- oder Inferenzkomponente ist in der Lage, aus implizit vorhandenem Wissen neues explizites Wissen zu erzeugen. In der Wissensbasis wird das Wissen gesammelt und explizit repräsentiert. Das Wissen kann z.B. logikbasiert (z.B. in Form von Produktionsregeln oder Ontologien), aber auch fallbasiert (in Form von Problem- und Lösungsbeschreibungen in natürlicher Sprache) repräsentiert werden. Wichtig dabei ist, dass der Schlussfolgerungsmechanismus (Reasoner) in der Inferenzkomponente zur jeweiligen Wissensrepräsentation passen muss.



Heinsohn, J. & Socher-Ambrosius, R.: Wissensverarbeitung (1999).

Abb. 3: Architektur Wissensbasierter Systeme (Heinsohn 1999).

**Regelbasierte Systeme, bzw. Rule-based Systems,** nutzen fest kodierte Wenn-Dann-Regeln, die von Menschen programmiert wurden. Ein sogenannter Regelinterpretier ist in der Lage, diese Regeln auszuwerten und neue Fakten zur Beantwortung von zuvor definierten Fragestellungen zu produzieren.

Eines der ersten traditionellen KI-Systeme wurde bereits in den 1970er Jahren an der Stanford University entwickelt. **MYCIN** war ein medizinisches Expert\*innensystem, das zur Diagnose und Therapie von Infektionskrankheiten durch Antibiotika entwickelt wurde, um den Einsatz von Antibiotika in Abhängigkeit vom jeweiligen Krankheitsbild zu optimieren. Dazu nutzte es ein Produktionsregelsystem mit rund 450 Regeln (s. Abbildung 4).<sup>4</sup>

Die beiden wesentlichen Herausforderungen dabei waren, dass dafür kein allgemeines theoretisches Modell verfügbar war und Unsicherheiten im medizinischen Wissenstand berücksichtigt werden mussten. MYCIN lieferte damit durchwegs gute Diagnosevorschläge, dennoch war zu dieser Zeit die allgemeine Akzeptanz von solchen Expert\*innensystemen noch gering.

4 Buchanan und Shortliffe 1985

**RULE035**

PREMISE: (\$AND (SAME CNTXT GRAM GRAMNEG)  
(SAME CNTXT MORPH ROD)  
(SAME CNTXT AIR ANAEROBIC))

ACTION: (CONCLUDE CNTXT IDENTITY BACTEROIDES TALLY .6)

IF: 1) The gram stain of the organism is gramneg, and  
2) The morphology of the organism is rod, and  
3) The aerobicity of the organism is anaerobic

THEN: There is suggestive evidence (.6) that the identity  
of the organism is bacteroides

**FIGURE 4-3 A MYCIN rule, in both its internal (LISP) form and English translation. The term CNTXT appearing in every clause is a variable in MYCIN that is bound to the current context, in this case a specific organism (ORGANISM-2), to which the rule may be applied.**

Abb. 4: Beispiel für eine Regel aus dem MYCIN-System (Buchanan und Shortliffe 1985).

**Ontologiebasierte Systeme** nutzen Ontologien und Ontologiesprachen, um ein gemeinsames, eindeutiges Vokabular zur Kommunikation (z.B. für Forscher\*innen innerhalb eines Wissenschaftsbereichs) und für die Interoperabilität (den Datenaustausch über Systemgrenzen hinweg) zu ermöglichen. Sie verknüpfen die verwendeten Begriffe mit logischen Relationen. Verschiedene bestehende, aber auch verteilte Wissensbestände können damit strukturiert, zusammengefügt, durchsucht und erweitert werden. Neben der expliziten formalen Spezifikation der verwendeten Begriffe enthalten Ontologien auch Inferenz- und Integritätsregeln und sind ein integraler Bestandteil des sogenannten Semantic Web (Wikipedia 2023).

Speziell in der Bio- und Medizininformatik spielen Ontologien eine große Rolle, wie z.B. die **Gene Ontology (GO)**<sup>5</sup>, die als Wissensdatenbank die Funktionen von Genen beschreibt. Das Wissen ist sowohl menschenlesbar als auch maschinenverarbeitbar und dient damit als Grundlage für die computerbasierte, molekularbiologische Analyse, genetische Experimente und die biomedizinische Forschung.

Die Struktur der Gene Ontology kann in Form eines Graphen beschrieben werden, in dem jeder Begriff ein Knoten ist und die Beziehungen zwischen den Begriffen als Kanten zwischen den Knoten dargestellt werden. Zum Beispiel hat der biologische Prozessbegriff Hexose-Biosyntheseprozess in Abbildung 5 zwei übergeordnete Begriffe, Hexose-Stoffwechselprozess und Monosaccharid-Biosyntheseprozess. Dies zeigt das Faktum, dass der biosynthetische Prozess ein Subtyp des metabolischen Prozesses ist und eine Hexose ein Subtyp eines Monosaccharids ist.

<sup>5</sup> <https://geneontology.org/>

Ein weiteres Beispiel ist die **Systematisierte Nomenklatur der Medizin (SNOMED)**.<sup>6</sup> Die aktuelle Version SNOMED-CT (Clinical Terms) ist ein ontologie-basierter Terminologiestandard, eine kontrollierte Sprache, um klinische Inhalte unabhängig von natürlichen Sprachen weitgehend eindeutig und möglichst präzise zu beschreiben.

Auch die **Medical Subject Headings (MeSH)**<sup>7</sup> stellen ein kontrolliertes und hierarchisch organisiertes Vokabular zur Verfügung. Es dient zur Indizierung, Katalogisierung und Suche nach biomedizinischen und gesundheitsbezogenen Informationen und wird für die Indexierung von Artikeln in **PubMed**<sup>8</sup> verwendet. Diese Metadatenbank enthält mehr als 36 Millionen Zitate aus der biomedizinischen Literatur aus MEDLINE, biowissenschaftlichen Fachzeitschriften und Online-Büchern.

