

Zeitschrift für Gesundheitspolitik  
ZGP

Ausgabe 01 / 2024



**KI in der  
Medizin:  
Gekommen,  
um zu bleiben!**

**KI in der Medizin: Gekommen, um zu bleiben!**

Z  
GP



# KI in der Medizin: Gekommen, um zu bleiben!

**Ausgabe 1/2024**

Impressum:

Die in der ZGP veröffentlichten Beiträge sind nicht unbedingt mit der Auffassung des LIG oder seines Trägers ident.

LIG – Linzer Institut für Gesundheitssystem-Forschung

Obmann: Präs. Dr. Peter Niedermoser

Geschäftsführer: Hon.-Prof. Dr. Felix Wallner

ZGP – Zeitschrift für Gesundheitspolitik

Medieninhaber, Herausgeber und Redaktion: Linzer Institut für Gesundheitssystem-Forschung, Dinghoferstraße 4, 4010 Linz

[www.ligforschung.at](http://www.ligforschung.at)

Coverfoto: getty images (zhuyufang)

Redaktion: Mag. Sabine Weißengruber-Auer, MBA, Mag. Katharina Wieser

Verleger: Verlagshaus der Ärzte GmbH, 1010 Wien

Druck: Ferdinand Berger & Söhne GmbH, 3580 Horn

# Liebe Leserin, lieber Leser,

in dieser Ausgabe greifen wir mit der Künstlichen Intelligenz ein Thema auf, das derzeit in aller Munde ist. Nachdem ChatGPT nun seit etwa einem Jahr der breiten Masse frei zugänglich ist, konnten wir uns alle von dieser geheimnisumwobenen neuen Technologie ein erstes eigenes Bild machen. Ein Fazit, das dabei viele ziehen, lautet: Erstaunlich, aber bei weitem nicht fehlerfrei!

Umso gemischter sind die Gefühle beim Gedanken daran, dass Künstliche Intelligenz bald quasi ärztlich tätig werden könnte bzw. bereits tätig ist. Aber wie schon der Titel der Ausgabe besagt: KI ist gekommen, um zu bleiben – deshalb ist eine Auseinandersetzung damit wohl alternativlos.

Um die Materie als technischer Laie besser zu verstehen, ist es sicherlich von Vorteil, sich mit den dahinterliegenden Funktionsweisen auseinanderzusetzen und zu hinterfragen, was KI eigentlich ist. Wie funktionieren maschinelles Lernen und neuronale Netzwerke? Wie „denkt“ ein Algorithmus?

Eine weitere Frage ist die der praktisch möglichen Einsatzfelder in der Medizin – sowohl im Krankenhaus als auch in den Ordinationen. Wo macht Künstliche Intelligenz Sinn? In welchen Bereichen kann sie etwa die Präzision und Geschwindigkeit menschlicher Ärzte übertreffen oder das medizinische Personal entlasten?

Natürlich ergeben sich mit dem Einsatz von KI auch neue Problemfelder, sowohl im rechtlichen Bereich als auch in ethischen Fragen. Wie alle Neuerungen birgt die Künstliche Intelligenz Chancen und Risiken in sich. Mit diesem Heft ist uns, so meinen wir, eine gute Zusammenstellung von Expertenbeiträgen gelungen, die eine umfassende Rundschau über die breite Thematik geben.

Hon.-Prof. Dr. Felix Wallner  
Geschäftsführer LIG

Dr. Peter Niedermoser  
Obmann LIG



# Inhalt

<b>Dr. med. K. I. Digital</b>	<b>9</b>
<i>DI(FH) Thomas Kern</i>	
<b>Anwendung der KI im Krankenhaus</b>	<b>45</b>
<i>Prof. Dr. med. Jens Meier</i>	
<b>Potenzialfelder für den Einsatz Künstlicher Intelligenz in der hausärztlichen Versorgung</b>	<b>65</b>
<i>Prof. Dr.med. Wolfram J. Herrmann</i>	
<b>Rechtliche Risiken durch den Einsatz von KI in der Medizin</b>	<b>81</b>
<i>Hon.-Prof. Dr. Felix Wallner</i>	
<b>KI und Ethik in Pflege und Medizin</b>	<b>99</b>
<i>DI Dr. Martin Kampel, DI Jennifer Lumetzberger</i>	



**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/>

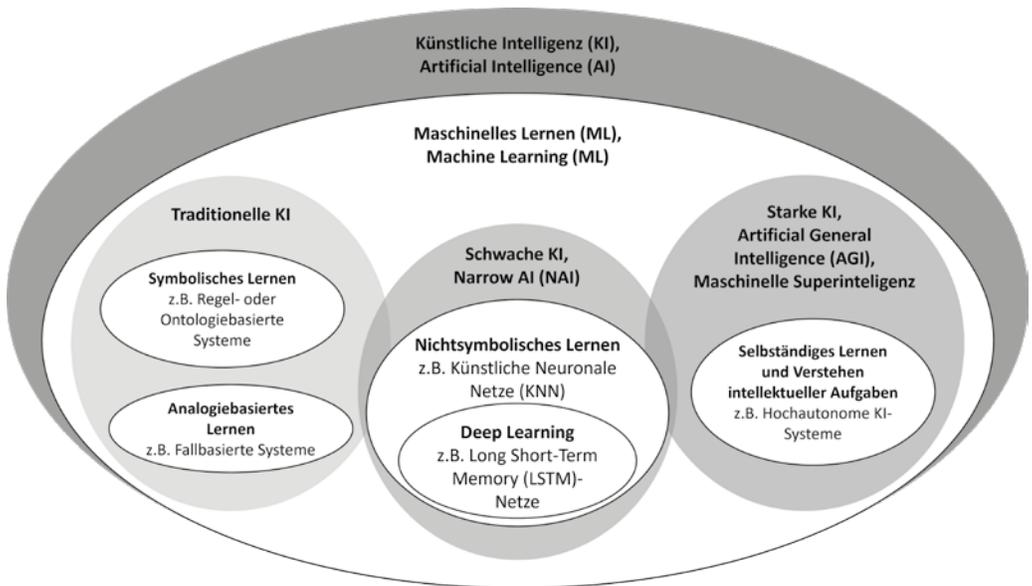


Abb. 1: Arten der Künstlichen Intelligenz und des Maschinellen Lernens.

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).