---

6 <https://www.snomed.org/>

7 <https://www.nlm.nih.gov/mesh/meshhome.html>

8 <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/>

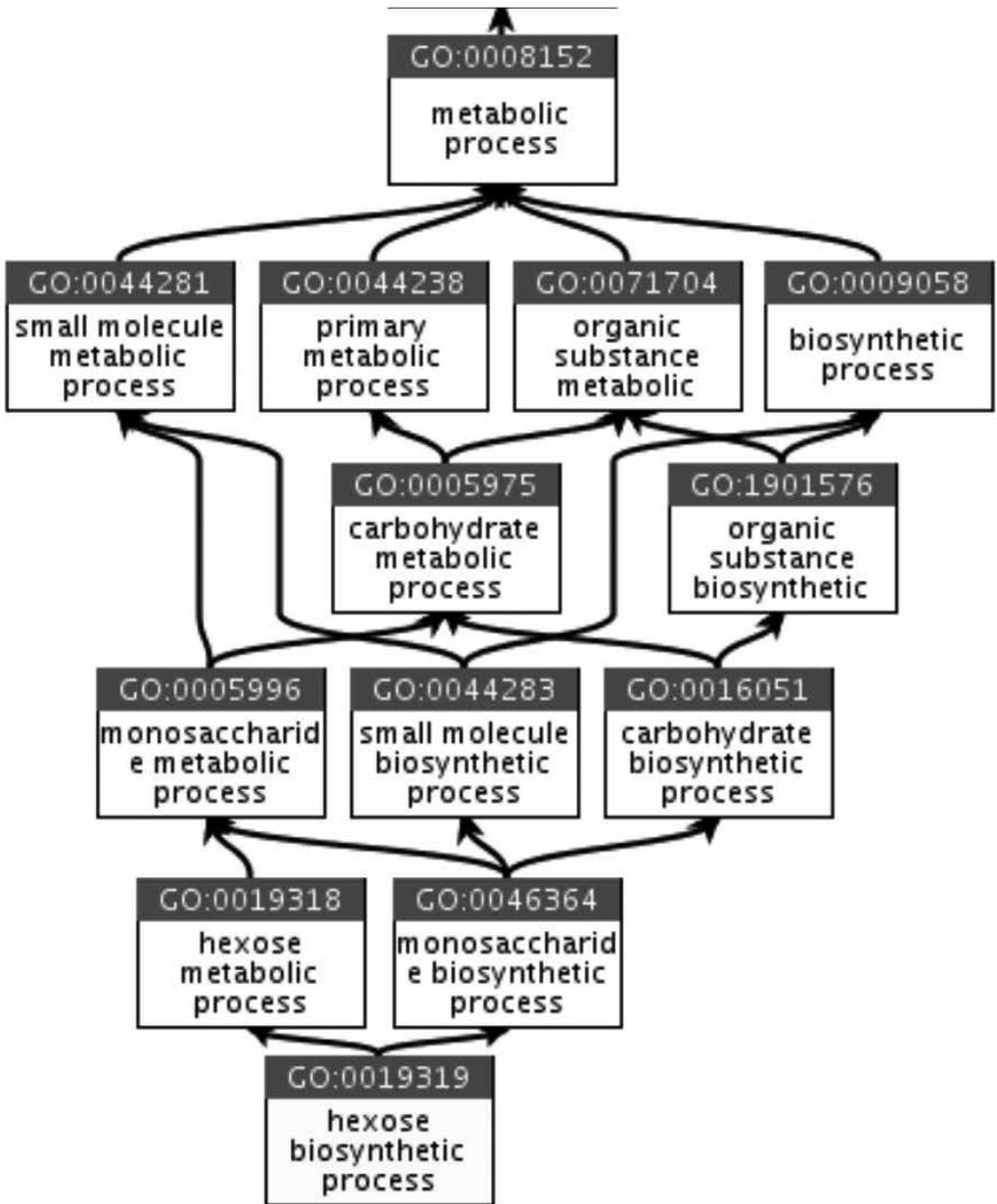


Abb. 5: Ausschnitt aus dem Gene Ontology Graphen (Gene Ontology Resource 2024).

**Schließen bzw. Case-based Reasoning (CBR)** liefert eine Problemlösung durch Analogieschluss (analogiebasiertes Lernen). Im Zentrum eines CBR-Systems steht die sogenannte Fallbasis (General Knowledge, s. Abbildung 6), in welcher bereits gelöste Probleme als Fälle gespeichert sind. Jeder dieser Fälle enthält eine Problembeschreibung und eine passende Problemlösung in natürlicher Sprache wie Deutsch oder Englisch.

Zur Lösung eines neuen Problems wird zuerst versucht, die Lösung eines ähnlichen, bereits früher gelösten Problems heranzuziehen (Retrieve). Die Lösung des dem aktuellen Problem ähnlichsten Falls aus der Fallbasis wird als erster Lösungsvorschlag übernommen (Reuse). Nicht immer kann das aktuelle Problem exakt so gelöst werden wie das gespeicherte. Darum wird gegebenenfalls diese Lösung der aktuellen Situation angepasst (Revise). Der überarbeitete Fall wird schließlich in der Fallbasis gespeichert und steht ab sofort für zukünftige Anfragen zur Verfügung (Retain). Auf diese Weise lernt das System laufend dazu und verbessert so seine Leistungsfähigkeit.

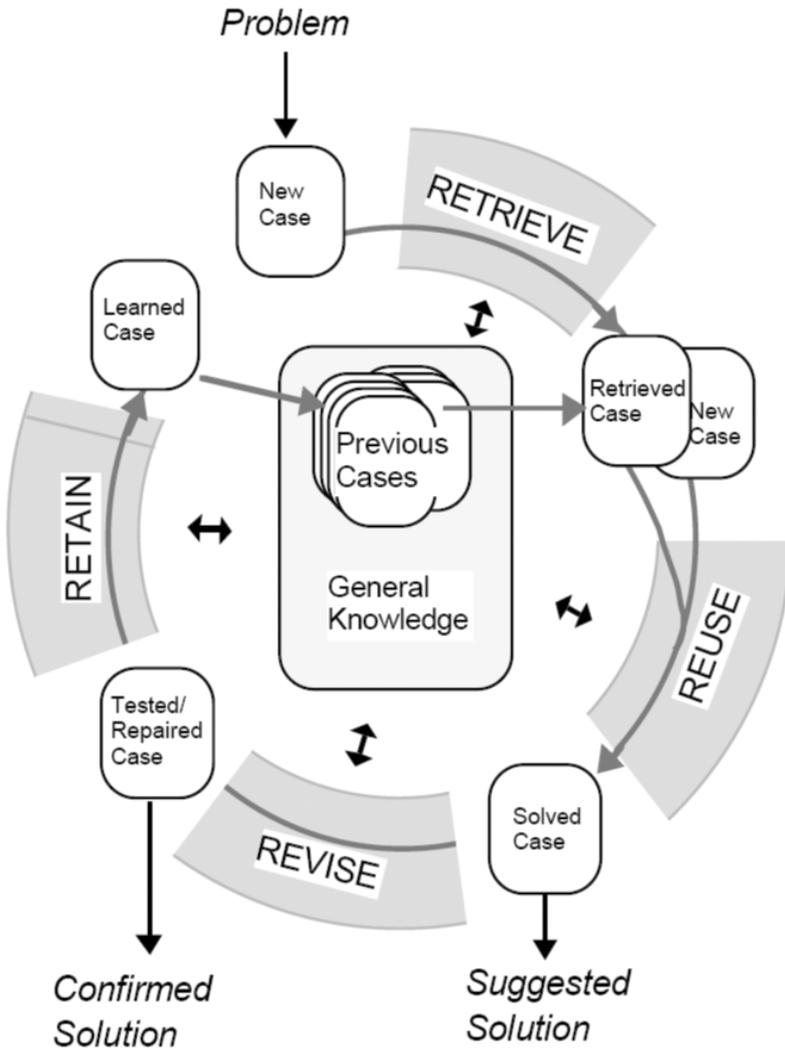


Abb. 6: Der Case-Based-Reasoning Cycle (Aamodt und Plaza 1994).

Solche Systeme bewähren sich nicht nur im Kund\*innenendienst, als Helpdesk-Systeme, in der Industrie zur Wartung komplexer Anlagen oder als Produktberatungssysteme im E-Commerce, sondern auch in der Medizin zur Diagnose und Therapie. Unter Einbeziehung moderner Methoden des Maschinellen Lernens wurde z.B. ein Entscheidungsunterstützungssystem für das **Tumorboard (CBR-TDS)** entwickelt.<sup>9</sup>

9 Löw 2020

## 5.1. Was sind Künstliche Neuronale Netze?

Künstliche Neuronale Netze sind nach dem Vorbild des menschlichen Gehirns aufgebaut. Wir haben eine große Menge von Gehirnzellen (Neuronen) im Kopf, die sich gegenseitig über verschiedene Verbindungen (Synapsen) elektrische Ladungen (Signale) senden (s. Abbildung 7). Sie sind also in einem neuronalen Netzwerk miteinander verbunden.

Dieser Umstand an sich hat noch nicht wirklich etwas mit Intelligenz zu tun. Er ist vorerst einfach nur die anatomische Grundlage unseres Gehirns. Die eigentliche Intelligenz liegt darin, wie die Verbindungen gelegt worden sind. Sie müssen die Neuronen als Schaltelemente richtig „verdrahten“, um so im Verbund eine sinnvolle Funktion erfüllen zu können. Wie diese Synapsen verlegt sind, ist also ausschlaggebend dafür, was das Gehirn leisten kann. Auch ein Flugzeug kann nur dann richtig fliegen und gesteuert werden, wenn seine Kontrollelemente zuvor richtig zusammengeschaltet wurden. Das menschliche Gehirn ist darüber hinaus in der Lage, diese Synapsen ständig zu rekonfigurieren; das nennt man Lernen.

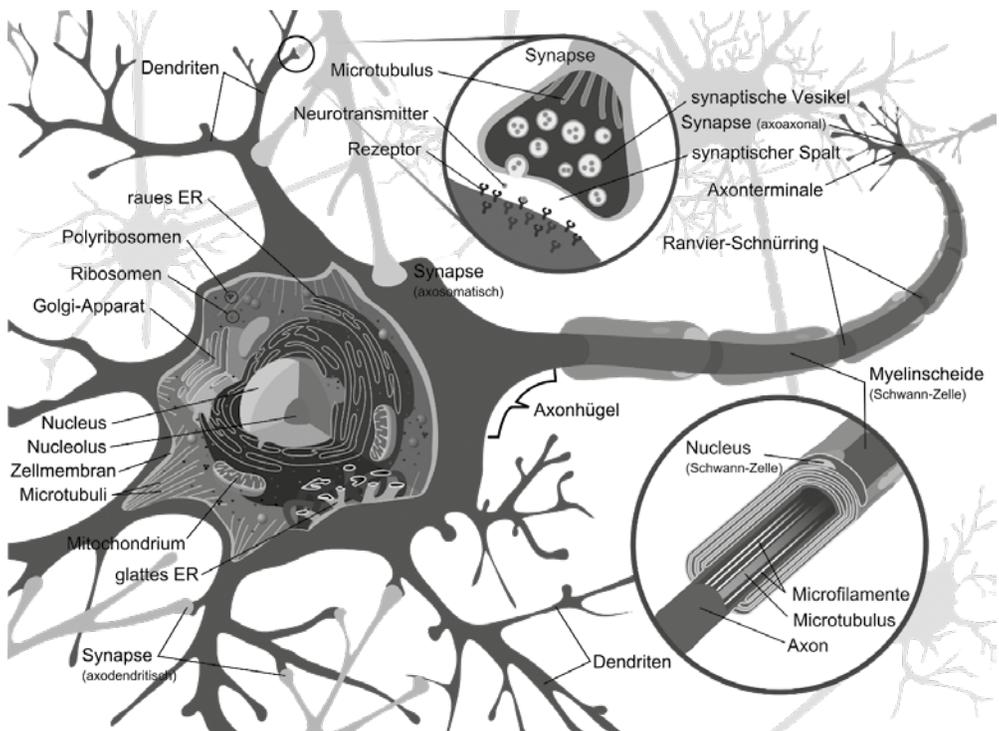


Abb. 7: Schematische Darstellung eines Neurons und der Synapsen (File:Complete neuron cell diagram de.svg –Wikimedia Commons 2024).

In einem Künstlichen Neuronalen Netzwerk (KNN) simulieren künstliche Neuronen (als Knoten in einem Graphen) die Funktionen ihrer natürlichen Vorbilder, indem sie künstliche Ladungen (repräsentiert durch Zahlenwerte  $x_1 \dots x_n$ ), die über künstlichen Synapsen (Kanten in einem Graphen), die von anderen Neuronen kommen, miteinander addieren und ein resultierendes Ausgangssignal  $y$  weitergeben. Jede Synapse (Kante) hat dabei eine Gewichtung ( $w_1 \dots w_n$ ), mit der das jeweilige Eingangssignal zuvor multipliziert wird (s. Abbildung 7). Große KNNs bestehen aus vielen Schichten solcher Neuronen und Synapsen.

Ein KNN, egal welcher Größe und Komplexität, nutzt also nur zwei Grundrechnungsarten, die Multiplikation und die Addition, um die gewünschte Funktion zu realisieren. Das funktioniert deshalb so gut, weil die Gewichte mit bekannten Input-Output-Paaren (bekannte Daten aus der Vergangenheit) in einem aufwändigen Verfahren so fein eingestellt (trainiert) werden, dass die Systeme lernen, auch für zukünftige, bekannte Inputs die richtigen Outputs zu liefern. Ihre Intelligenz hängt also hochgradig von dieser Trainingsgrundlage ab. Ein KNN kann also nur so gut sein, wie die Daten, anhand derer es gelernt hat. Plakativ gesprochen gilt umgekehrt: „Shit in, Shit out.“

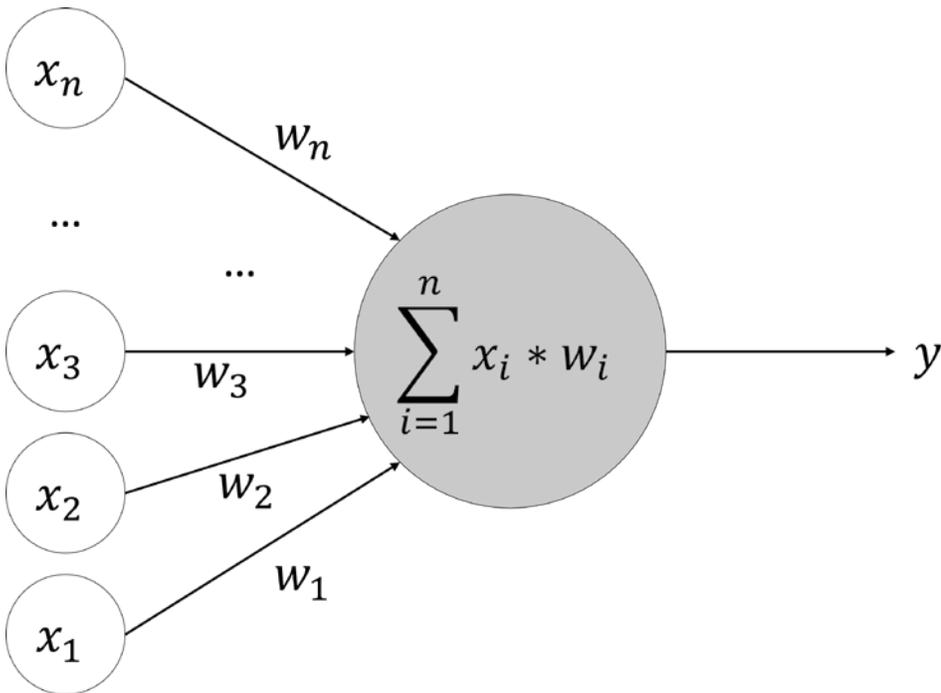
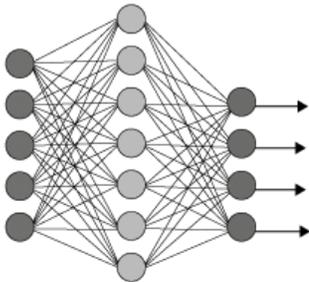


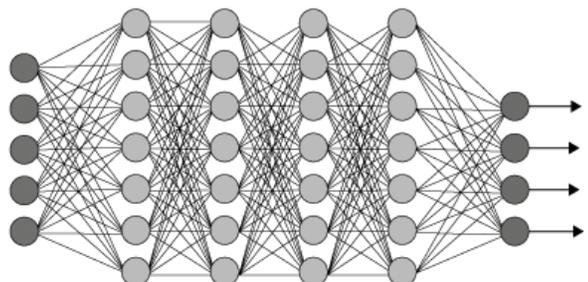
Abb. 8: Künstliches Neuron.