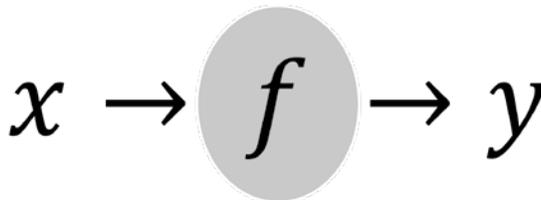


Abb. 2: Ein- und Ausgabe einer maschinell gelernten Funktion.

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

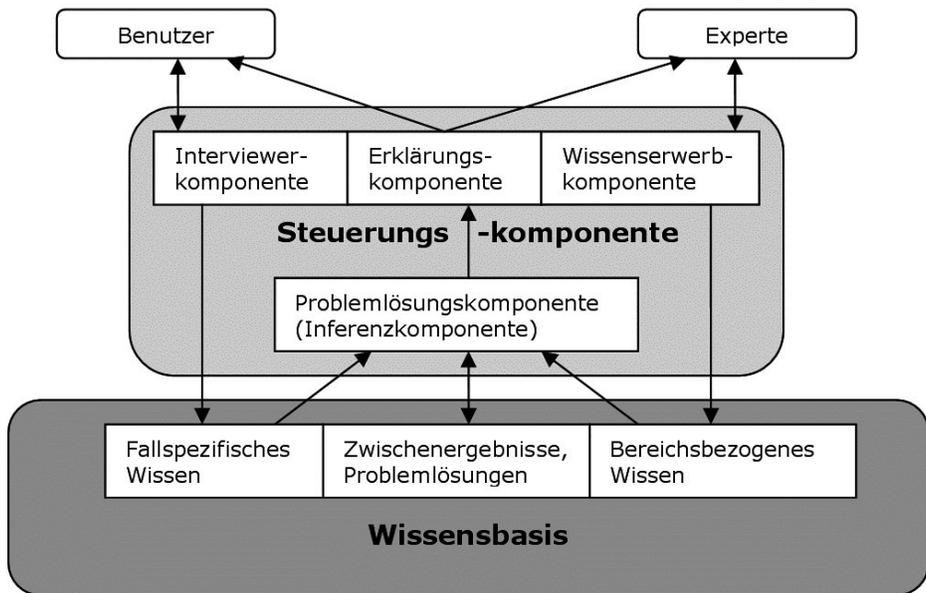
- Die Regressionsanalyse ist ein statistisches Analyseverfahren. Mit Hilfe der Regression kann untersucht werden, wie gut man die Werte einer Variable mit den Werten einer oder mehrerer anderer Variablen vorhersagen kann. Je stärker der Zusammenhang zwischen den Variablen ist, desto besser kann sie durch 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/>

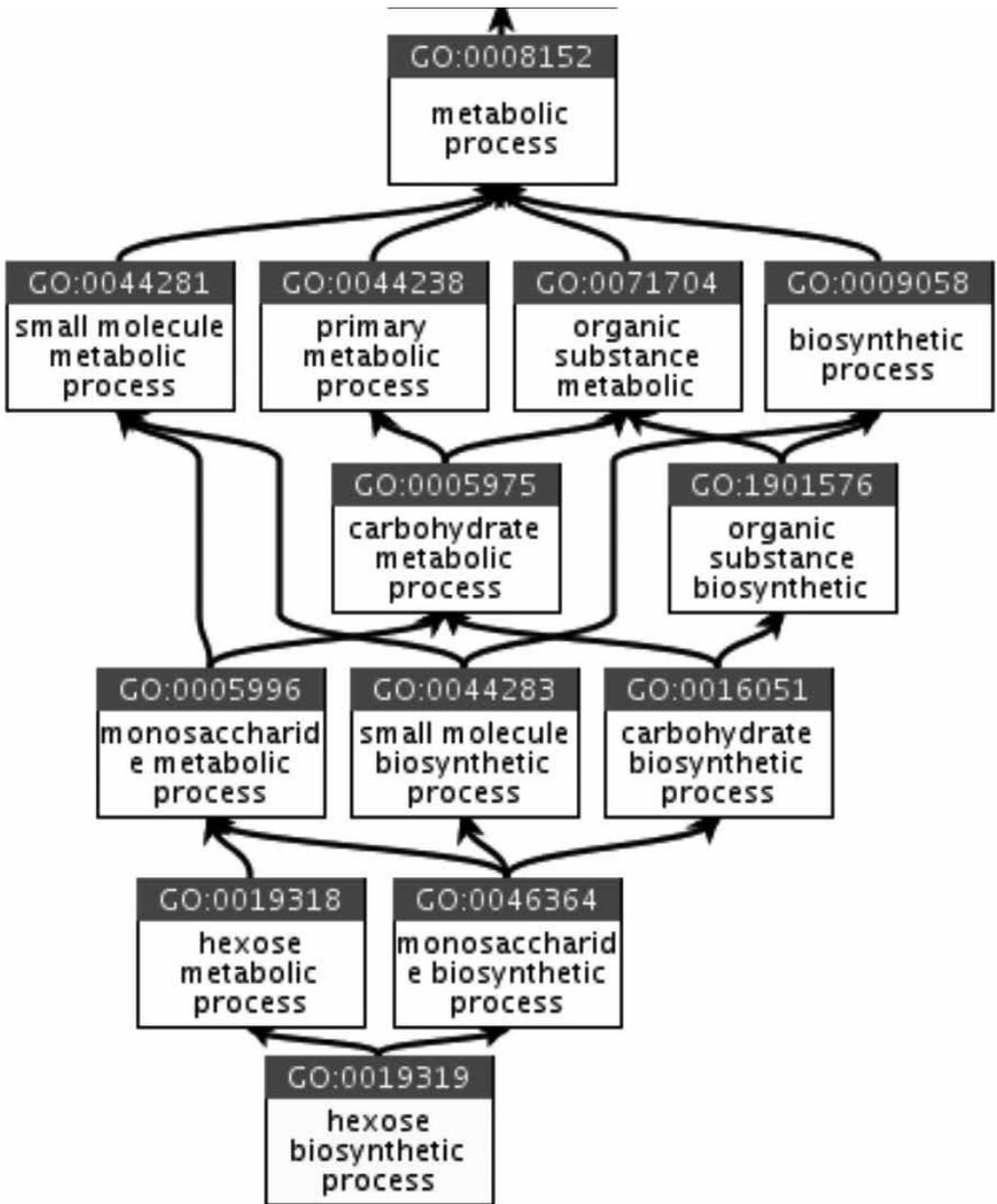


Abb. 5: Ausschnitt aus dem Gene Ontology Graphen (Gene Ontology Resource 2024).

**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.

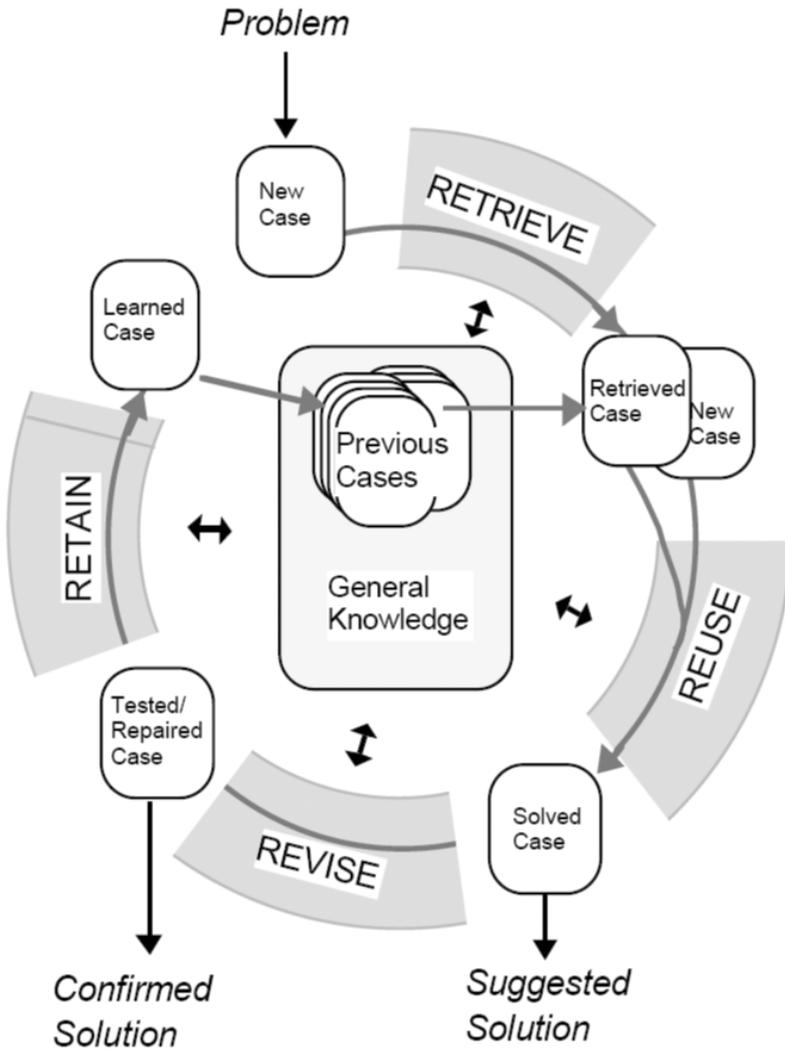


Abb. 6: Der Case-Based-Reasoning Cycle (Aamodt und Plaza 1994).

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.

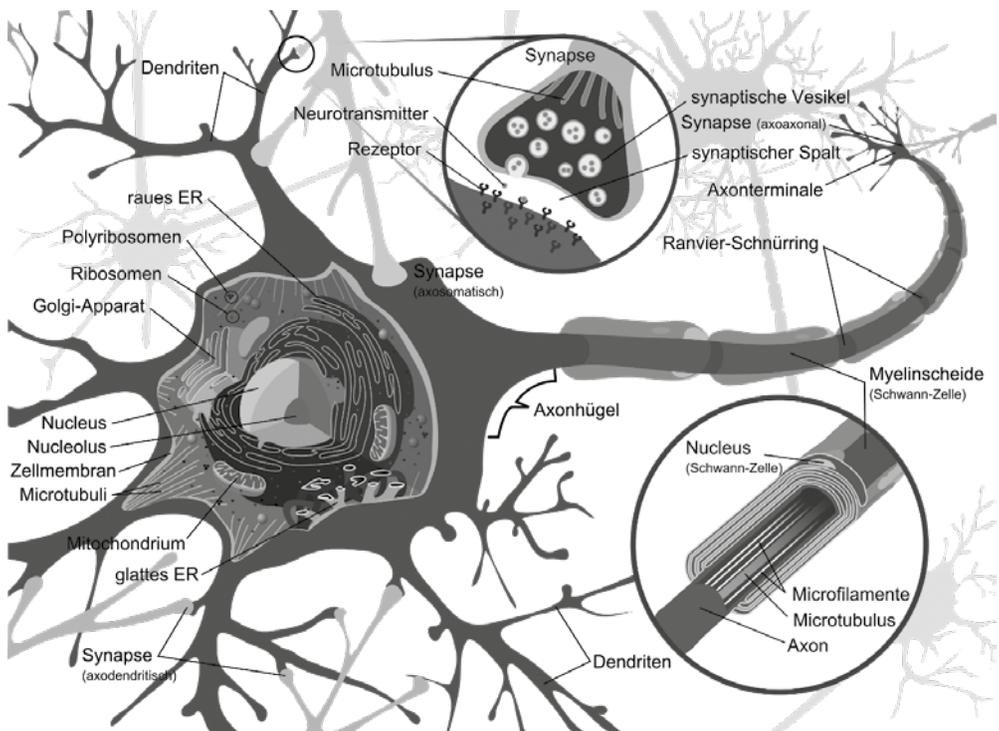


Abb. 7: Schematische Darstellung eines Neurons und der Synapsen (File:Complete neuron cell diagram de.svg –Wikimedia Commons 2024).

In einem Künstlichen Neuronales 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.“