Abbildung 9 zeigt, dass ein einfaches KNN aus einer Eingabeschicht (Input Layer) einer Zwischenschicht (Hidden Layer) und einer Ausgabeschicht (Output Layer) besteht. KNN für komplexe Aufgabenstellungen haben mehrere Zwischenschichten, die über eine entsprechend hohe Anzahl an gewichteten Synapsen miteinander verbunden sind.

### Simple Neural Network



### Deep Learning Neural Network



● Input Layer    ● Hidden Layer    ● Output Layer

Abb. 9: Einfache und Deep Learning Netzwerke (Vázquez 2017).

Einfache KNN der 1980er und 1990er Jahre hatten bis zu zehntausend (104) Synapsen – das ist noch nicht besonders viel. Moderne Deep Learning Networks, z.B. zur Klassifikation medizinischer Bilddaten, haben bereits an die hundert Milliarden (1011) Synapsen.

Aktuelle Sprachmodelle wie GPT-3, die Grundlage von ChatGPT, haben bereits 175 Milliarden ( $1,75 \cdot 1011$ ) Synapsen, um ihre Basismodelle (Foundation Models) abzubilden, die mit riesigen Datenmengen aus dem Internet trainiert werden. Was bedeutet das für das Training eines solchen Modells? Man muss eine Optimierung in einem 175-Milliarden-dimensionalen Raum durchführen. Das ist ein äußerst komplexes und rechenaufwändiges Unterfangen, wenn man bedenkt, dass die menschliche Vorstellungskraft bereits ab vier Dimensionen an ihre Grenzen kommt.

Im Vergleich zum menschlichen Gehirn sind diese Dimensionen dennoch mickrig. Es besitzt rund eine Trillion (1018) Synapsen. Es ist also zehn Millionen Mal so komplex wie ChatGPT. Aktuelle Supercomputer erreichen nicht einmal ansatzweise diese Komplexität. Die dort verwendeten großen Computerchips kommen zwar mittlerweile auf 35 Milliarden Transistoren und damit den 90 Milliarden Neuronen des menschlichen Gehirns schon recht nahe. Allerdings hat jedes menschliche

Neuron allein schon rund zehntausend Synapsen und kann, anders als Transistoren, mehrere Zustände einnehmen. Darüber hinaus arbeitet das menschliche Gehirn nicht getaktet, kennt keine Trennung von Hard- und Software und schwimmt in einem Cocktail von Substanzen, die seine Aktivität beeinflussen. Auch bezüglich der Energieeffizienz tun sich Welten auf. Während sich sogar das hellste Gehirn mit der Leistung einer 20-Watt-Energiesparlampe begnügt, haben Supercomputer den Leistungshunger einer Kleinstadt (mehrere Megawatt).

Der technische Fortschritt wird es zwar früher oder später ermöglichen, auch diese hohe Anzahl an künstlichen Neuronen und Synapsen in KNN zu erreichen, allerdings liegen die großen Hürden dann immer noch darin, das resultierend komplexe Optimierungsproblem für das Lernen zu lösen; von der menschlichen Fähigkeit, permanent weiter zu lernen, ganz zu schweigen.

## 5.2. Schwache Künstliche Intelligenz und Anwendungen in der Medizin

Der Begriff **Schwache KI bzw. Narrow AI** umfasst alle Systeme, die speziell zur Lösung konkreter Anwendungsprobleme entwickelt wurden. Diese stellen aktuell den spannendsten und relevantesten Teil der KI, nicht nur für medizinische Anwendungen, sondern in beinahe allen Lebens- und Arbeitsbereichen dar.

Im Gegensatz zur traditionellen KI nutzt die schwache KI das sogenannte Nicht-symbolische Lernen. Die Maschine lernt also Regeln und Parameter aus den Mustern in den (digitalen) Daten, mit denen sie gefüttert wird. Am häufigsten werden dazu sogenannte überwachte Lernmethoden angewandt, bei denen sowohl die Eingaben als auch die Ergebnisse (z.B. das Auftreten einer Krankheit) in den Daten beobachtbar sind. Die Maschine verwendet zum Lernen oft sehr große Mengen solcher Trainingsdaten. Während dieses Trainings zieht die Maschine ihre eigenen Schlüsse, wie sie von den jeweiligen Eingabedaten zu den Ergebnissen gelangt. Bei vielen Methoden ist dies eine Blackbox, die von Menschen nicht interpretiert werden kann. Nach Abschluss des Lernprozesses wird das Modell getestet und anhand bekannter Ergebnisse validiert, um seine Vorhersagequalität zu beurteilen.

**You**

Was ist Aspirin und wofür kann man es benutzen?

**ChatGPT**

Aspirin ist ein Markenname für Acetylsalicylsäure (ASS), einem weit verbreiteten Schmerzmittel und entzündungshemmenden Medikament. Es gehört zur Gruppe der nichtsteroidalen entzündungshemmenden Medikamente (NSAIDs).

Die Hauptanwendungen von Aspirin sind:

1. **Schmerzlinderung:** Aspirin wird oft zur Linderung von leichten bis mäßigen Schmerzen eingesetzt, sei es bei Kopfschmerzen, Zahnschmerzen, Muskelschmerzen oder Menstruationsbeschwerden.
2. **Fiebersenkung:** Aufgrund seiner fiebersenkenden Eigenschaften wird Aspirin verwendet, um Fieber zu reduzieren.
3. **Entzündungshemmung:** Aspirin hat entzündungshemmende Eigenschaften und wird daher zur Behandlung von entzündlichen Erkrankungen wie Arthritis eingesetzt.
4. **Blutverdünnung:** Aufgrund seiner Fähigkeit, die Blutgerinnung zu beeinflussen, wird Aspirin manchmal als Blutverdünner eingesetzt. Dies kann helfen, das Risiko von Blutgerinnseln und Schlaganfällen zu verringern. Es wird jedoch normalerweise in niedrigen Dosen für diese Zwecke verwendet, die von einem Arzt verschrieben werden sollten.

Es ist wichtig zu beachten, dass Aspirin Nebenwirkungen und Kontraindikationen haben kann, insbesondere wenn es in hohen Dosen oder über einen längeren Zeitraum eingenommen wird. Es ist ratsam, vor der Einnahme von Aspirin oder anderen Medikamenten einen Arzt zu konsultieren, um sicherzustellen, dass es sicher und angemessen für Ihre spezifische Situation ist.



Is this conversation helpful so far?   

Message ChatGPT...



ChatGPT can make mistakes. Consider checking important information.

Abb. 10: Antwort auf einen Prompt in ChatGPT am 05.02.2024 (ChatGPT: Get instant answers, find inspiration, learn something new 2024).

Sprachmodelle für Sprachgeneratoren wie ChatGPT<sup>10</sup> oder Übersetzer wie DeepL<sup>11</sup> oder Google Translate<sup>12</sup> beruhen auf einer solchen Schwachen KI. Dahinter steht eine sogenannte Transformer-Architektur, mit der neue Texte generiert, aber auch Übersetzungen in andere Sprachen erzeugt oder Zusammenfassungen großer Textbestände erstellt werden können. Transformer gehören zu den sogenannten **Deep-Learning-Architekturen** und sind relativ jung. Sie wurden 2017 im Rahmen der Neural-Information-Processing-Systems-Konferenz veröffentlicht.