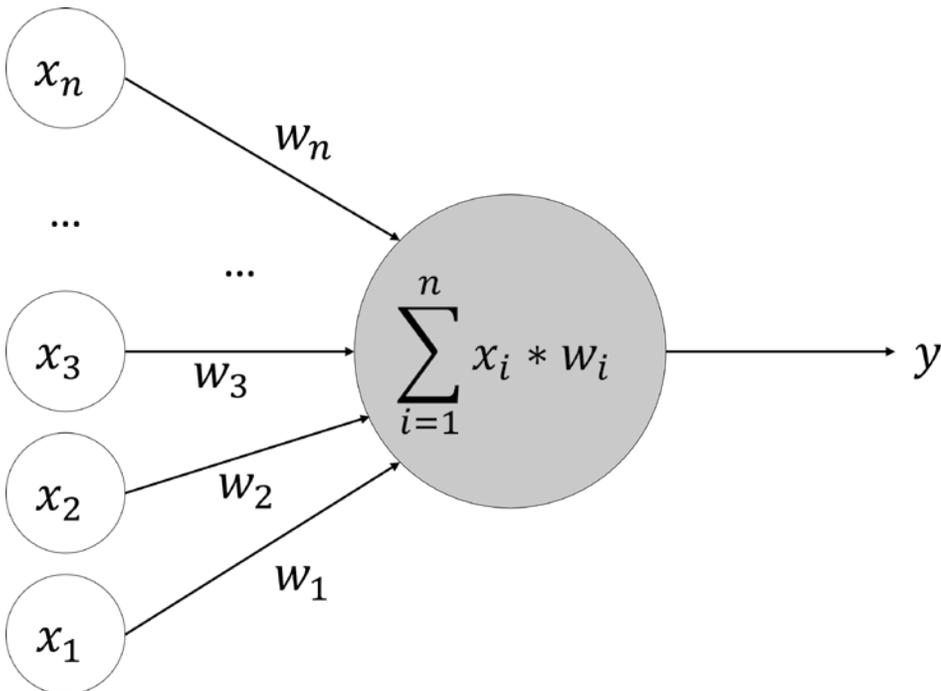
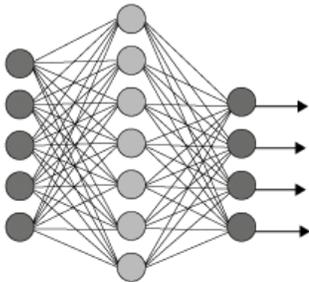


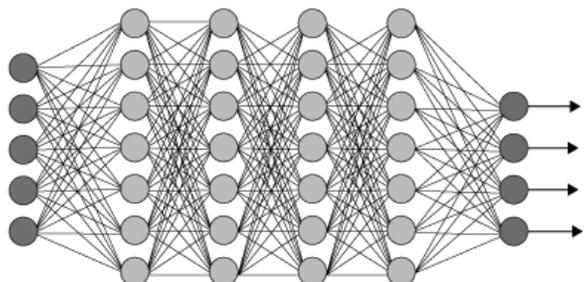
Abb. 8: Künstliches Neuron.

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 ( $1,75 \cdot 10^{11}$ ) 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.

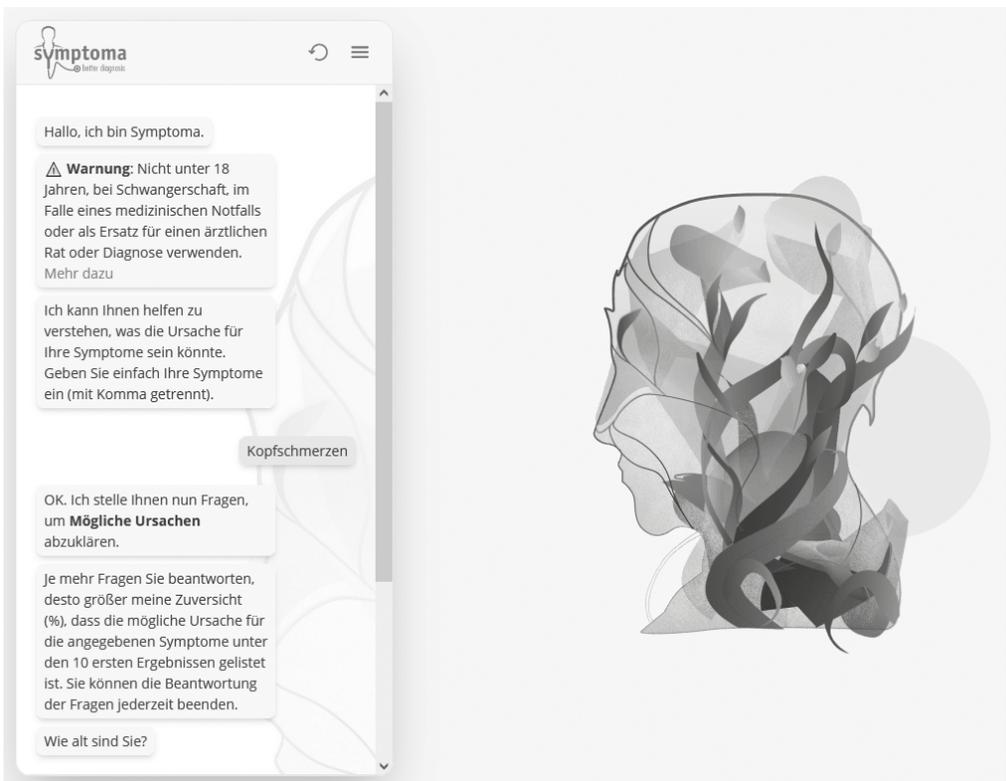


Abb. 11: Digitaler Gesundheitsassistent Symptoma.

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.



*Prof. Dr. med. Jens Meier*

*Klinik für Anästhesiologie und operative Intensivmedizin, Kepler Universitätsklinikum,  
Linz Johannes Kepler Universität, Linz*

# Anwendung der KI im Krankenhaus

1. Einleitung	46
2. Methoden der Künstlichen Intelligenz	47
3. Probleme der Anwendung des Maschinellen Lernens im klinischen Alltag	55
4. Ausblick	59
Literatur	60

# 1. Einleitung

Heutzutage gibt es nur wenige Bereiche des täglichen Lebens, die nicht von Maschinellen Lernen oder Künstlicher Intelligenz berührt werden.<sup>1</sup> Diese Methoden der modernen Informatik haben mittlerweile Einzug in sämtliche Bereiche unseres Daseins erhalten. Viele der Möglichkeiten, die durch die Anwendung von Maschinellen Lernen und Künstlicher Intelligenz entstehen, werden von den allermeisten Menschen in Abhängigkeit von der jeweiligen Persönlichkeit als vorteilhaft und nützlich wahrgenommen.<sup>2</sup> Die wenigsten von uns haben Probleme damit, sich im täglichen Leben bei der Erstellung von E-Mails, bei der Navigation mit Hilfe von Navigationssysteme oder bei der automatisierten Erstellung von Einkaufslisten helfen zu lassen. In der öffentlichen Diskussion wird zwar vielfach darüber diskutiert, dass die Künstliche Intelligenz auch durchaus eine Gefahr im täglichen Leben darstellen kann, da ihre Eigenschaft, von großen Datenmengen abhängig zu sein, dem generellen Bedürfnis nach Privatsphäre widerspricht, im täglichen Leben aber werden meist die Vorteile größer als die Nachteile eingeschätzt. Man ist häufig überrascht, wie bereitwillig der eine oder andere private Daten zur Nutzung freigibt, wenn man im Gegenzug dafür eine Erleichterung bei der Durchführung unliebsamer Aufgaben erhält.

Ganz anders ist die Situation im Krankenhaus: Hier sind sich die Menschen sehr wohl bewusst, dass Gesundheitsdaten schützenswert sind.<sup>3</sup> Aus diesem Grund lässt sich auch eine gewisse Technikskepsis im Bereich der Medizin nicht verleugnen. Zwar wird eine technisierte Medizin im Krankenhaus eher akzeptiert als z.B. in der Hausarztpraxis, allerdings muss man feststellen, die Möglichkeiten des maschinellen Lernens und der Künstlichen Intelligenz bis heute im Spital noch nicht im selben Maße ausgenutzt werden, wie dies in anderen Bereichen außerhalb der medizinischen Domäne der Fall ist.<sup>4</sup>

Das Ziel des vorliegenden Artikels ist es, die Möglichkeiten der Künstlichen Intelligenz im Krankenhaus darzustellen und die zugrunde liegenden mathematischen Mechanismen verständlich zu machen, um dann die technischen Möglichkeiten aufzuzeigen und anschließend die menschlichen Bedenken und Probleme mit dieser Technologie zu diskutieren.

---

1 Pfannstiel 2022, Furnham 2010  
2 Gessler et al. 2019  
3 Danaher 2015, Fritsch 2022  
4 He 2019

## 2. Methoden der Künstlichen Intelligenz

Für viele Menschen stellen die Methoden des Maschinellen Lernens und der Künstlichen Intelligenz gewissermaßen eine „Blackbox“ dar. Nur wenige, technik-begeisterte Individuen sind dazu in der Lage, die Hintergründe einzelner Algorithmen zu verstehen, und nur den wenigsten dürfte bewusst sein, dass sämtliche Algorithmen der Künstlichen Intelligenz im Wesentlichen auf drei unterschiedlichen Klassen von Algorithmen basieren. Diese drei Klassen werden als „supervised“, „unsupervised“ und „reinforcement learning“ bezeichnet.

Hinter diesen drei Begriffen verbergen sich verschiedene Strategien zur Lösung von unterschiedlichen Problemarten. Im Bereich des „supervised learnings“ werden vor allem Klassifikations- und Regressionsprobleme gelöst. Das bekannteste Beispiel außerhalb der Klinik ist hierfür die Bilderkennung. Mit Hilfe von „supervised learning“ ist es möglich, unterschiedliche Bilder mit vorher gelernten Klassen zu bezeichnen. Derselbe Algorithmus kann im Bereich der klinischen Medizin z.B. für die Unterteilung von Patientinnen und Patienten mit unterschiedlichen Erkrankungen verwendet werden. Weiterhin können die Algorithmen des „supervised learnings“ auch dazu benutzt werden, aus unterschiedlichen Eigenschaften eines Patienten bestimmte kontinuierliche Variablen vorherzusagen.<sup>5</sup> Im Zentrum des „unsupervised learnings“ steht das clustering, also die Bildung von Gruppen aus einzelnen Datensätzen. „Unsupervised learning“ kann also dazu verwendet werden, eine vorher definierte Menge von Patienten in unterschiedliche Gruppen einzuteilen, die dann im besten Fall individuell unterschiedlich behandelt werden können.<sup>6</sup> Die dritte Gruppe der typischerweise im klinischen Alltag verwendeten Algorithmen, das sogenannte „reinforcement learning“ beschäftigt sich vor allem mit dem Lernen von Strategien, um eine vorher definierte Aufgabe möglichst erfolgreich lösen zu können. Das bekannteste Beispiel außerhalb der Klinik ist hierbei das Erlernen von Strategien für unterschiedliche Brettspiele wie z.B. Schach oder Go. In diesem Bereich sind die Methoden des „reinforcement learnings“ mittlerweile so erfolgreich, dass die erreichten Ergebnisse nahezu immer besser sind als die der besten Menschen.<sup>7</sup>

---

5 Hastie (a) 2009

6 Hastie (b) 2009

7 Sutton 2018

## 2.1. „Supervised learning“ im Krankenhaus

Wie bereits erwähnt, können die Methoden des „supervised learnings“ im klinischen Alltag für eine Vielzahl von Klassifikations- und Regressionsproblemen verwendet werden. Unter einem Klassifikationsproblem versteht man die Bestimmung einer sogenannten „target variable“, also z.B. das Vorliegen einer Erkrankung oder das antizipierte Ergebnis einer Behandlung (z.B. krank vs. nicht krank, infiziert vs. nicht infiziert, verstirbt, verstirbt nicht etc. ...) aus der Kombination einer unterschiedlichen Anzahl von Merkmalen, den sogenannten „features“. „Features“ können hierbei Zahlen (z.B. Mess- oder Laborwerte), aber auch kategorielle Beschreibungen (z.B. männlich/weiblich, behandelt/nicht behandelt) oder jede Kombination der beiden sein. Auch Bilder und Texte werden häufig als „feature“ benutzt, nachdem sie adäquat vorverarbeitet wurden. Das eigentliche Prinzip des „supervised learnings“ ist hierbei unabhängig vom verwendeten Algorithmus und der zugrunde liegenden Fragestellung immer das gleiche: Ausgehend von einem historischen Datensatz, der sowohl die „features“ als auch die „target variable“ erhält, wird ein Modell trainiert. In Abhängigkeit vom verwendeten Algorithmus werden hierbei mit unterschiedlichen mathematischen Verfahren die Zusammenhänge zwischen „features“ und „target variable“ beschrieben. Die wahrscheinlich bekannteste Algorithmenklasse sind hierbei die sogenannten „neuronalen Netze“. Sie ermöglichen es, eine nichtlineare, multidimensionale Modellierung dieser Zusammenhänge im Rahmen mehrerer Optimierungsläufe zu berechnen. Andere bekannte Verfahren sind „random forests“, „support vector machines“, „Hopfield networks“ und das „Xgradient boosting“. Je nach Beschaffenheit und Größe des Datensatzes liefern diese Methoden unterschiedlich gute Ergebnisse, wobei sich aber die inhaltliche Qualität nicht vorhersagen lässt, da sie einerseits von der Beschaffenheit der Daten und andererseits von der Größe des Datensatzes abhängt.

Nach dem Training des Modells wird mit einem weiteren Datensatz die Vorhersagequalität des Modells überprüft. Wichtig ist hierbei, dass für die Überprüfung ein unabhängiger Datensatz verwendet wird, um so feststellen zu können, wie das errechnete Modell mit neuen, bisher unbekanntenen Daten umgehen kann.