Wenn Benutzer\*innen einen Text, z.B. eine Frage (einen sogenannten Prompt) in den Chat eingeben, dann wird er in Silben zerlegt, diese wiederum in Zahlenwerte codiert und danach, wie oben beschrieben, in vielen Schichten über Synapsen und ihre Gewichtungen multipliziert bzw. in den Neuronen multipliziert. Am Ende ist das Ergebnis ebenso eine Zahlenreihe, die wieder in Silben zurückcodiert und als Ergebnistext dargestellt wird. Dass also diese Textgeneratoren so eloquent formulieren, ist zwar verblüffend, aber keine Magie, sondern pure Mathematik (s. Abbildung 10).

Auch wenn die Maschine damit den Anschein erweckt, sie hätte Kompetenz, so ist sie doch auch nur eine Schwache KI, wenn auch eine mit riesigem Aufwand und einem ebenso riesigen Datenbestand trainierte. Sie hat kein Bewusstsein, kein tiefes Verständnis der gestellten Aufgabe und deren Bedeutung. Ebenso wenig wie ein sprechender Papagei kann sie die Bedeutung ihrer Antwort beurteilen. Sie lernt nur semantische Beziehungen zwischen Textbausteinen (Silben, Worten und Phrasen) aus den Trainingstexten und repräsentiert diese als wiederkehrende, statistische Muster in ihrem resultierenden Netzwerk.

So beeindruckend manche Antworten auch sein mögen, weil sie auch irgendwo im zugrundeliegenden Textkorpus auch sehr gut repräsentiert waren, so sehr scheitert das System bei Wissensfragen, die speziellerer Natur sind. Seine eng gesteckte Aufgabe ist schlicht, auf möglichst viele Fragen brauchbare Antworten zu liefern. Diese erfüllt es auch sehr gut, allerdings auch auf Fragen, für die es keinerlei Lerngrundlage hatte. Diese werden zwar ebenso eloquent, aber tendenziell falsch beantwortet. Das System beginnt zu halluzinieren. Es wurde schließlich zur Textanalyse und -interpretation gebaut, aber nicht um als Enzyklopädie zu fungieren.

Es gibt allerdings auch spezialisierte medizinische Chatbots. Der **Digitale Gesundheitsassistent Symptoma**<sup>13</sup> (s. Abbildung 11) ist als digitaler Gesundheitsassistent ein Vertreter einer solchen spezialisierten KI, der als Chatbot (Symptomche-

10 <https://chat.openai.com/>

11 <https://www.deepl.com/>

12 <https://www.google.com/>

13 <https://www.symptoma.at/>

cker) mit seinen Benutzer\*innen (Ärzt\*innen aber auch Patient\*innen) interagiert. Als Medizinprodukt der Klasse 1 stellt dieses System für seine Nutzer\*innen Informationen über mögliche medizinische Ursachen für in den Symptomchecker eingegebenen Symptome. Dabei werden in mehreren Iterationen auch etwaige weitere assoziierte Symptome hinterfragt, um die Erkennung von möglichen Erkrankungursachen Schritt für Schritt zu verbessern.

Symptoma-Gründer und -Geschäftsführer Jama Nateqi streicht in seinen Publikationen die Möglichkeit zur Erkennung von seltenen Erkrankungen heraus, die insbesondere die Allgemeinmedizin, als ersten medizinischen Kontaktpunkt für die betroffenen Patient\*innen, unterstützen kann. Es wird in der öffentlichen Version explizit darauf hingewiesen, dass keine Diagnosen gestellt werden und die Ergebnisse keine klinischen Diagnosen ersetzen. Die bereitgestellten medizinischen Informationen sind allgemeiner Natur und können den Rat von qualifizierten, medizinischen Fachkräften (z.B. Ärztinnen und Ärzte) nicht ersetzen.

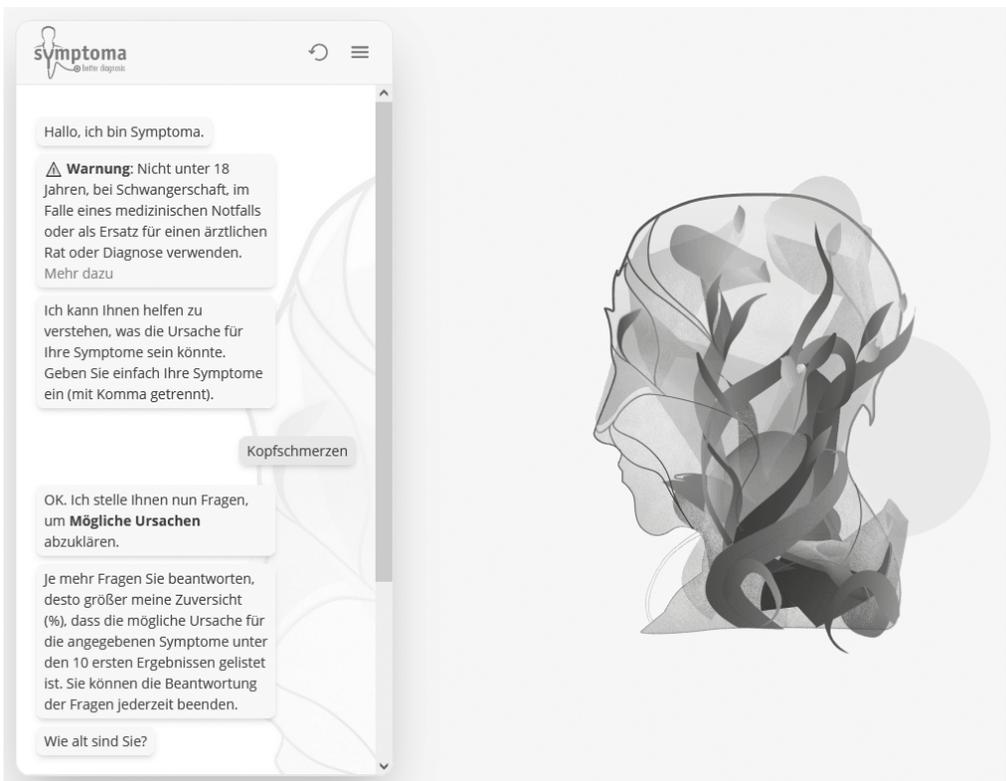


Abb. 11: Digitaler Gesundheitsassistent Symptoma.

Lt. eigener Angaben wurde das System in internen, externen und Peer-Review-Studien mit bis zu 107 anderen Lösungen verglichen und schneidet dabei sehr gut ab.<sup>14</sup>

Bereits im Jahr 2020 hat der Georg Thieme Verlag Symptoma in seine **medizinische Wissensplattform eRef** integriert und stellt dem medizinischen Fachpersonal damit ein umfangreiches Nachschlagewerk zur Verfügung, um Diagnosen abzusichern und passende Therapien zu wählen.<sup>15</sup>

Ein weiteres Beispiel für die erfolgreiche Anwendung Schwacher Künstlicher Intelligenz in der Medizin stellen die verschiedenen Systeme zur Unterstützung von Mediziner\*innen bei der bildbasierten Diagnose dar. Ein typischer Anwendungsfall ist **Klassifikation von Hautläsionen**.