### 2.1.1. Anwendung in der Klinik

In der klinischen Forschung sind die Algorithmen des „supervised learnings“ die mit Abstand am häufigsten verwendeten Methoden überhaupt. Die klassische Domäne dieser Methoden ist hierbei die Bilderkennung.<sup>8</sup> Sei es, die Diagnose von unterschiedlichen Karzinomformen in der Dermatologie, die Klassifizierung von histologischen Befunden in der Pathologie, die Bildsegmentierung oder die Dia-

8 Aljuaid 2022

gnosestellung in der Radiologie oder die Analyse von EKG-Daten im Hinblick auf Arrhythmie- oder Ischämiedetektion, immer kommen Verfahren aus dem Bereich des „supervised learnings“ zur Anwendung.

Die hierbei erreichten Ergebnisse sind beeindruckend. Es existiert eine Vielzahl von Anwendungen, mit denen genau umschriebene Probleme entweder auf dem gleichen oder einem besseren Niveau als von Menschen gelöst werden können. Hierzu zählen vor allem Analysen aus dem Bereich der Bilderkennung, zum Beispiel im Bereich der Dermatologie, der Radiologie oder der Histopathologie.<sup>9</sup> Darüber hinaus haben diese Modelle mehrere entscheidende Vorteile gegenüber menschlichen Ärztinnen und Ärzten: Sie arbeiten mit der gleichen Qualität zu jeder Tages- und Nachtzeit, sind beliebig skalierbar, die Fehlerquote ist gering und vorhersehbar, und sie besitzen eine hohe Ausfallsicherheit. Aus diesem Grund mag es nicht verwundern, dass vielfach kolportiert wird, dass die Methoden des „supervised learnings“ innerhalb kurzer Zeit die ärztliche Expertise ersetzen könnten. Insbesondere dann, wenn die bisher eingesetzten Modelle noch genauer und aussagekräftiger werden sollten. Dem gegenüber steht aber eine prinzipielle Einschränkung dieser Methoden, nämlich die Beschränkung der Aussagekraft des Modells auf eine zu Beginn definierte Domäne.

### **2.1.2. Limitierungen des „supervised learnings“**

Im Bereich des „supervised learnings“ wird jedes Modell auf einen bestimmten Datensatz trainiert. In den allermeisten Fällen handelt es sich hierbei um historische Daten, die aus den Aufzeichnungen bisheriger Behandlungen gewonnen werden. Um ein aussagefähiges Modell zu trainieren, ist hierbei eine Vielzahl von Daten notwendig. Datensätze mit wenigen hundert Einzelfällen sind für das Training nicht geeignet. Erst ab vielen tausend bis hunderttausenden Datensätzen können Modelle trainiert werden, die verlässlich im klinischen Alltag einsetzbar sind. Nur wenige Institutionen besitzen Datensätze für ein bestimmtes Modell in der ausreichenden Anzahl. Werden Modelle auf kleineren Datensätzen trainiert, besteht die Gefahr des sogenannten „overfittings“. Das Modell lernt hierbei die Spezifika eines speziellen Datensatzes, ohne ausreichend zu generalisieren, um dadurch auch mit anderen, neuartigen Daten umgehen zu können. Zum Beispiel kann es möglich sein, dass die Vorhersagequalität eines Modells im Bereich des Spitals, aus dem die Trainingsdaten kommen, extrem hoch ist, dass dies aber an anderen Spitälern mit andersartiger Patientenselektion nicht der Fall ist (z.B. periphere Klinik vs. Maximalversorger, unterschiedliche Altersstruktur der PatientInnen etc.). Aus diesem Grund ist es sehr schwierig, allgemeingültige Modelle an unterschiedlichen Kliniken oder in unterschiedlichen Situationen zu verwenden.

<sup>9</sup> Hogarty 2020, Chang 2019, Hosny 2018

Streng genommen kann nur garantiert werden, dass ein Modell nur in Situationen verwendet werden kann, wo die features aus derselben Grundgesamtheit kommen, auf die das Modell auch trainiert worden ist. Bereits beim Wechsel von einem zum anderen Spital ist diese Voraussetzung nicht mehr vollständig gegeben, was die Vorhersagequalität zwangsläufig reduzieren muss. Aus diesem Grund existieren auch fast keine allgemeingültigen Modelle, die universell eingesetzt werden können. Andererseits haben einzelne Kliniken nur in Einzelfällen Datensätze, die es erlauben würden, individuelle Modelle zu trainieren und anschließend zu validieren.

## 2.2. „Unsupervised learning“ im Krankenhaus

Das Grundprinzip des „unsupervised learnings“ ist es, Ordnung in einem vorher ungeordneten Datensatz zu schaffen. Ein typisches Beispiel ist eine riesige Sammlung von Büchern ohne Beschriftungen oder Kategorien, wobei diese auf der Grundlage von inhärenten Mustern oder Ähnlichkeiten geordnet werden sollen. „Unsupervised learning“ ist mit diesem Szenario vergleichbar, bei dem der Algorithmus Muster in den Daten erforscht und erkennt, ohne dass er explizite Anleitungen oder gekennzeichnete Beispiele erhält.

Im Gegensatz zum „supervised learning“, bei dem der Algorithmus auf markierten Daten mit vordefinierten Ergebnissen trainiert wird, arbeitet das „unsupervised learning“ auf eine eher explorative Weise. Das Hauptziel ist es, verborgene Strukturen, Beziehungen oder Cluster in den Daten aufzudecken, was es zu einem unschätzbaren Werkzeug für die Entdeckung von Mustern macht, die sich der menschlichen Beobachtung entziehen könnten. Die Methoden des „unsupervised learnings“ eignen sich für das sogenannte „clustering“ und die Dimensionalitätsreduktion.

### 2.2.1. Clustering

Clustering ist ein grundlegendes Konzept des unüberwachten Lernens, bei dem ähnliche Datenpunkte zu Gruppen zusammengefasst werden.

In der medizinischen Forschung kann das unüberwachte Clustering beispielsweise auf Patientendaten angewendet werden, um verschiedene Untergruppen mit ähnlichen Merkmalen zu identifizieren. Dies kann bei personalisierten Behandlungsplänen und dem Verständnis von Krankheiten helfen.<sup>10</sup>

---

10 Jiang 2023

### 2.2.2. Dimensionalitätsreduktion

Unüberwachte Lerntechniken eignen sich auch hervorragend zur Dimensionalitätsreduzierung, d.h. zur Vereinfachung komplexer Datensätze durch Beibehaltung wesentlicher Merkmale.

Im medizinischen Bereich kann dies bei der Analyse hochdimensionaler Daten wie Genomik- oder Bildgebungsdaten von Nutzen sein und eine effizientere Analyse und Interpretation ermöglichen.

### 2.2.3. Anwendung im Krankenhaus

Unüberwachtes Lernen wurde bereits mehrfach eingesetzt, um auf der Grundlage von Patientendaten Subtypen von Krankheiten zu identifizieren. In der Krebsforschung kann es zum Beispiel helfen, zwischen verschiedenen molekularen Subtypen zu unterscheiden und so maßgeschneiderte Behandlungsstrategien zu entwickeln.<sup>11</sup> Darüber hinaus ist es auch möglich, durch die Analyse molekularer und chemischer Daten bei der Identifizierung potenzieller Arzneimittelkandidaten und dem Verständnis ihrer Wechselwirkungen mit biologischen Systemen Fortschritte zu erzielen. Dies hat das Potenzial, die Prozesse der Arzneimittelentdeckung zu revolutionieren.<sup>12</sup> Unüberwachtes Lernen könnte aber auch einen wichtigen Beitrag zur Patientenstratifizierung liefern, bei der Personen mit ähnlichen klinischen Profilen in Gruppen zusammengefasst werden. Dies ermöglicht gezieltere und personalisierte Untersuchungen und therapeutische Ansätze.<sup>13</sup> Das Erkennen von Anomalien in medizinischen Daten, z.B. die Identifizierung von Unregelmäßigkeiten in Patientenakten oder Anomalien in medizinischen Bildern, ist eine weitere wichtige Anwendung des „unsupervised learnings“:

Die wichtigsten Methoden des „unsupervised learnings“ sind das „K-Means clustering“, das „hierarchische Clustering“ und die „principal components analysis“ (PCA). „K-Means“ ist ein beliebter Clustering-Algorithmus, der Daten auf der Grundlage von Ähnlichkeit in „K“-Cluster unterteilt. In der medizinischen Forschung kann er verwendet werden, um Patientenkohorten mit ähnlichen klinischen Merkmalen zu identifizieren. Die Anzahl der Cluster muss allerdings vom Untersucher vorgegeben werden, was zwangsläufig die erhaltenen Ergebnisse beeinflusst. Bei „hierarchischem Clustering“ wird ein Baum von Clustern erstellt, der hierarchische Beziehungen zwischen Datenpunkten aufzeigt. In der Genetik kann hierarchisches Clustering eingesetzt werden, um die Beziehungen zwischen verschiedenen Genausdrücken zu verstehen. Die PCA ist ein Verfahren zur Dimen-

---

11 Wang 2023

12 Stevenson 2023

13 Maslove 2022

sionalitätsreduzierung, das hochdimensionale Daten in eine niedrigdimensionale Darstellung umwandelt. In der medizinischen Bildgebung kann die PCA die Interpretation komplexer Bilder vereinfachen, wobei die wesentlichen Informationen erhalten bleiben.

#### **2.2.4. Einschränkungen**

Die Modelle des „unsupervised learnings“ können manchmal schwierig zu interpretieren sein, insbesondere wenn es sich um hochdimensionale Daten handelt. Es ist wichtig, die Implikationen der entdeckten Muster zu verstehen, was insbesondere im medizinischen Kontext nicht immer ganz einfach ist. Darüber hinaus hängt die Wirksamkeit des „unsupervised learnings“ stark von der Qualität und Repräsentativität der Eingabedaten ab. Verrauschte oder verzerrte Daten können zu ungenauen Ergebnissen führen. Die Wahl des richtigen unüberwachten Lernalgorithmus hängt von der Art der Daten und den spezifischen Zielen der Analyse ab. Eine sorgfältige Abwägung der verschiedenen Algorithmen ist unerlässlich.

Aber selbst nach optimaler Auswahl des zu verwendeten Verfahrens sind die Ergebnisse vielfach schwierig zu interpretieren. Aus diesem Grund werden diese Modelle im klinischen Alltag bisher kaum verwendet.

### **2.3. „reinforcement learning“ im Krankenhaus**

In der dynamischen Landschaft der künstlichen Intelligenz erweist sich das „reinforcement learning“ als ein faszinierendes Paradigma, das die Art und Weise widerspiegelt, wie Menschen und Tiere durch Interaktion mit ihrer Umwelt lernen. Die zugrundeliegenden Prinzipien des Lernens werden hierbei verwendet, um Computer auf eine ähnliche Art und Weise Strategien lernen zu lassen. Stellen Sie sich vor, Sie bringen einem Hund einen neuen Trick bei. Sie programmieren nicht explizit jede Bewegung, sondern geben Feedback – Belohnungen für korrekte Handlungen und sanfte Korrekturen für Fehler. Das „reinforcement learning“ funktioniert nach einem ähnlichen Prinzip: Ein Agent lernt, Entscheidungen zu treffen, indem er mit der Umgebung interagiert und Rückmeldungen in Form von Belohnungen oder Bestrafungen erhält.

Beim „reinforcement learning“ ist ein „Agent“ der Lernende oder Entscheidungsträger, der mit einer „Umgebung“ interagiert. Der Agent führt „Aktionen“ durch, die die Umgebung beeinflussen. Im medizinischen Kontext könnte ein Agent ein System für Behandlungsempfehlungen sein, das mit Patientendaten interagiert, um personalisierte Interventionen vorzuschlagen. Im Mittelpunkt des „reinforcement learnings“ steht das Konzept der Belohnungen und Bestrafungen. Der Agent

zielt darauf ab, die kumulativen Belohnungen im Laufe der Zeit zu maximieren, indem er lernt, welche Aktionen zu positiven Ergebnissen führen. Im Gesundheitswesen könnte dies zur Optimierung von Behandlungsplänen führen, um die Genesung des Patienten zu maximieren und gleichzeitig die negativen Auswirkungen zu minimieren. Hierbei steht der Agent allerdings vor einem Dilemma zwischen der Erkundung neuer Aktionen, um bessere Strategien zu entdecken, und der Anwendung bereits bekannter, bewährter Aktionen, um den unmittelbaren Nutzen zu maximieren. Das Gleichgewicht zwischen Exploration und Anwendung bereits bewährter Aktionen ist eine der zentralen Herausforderungen des „reinforcement learnings“

In klinischen Studien kann das „reinforcement learning“ die Auswahl von Behandlungsoptionen optimieren, indem es ein Gleichgewicht zwischen der Erkundung neuartiger Therapien und der Anwendung bewährter wirksamer Maßnahmen herstellt.