Hautkrebs ist die häufigste bösartige Erkrankung des Menschen und wird in erster Linie visuell diagnostiziert. Die automatisierte Klassifizierung von Hautläsionen anhand von Bildern ist eine schwierige Aufgabe, da das Erscheinungsbild von Hautläsionen sehr unterschiedlich ist. Bereits 2017 wurde im Journal *Nature* die Klassifikation von Hautläsionen mit Hilfe einer speziellen Form eines KNN einem sogenannten Deep Convolutional Neural Network (DCNN) publiziert, das anhand eines Datensatzes von 129.450 klinischen Bildern und 2.032 verschiedenen Krankheitsbezeichnungen trainiert wurde. Es erreichte damit schon 2017 die gleiche Leistung wie alle getesteten Expert\*innen.<sup>16</sup>

Im Oktober 2023 wurden die Ergebnisse der aktuellen Systemgeneration auf dem EADV-Kongress<sup>17</sup> präsentiert. Sie zeigt eine ausgezeichnete Erkennungsrate für Melanome (100%) und erkannte auch andere Hautkrebsarten sowie präkanzeröse Läsionen sehr sicher.<sup>18</sup>

Auch wenn diese Erfolge dazu führten, dass sehr rasch auch kostenpflichtige Skin-Screening-Apps für Smartphones verfügbar wurden, so heißt dies aber nicht, dass die menschliche Urteilskraft in der Diagnostik damit obsolet wäre. Warum? Diese Schwache KI kann nur die Farbwerte der einzelnen Bildpixel verarbeiten (eigentlich nur in trainierter Weise multiplizieren und addieren, wie oben beschrieben) und damit Hautveränderungen klassifizieren. Wenn man nun statt eines Bilds der menschlichen Haut eines einer etwas älteren Banane oder eines Wachteleis zur Klassifikation hochgeladen würde, wird das System auch dieses als gut- oder bösartige Hautveränderung klassifizieren.

14 Lin et al. 2023, Martin et al. 2020, Nateqi 2019

15 Schindler 2020

16 Esteva et al. 2017

17 <https://eadvcongress2023.org/>

18 KI-gestützte Melanom-Diagnostik: Aktuelle Erkenntnisse 2023

Das System versteht also selbst nicht, was es tut. Es versteht nichts von seiner Aufgabe, von Menschen und ihrer Haut, von gutartigen und bösartigen Melanomen, von Medizin und Diagnosen und kann auch nicht mit den betroffenen Patient\*innen darüber sprechen. Es ist lediglich eine Art mathematische Funktion, die ein Bild verarbeiten und eine sehr enge Fragestellung beantworten kann, und das offenbar sehr gut.

Als drittes Anwendungsbeispiel sei hier **KI für die medizinische Wirkstoffsuche** angeführt. Jede Arznei zielt auf ein bestimmtes Molekül im Körper ab. Der Wirkstoff muss zu diesem „Target“ passen wie ein Schlüssel zum Schloss. Forschende pharmazeutische Unternehmen haben Bibliotheken mit vielen Millionen potenzieller Wirkstoffe, die sie bei der Entwicklung einer neuen Arznei screenen. Künstliche Intelligenz beschleunigt diese Suche enorm.<sup>19</sup>

---

<sup>19</sup> KI in der Medizin: Künstliche Intelligenz für die Gesundheit 2024

## 6. Starke Künstliche Intelligenz

Alle aktuell verfügbaren KI-Systeme, selbst so verblüffend kommunizierende wie ChatGPT, sind nur sogenannte Schwache KIs (Narrow AIs). Sie sind alle hochspezialisiert und liefern ihre Lösungen für nur eine oder wenige sehr konkrete Aufgaben.

Eine **Starke KI bzw. Artificial General Intelligence (AGI)** im Sinne von John McCarthy gibt es bis heute nicht. Bei IBM steht in einem Online-Artikel: „Starke KI zielt darauf ab, intelligente Maschinen zu schaffen, die vom menschlichen Verstand nicht zu unterscheiden sind. Aber genau wie ein Kind muss die KI-Maschine durch Informationen und Erfahrungen dazulernen und ihre Fähigkeiten im Laufe der Zeit immer weiter ausbauen und verbessern.“<sup>20</sup>

Eine solche „Superintelligenz“ könnte ähnliche intellektuelle Fähigkeiten wie Menschen erlangen oder gar übertreffen. Sie würde nicht nur reaktiv, sondern auch proaktiv, aus eigenem Antrieb, intelligent und flexibel handeln.

Aktuell sind solche AGIs wohl eher dem Reich der Fiktion zuzuordnen und Grundlage meist dystopischer Zukunftsfantasien, wie sie in „Blade Runner“, „Matrix“ oder zuletzt in „The Creator“ gezeichnet werden. Ob und wann eine solche AGI gebaut werden kann, ist derzeit nicht absehbar. Die aktuell verfügbaren Lernmethoden und -paradigmen sind schlicht noch nicht so weit.

---

20 Was ist starke KI? | IBM 2024

## 7. Welche Vorteile kann KI der Medizin bieten?

Wie die Beispiele aus Kapitel 5 zeigen, trägt KI schon heute zur **Verbesserung der Diagnosegenauigkeit** bei. Sie kann Muster in Daten erkennen und medizinische Bilder analysieren und dabei ob der schiereren Menge des Trainingsmaterials die Diagnosegenauigkeit menschlicher Expert\*innen sogar übertreffen.

KI kann große Mengen von Patient\*innendaten analysieren, um Muster zu erkennen, die auf potenzielle Gesundheitsprobleme hinweisen könnten. Dies kann Ärzt\*innen im Rahmen einer **prädiktiven Gesundheitsüberwachung** helfen, Krankheiten früher zu erkennen und präventiv Maßnahmen zu ergreifen.

Basierend auf der Analyse individueller Patient\*innendaten und Genomik kann KI helfen, **personalisierte Therapien und Therapiepläne** zu entwickeln, die auf die jeweiligen spezifischen Bedürfnisse und Umstände zugeschnitten sind (Präzisionsmedizin).

KI kann dazu beitragen, zeitaufwändige manuelle Aufgaben wie die Dokumentation von Therapie- und Pflegeaktivitäten aber auch das Patient\*innenmonitoring in der Intensivstation zu automatisieren. Diese **Automatisierung von Routineaufgaben** kann dadurch das medizinische Personal für die Patient\*innenversorgung freispielen.

KI kann dazu beitragen **große Datenmengen aus dem Gesundheitssystem (Big Data)** nicht nur zu verwalten, sondern auch zu analysieren und aus ihnen zu lernen, wie medizinische Kernprozesse effizienter und sicherer für Patient\*innen gestaltet werden können.

Der Prozess zur **Entdeckung, Entwicklung und Charakterisierung von Wirkstoffen für Arzneimittel** kann durch KI beschleunigt werden. Wirkungsmechanismen können zuerst im Computer (In-Silico) vorhergesagt werden und somit der Kreis potenzieller Kandidat\*innen für zeit- und kostenintensive In-Vitro- und In-Vivo-Tests eingeschränkt sowie klinische Tests eines Medikaments besser geplant werden.

KI-unterstützte Chatbots können in **Telemedizin und Gesundheitsberatung** auch auf Distanz eingesetzt werden, um Ärzt\*innen bei der Anamnese, Diagnose und Behandlungsempfehlungen zu unterstützen.

KI-basierte **Chirurgische Assistenzsysteme und Robotik** kommen zunehmend bei minimalinvasiven Operationen zum Einsatz, um den menschlichen Operateur bei diffizilen, feinchirurgischen Arbeiten in schlecht zugänglichen und engen Bereichen zu unterstützen.

**Pflegeroboter** können in Zukunft betroffene Personen dabei unterstützen, sich länger selbstständig zu versorgen und auch, statt einer möglicherweise als unangenehm empfundenen Körperpflege durch fremde Personen, deren Intimsphäre wahren. Sie können auch das Pflegepersonal entlasten, um mehr Zeit für die Interaktion mit ihren Klient\*innen zu haben.

## 8. Herausforderungen und ethische Überlegungen

Zu den großen Herausforderungen, die mit der Implementierung von KI in der Medizin einhergehen, gehören zweifellos die gesetzlichen Rahmenbedingungen. Sie scheinen heute beinahe die technischen Hürden zu überwiegen und sind, wie diese, von Beginn an in den Entwicklungsprozess zu integrieren. Dies bedeutet einen nicht unbeträchtlichen Mehraufwand für Medizinproduktehersteller\*innen im Vergleich zu jenen, die sich auf Consumer- oder Industrieprodukte spezialisieren.

Da sich darüber hinaus sowohl dieser regulatorische als auch der technische State of the Art laufend ändert, müssen Hersteller\*innen diese Änderungen laufend im Blick haben und kontinuierlich in ihre Entwicklungsprozesse integrieren. Dies stellt im Vergleich zu anderen Branchen einen erheblichen Mehraufwand dar, um ein marktfähiges Medizinprodukt anbieten zu können. Die relevanten Gesetze und Regulatorien für KI-Medizinprodukte sind die MDR, IVDR, DSGVO und der AI-Act.

Die **Medical Device Regulation (MDR)** ist eine EU-Verordnung und ist von allen Hersteller\*innen einzuhalten, die Medizinprodukte in der EU in den Verkehr bringen wollen.<sup>21</sup> Die europäische **In vitro Diagnostic Medical Device Regulation (IVDR)** ist von allen Hersteller\*innen zu beachten, die in der EU In-vitro-Diagnostika in den Verkehr bringen wollen.<sup>22</sup> Beide Gesetze traten bereits 2017 in Kraft.

Derzeit gibt es keine Gesetze und harmonisierte Normen, die speziell den Einsatz des Machine Learnings in Medizinprodukten regulieren.<sup>23</sup> Diese Produkte müssen aber die bereits bestehenden regulatorischen Anforderungen wie MDR und IVDR erfüllen. Dazu zählen insbesondere:

1. Nachweis von **Nutzen und Leistungsfähigkeit**,
2. **Gewährleistung von Sicherheit** der Produkte (Wiederholbarkeit, Zuverlässigkeit und Leistungsfähigkeit),
3. **präzise Zweckbestimmung** (Validation gegen die definierten Anforderungen, Verifikation gegen die Spezifikationen),
4. **klinische Bewertung**,
5. **Grundsätze des Software-Lebenszyklus** (Risikomanagement, Informationssicherheit, Verifikation und Validierung).

---

21 Verordnung - 2017/745 - EN - EUR-Lex 2024

22 Verordnung - 2017/746 - EN - EUR-Lex 2024

23 Reinsch 2024

Das **Datenschutzgesetz (DSG)** ergänzt die unmittelbar wirksame **Datenschutzgrundverordnung (DSGVO)** der Europäischen Union seit 2018. Es betrifft auch den Gesundheitsbereich bezüglich der ganz oder teilweise automatisierten, aber auch die nichtautomatisierte Verarbeitung von Personendaten sowie patient\*innenbezogenen Gesundheitsdaten.<sup>24</sup>

Anfang Februar 2024 haben die Vertreter\*innen der EU-Staaten den sogenannten **AI-Act** abgesegnet. Der AI-Act ist das weltweit erste Gesetz, das Künstliche Intelligenz regulieren soll.<sup>25</sup> Dieses Gesetz ordnet KI-Anwendungen im Wesentlichen drei Risikokategorien zu:

1. **Anwendungen mit inakzeptablem Risiko**, wie z.B. staatlich betriebenes Social Scoring in China, sind verboten.
2. **Anwendungen mit hohem Risiko**, wie z.B. ein Tool zum Scannen von Lebensläufen, das eine Rangfolge von Bewerber\*innen erstellt, unterliegen besonderen rechtlichen Anforderungen.
3. **Alle anderen Anwendungen**, die nicht ausdrücklich verboten oder als risikoreich eingestuft sind, bleiben weitgehend unreguliert.

So wie in allen Lebensbereichen, wird dieses Gesetz auch Auswirkungen auf medizinische KI-Anwendungen haben. Viele von ihnen sind wohl der Kategorie 2 zuzuordnen.

Wie für alle Gesundheitstechnologien sind ethische Überlegungen auch für medizinische KI-Anwendungen anzustellen. Der erwartete bzw. gesteigerte Nutzen ist die Legitimation für die Einführung einer neuen Technologie. Er muss einem möglichen Schadensrisiko gegenübergestellt werden.

Die entscheidende Frage ist also, ob die Versprechungen der KI auch eingehalten werden können. Aktuell ist die Evidenz dafür in vielen Bereichen noch unklar. Nach welchen Outcomes soll überhaupt bewertet werden?

Es kann z.B. schon sein, dass eine KI besser Hautkrebs erkennen kann. Sie neigt aber auch dazu, falsch-positive Ergebnisse zu liefern, die unnötige Ängste bei Patient\*innen verursachen und eine Überbehandlung fördern können. Dies sollte man insbesondere bei den genannten Skin-Screening-Apps, die mit Smartphone auch von Laien genutzt werden können, bedenken.

Gerade die recht überzeugende Darstellung der Ergebnisse, wie es uns ChatGPT in seiner eloquenten Art und Weise vormacht, kann dazu führen, dass ihre Nutzer\*innen sich zu stark auf eine KI verlassen. Selbst gut konstruierte Systeme

24 RIS - Datenschutzgesetz - Bundesrecht konsolidiert, Fassung vom 06.02.2024 2024

25 Shaping Europe's digital future 2024

können aufgrund unzureichender Trainingsdaten (z.B. zu wenige Variationen, Bias in den Daten) falsche Ergebnisse liefern. Auch absichtliche Manipulationen der KI sind möglich (Hacking).

Überwiegt der Nutzen von Pflegerobotern für das Gesundheitspersonal, sofern er tatsächlich besteht, die Gefahren? Sie reichen von der Verringerung sozialer Kontakte zu den Gepflegten bis zum Missbrauch als vollständiger Ersatz der menschlichen Pflegekraft, die schließlich zum Verlust des Arbeitsplatzes führen kann.

Weitere medizinethische Fragestellungen betreffen

1. die **Selbstbestimmung** (Können medizinische Präferenzen oder persönliche Werte der Patient\*innen berücksichtigt werden?),
2. die **Transparenz** (Black-Box- versus White-Box-KI? Erklärungsfähigkeit der KI? Wie ist der Entscheidungsweg? Ist eine gemeinsame Arzt-Patienten-Entscheidung möglich?),
3. die **Privatsphäre** (Kann verhindert werden, dass Patient\*innen anhand der verarbeiteten Daten identifiziert werden? Besteht eine Gefahr der Kommerzialisierung?), und
4. die **Gerechtigkeit** (Werden Menschen unterschiedlichen sozialen Standes und Herkunft gleichbehandelt?).

## 9. Fazit

Die wesentlichen Vorteile, die die KI in der Medizin verspricht, umfassen neue, maschinell unterstützte Lösungen zur Diagnose von Erkrankungen, zur Vorhersage von Krankheitsverläufen, zur Realisierung personalisierter Medizin, zur Effizienzsteigerung, zur Verbesserung der Patient\*innenversorgung, zur Unterstützung und Entlastung des medizinischen Personals und vieles mehr.

Es wäre ethisch wohl unverantwortlich, neue Technologien wie diese nicht zu verwenden, wenn dadurch schwere Erkrankungen frühzeitig erkannt und behandelt, Vorsorge besser betrieben, Leben gar gerettet oder die Lebensqualität verbessert werden können. Sie müssen allerdings verantwortungsvoll und mit Bedacht genutzt werden. Es gilt, mögliche schädliche Nebeneffekte zu erkennen und begleitende Maßnahmen zu deren Abmilderung zu entwickeln. Dazu ist ein lebendiger und laufender gesellschaftlicher Diskurs nötig.

# Literaturverzeichnis

- Aamodt, Agnar; Plaza, Enric (1994): Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. In: *AI Communications* 7 (1), S. 39–59. DOI: 10.3233/AIC-1994-7104.
- Buchanan, B.; Shortliffe, E. (Hg.) (1985): Rule-based expert systems. The mycin experiments of the stanford heuristic programming project. reprinted with corrections. Reading, Ma: Addison-Wesley (Addison-wesley series in artificial intelligence).
- ChatGPT: Get instant answers, find inspiration, learn something new (2024). Online verfügbar unter <https://chat.openai.com/c/ac0d3a6c-0a67-443b-ba17-3bfc1b34d6d1>, zuletzt aktualisiert am 05.02.2024, zuletzt geprüft am 05.02.2024.
- Esteve, Andre; Kuprel, Brett; Novoa, Roberto A.; Ko, Justin; Swetter, Susan M.; Blau, Helen M.; Thrun, Sebastian (2017): Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. In: *Nature* 542 (7639), S. 115–118. DOI: 10.1038/nature21056.
- File:Complete neuron cell diagram de.svg – Wikimedia Commons (2024). Online verfügbar unter [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Complete\\_neuron\\_cell\\_diagram\\_de.svg?uselang=de](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Complete_neuron_cell_diagram_de.svg?uselang=de), zuletzt aktualisiert am 05.02.2024, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- Gene Ontology Resource (2024): Gene Ontology Resource. Online verfügbar unter <https://geneontology.org/>, zuletzt aktualisiert am 29.01.2024, zuletzt geprüft am 30.01.2024.
- Heinsohn, Jochen (1999): Wissensverarbeitung. Eine Einführung. Heidelberg, Berlin: Spektrum Akad. Verl. (Hochschultaschenbuch).
- Kathleen (2018): Was ist maschinelles Lernen? - Lernen Wie Maschinen. Online verfügbar unter <https://www.lernen-wie-maschinen.ai/ki-pedia/was-ist-maschinelles-lernen/>, zuletzt aktualisiert am 23.11.2022, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- KI in der Medizin: Künstliche Intelligenz für die Gesundheit (2024). Online verfügbar unter <https://www.pfizer.de/newsroom/news-stories/ki-in-der-medizin-k%C3%BCnstliche-intelligenz-f%C3%BCdie-gesundheit>, zuletzt aktualisiert am 06.02.2024, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- KI-gestützte Melanom-Diagnostik: Aktuelle Erkenntnisse (2023). In: *coliquio*, 07.11.2023. Online verfügbar unter <https://www.coliquio.de/wissen/dermatologie-102/ki-melanomdiagnostik-2023>, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- Lin, Simon; Nateqi, Jama; Weingartner-Ortner, Rafael; Guarin, Stefanie; Marling, Hannes; Pilgram, Vinzenz et al. (2023): An artificial intelligence-based approach for identifying rare disease patients using retrospective electronic health records applied for Pompe disease. In: *Frontiers in neurology* 14, S. 1108222. DOI: 10.3389/fneur.2023.1108222.

- Löw, Nikolas Immanuel (2020): Multiple Retrieval Case-based Reasoning - Klinisches Entscheidungsunterstützungssystem auf unvollständigen Datenbanken in Anwendung für das Tumorboard. Heidelberg University Library.
- Martin, Alistair; Nateqi, Jama; Gruarin, Stefanie; Munsch, Nicolas; Abdarahmane, Isselmou; Zobel, Marc; Knapp, Bernhard (2020): An artificial intelligence-based first-line defence against COVID-19: digitally screening citizens for risks via a chatbot. In: *Scientific reports* 10 (1), S. 19012. DOI: 10.1038/s41598-020-75912-x.
- Nateqi, J. (2019): Vom Symptom zur Diagnose – Tauglichkeit von Symptom-Checkern. In: *HNO* 67 (5), S. 334–342.
- Reinsch, Daniel (2024): Regulatorische Anforderungen an Medizinprodukte mit Machine Learning. In: *Johner Institut GmbH*, 26.01.2024. Online verfügbar unter <https://www.johner-institut.de/blog/regulatory-affairs/regulatorische-anforderungen-an-medizinprodukte-mit-machine-learning/>, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- RIS - Datenschutzgesetz - Bundesrecht konsolidiert, Fassung vom 06.02.2024 (2024). Online verfügbar unter <https://www.ris.bka.gv.at/GeltendeFassung.wxe?Abfrage=bundesnormen&Gesetzesnummer=10001597>, zuletzt aktualisiert am 06.02.2024, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- Schindler, Carola (2020): KI-SUCHMASCHINE TRIFFT FACHINFORMATION: Thieme und Symptoma verknüpfen ihre Services. In: *kma - Klinik Management aktuell* 25 (S 01), S. 12–13.
- Shaping Europe's digital future (2024): AI Act. Online verfügbar unter <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai>, zuletzt aktualisiert am 06.02.2024, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- SITNFlash (2017): The History of Artificial Intelligence - Science in the News. Online verfügbar unter <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/history-artificial-intelligence/>, zuletzt aktualisiert am 23.04.2020, zuletzt geprüft am 30.01.2024.
- Vázquez, Favio (2017): Deep Learning made easy with Deep Cognition - Becoming Human: Artificial Intelligence Magazine. In: *Becoming Human: Artificial Intelligence Magazine*, 21.12.2017. Online verfügbar unter <https://becominghuman.ai/deep-learning-made-easy-with-deep-cognition-403fbc445351>, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- Verordnung - 2017/745 - EN - EUR-Lex (2024). Online verfügbar unter <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=CELEX%3A32017R0745>, zuletzt aktualisiert am 06.02.2024, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- Verordnung - 2017/746 - EN - EUR-Lex (2024). Online verfügbar unter <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/de/ALL/?uri=CELEX%3A32017R0746>, zuletzt aktualisiert am 06.02.2024, zuletzt geprüft am 06.02.2024.
- Was ist starke KI? | IBM (2024). Online verfügbar unter <https://www.ibm.com/de-de/topics/strong-ai>, zuletzt aktualisiert am 30.01.2024, zuletzt geprüft am 30.01.2024.

Wikipedia (Hg.) (2023): Semantic Web. Online verfügbar unter [https://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Semantic\\_Web&oldid=239459698](https://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Semantic_Web&oldid=239459698), zuletzt aktualisiert am 25.11.2023, zuletzt geprüft am 30.01.2024.

Wikipedia (Hg.) (2024): Intelligenz. Online verfügbar unter <https://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Intelligenz&oldid=241429358>, zuletzt aktualisiert am 22.01.2024, zuletzt geprüft am 06.02.2024.