### **2.3.1. Anwendungen in der Medizin**

Verstärkungslernen wird zur Optimierung von Behandlungsplänen für chronische Erkrankungen eingesetzt, um personalisierte und adaptive Interventionen im Laufe der Zeit sicherzustellen.<sup>14</sup> Ein zentrales Problem im klinischen Alltag ist hierbei die Tatsache, dass die eigentliche Aktion nicht einfach durchgeführt werden kann. Es muss im klinischen Setting deshalb mit Datensätzen trainiert werden, die möglichst viele unterschiedliche Therapieoptionen umfassen. Eine weitere Anwendungsmöglichkeit ist das Design klinischer Studien, das komplexe Entscheidungsprozesse beinhaltet. „Reinforcement learning“ kann aber auch zur Optimierung von Arzneimitteldosierungen eingesetzt werden, da es dazu in der Lage ist, die Medikamentendosierung auf der Grundlage der Patientenreaktionen anzupassen und so die therapeutischen Ergebnisse zu optimieren.<sup>15</sup> Eine weitere Domäne des „reinforcement learnings“ ist die Optimierung der Ressourcenzuweisung im klinischen Alltag. Krankenhäuser und Gesundheitsdienstleister stehen vor der Herausforderung, Ressourcen effizient zuzuweisen. „Reinforcement learning“ kann dabei helfen, die Ressourcenzuweisung zu optimieren und eine effektive Patientenversorgung sicherzustellen.<sup>16</sup>

---

14 Komorowski 2018

15 Zeng 2022

16 Xu 2023

### **2.3.2. Einschränkungen des „reinforcement learnings“ für die klinische Anwendbarkeit**

„Reinforcement Learning“ im Gesundheitswesen wirft ethische Überlegungen auf, wie z.B. die Sicherstellung von Fairness bei Behandlungsempfehlungen und der Umgang mit Verzerrungen in den Trainingsdaten. Einige Algorithmen des Verstärkungslernens können darüber hinaus eine große Anzahl von Interaktionen mit der Umgebung erfordern, um effektiv zu lernen, was in Szenarien, in denen die Datenerfassung ressourcenintensiv ist, eine Herausforderung darstellt. Und letztlich ist das Verständnis und die Interpretation der von Modellen des verstärkten Lernens getroffenen Entscheidungen eine ständige Herausforderung, insbesondere in kritischen Bereichen wie dem Gesundheitswesen, da insbesondere in diesem Bereich vielfach der Interpretierbarkeit der erhaltenen Ergebnisse eine große Bedeutung beigemessen wird.

Nichts destoweniger verspricht „reinforcement learning“, das sich an der Art und Weise orientiert, wie lebende Organismen von ihrer Umgebung lernen, eine Revolutionierung der Entscheidungsfindung im Gesundheitswesen und darüber hinaus. Seine Anwendungen bei der Optimierung von Behandlungen, der Planung klinischer Studien und der Ressourcenzuteilung unterstreichen sein Potenzial, die Ergebnisse für die PatientInnen zu verbessern und die Prozesse im Gesundheitswesen zu rationalisieren. Bei der Erforschung des Bereichs des „reinforcement learnings“ durch die Wissenschaft ist die Berücksichtigung ethischer Implikationen und fortlaufender Fortschritte bei den algorithmischen Techniken von entscheidender Bedeutung, um die transformative Kraft dieser Technologie verantwortungsvoll zu nutzen.

### 3. Probleme der Anwendung des Maschinellen Lernens im klinischen Alltag

Auf den ersten Blick mag es verwundern, dass die oben genannten Methoden des maschinellen Lernens bis heute kaum Einzug in den klinischen Alltag gefunden haben. Hierfür sind mehrere unterschiedliche Ursachen verantwortlich, die einen breiten Einsatz bisher effektiv verhindert haben.

Wie bereits weiter oben ausgeführt, sind sämtliche Methoden des maschinellen Lernens von der Verfügbarkeit von Trainingsdaten abhängig, die im besten Fall ein genaues Abbild der Situation darstellen, in der die entwickelten Algorithmen später verwendet werden sollen. Für die meisten Kliniken stehen diese Daten nicht in der notwendigen Anzahl oder Genauigkeit zur Verfügung. Dies führt dazu, dass viele Modelle nur auf Daten anderer Kliniken trainiert werden können. In der Folge muss also immer davon ausgegangen werden, dass diese Daten unter Umständen nicht die PatientInnen abbilden, auf die die trainierten Modelle angewendet werden sollen. Dies schränkt aber die Vorhersagequalität stark ein, da die Übertragbarkeit der errechneten Modelle nicht garantiert werden kann. Eine denkbare Lösung wäre hier das „pooling“ von mehreren unterschiedlichen Datenquellen, was aber aufgrund der Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) nur mit großem Aufwand möglich ist. Gänzlich rechtlich ungeklärt bis zum heutigen Zeitpunkt ist darüber hinaus auch die Frage, ob historische Daten von PatientInnen ohne deren Zustimmung für solche kombinierten Modelle verwendet werden dürfen. Ohne Einwilligung ist dies nur sehr schwer vorstellbar, was die Entwicklung solcher Modelle nahezu unmöglich macht. Bekanntestes Beispiel in diesem Zusammenhang ist „Google Health“. Diesem Zweig des Alpha-Konzerns wurde mehrfach vorgeworfen, Daten von PatientInnen verwendet zu haben, ohne diese ausreichend zu informieren oder sie an der Verwertung ausreichend zu beteiligen.<sup>17</sup>

---

<sup>17</sup> Mearian 2019, 2020

## 3.2. Interpretierbarkeit der Ergebnisse von Machine-learning-Modellen

Viele ÄrztInnen und Ärzte haben bis heute große Bedenken hinsichtlich einer Verwendung von „machine learning“ und Künstlicher Intelligenz im klinischen Alltag, da die Ergebnisse für sie zwar leicht interpretierbar, aber kaum herleitbar sind. Die zugrundeliegenden Algorithmen werden im Allgemeinen als „black box“ verstanden, was häufig zu Unbehagen und einem gewissen Vertrauensverlust führt. Überraschend ist hierbei, dass wir im täglichen Alltag oft keine Probleme damit haben, Ergebnisse von Technologien zu akzeptieren, die nur von einer kleinen Teilgruppe der Bevölkerung verstanden werden, solange sie nicht mit Künstlicher Intelligenz in Verbindung gebracht werden. Das klassische Beispiel hierfür ist z.B. die weit verbreitete Anwendung von Navigationssystemen. Nur die wenigsten Menschen „verstehen“ die zugrundeliegenden technischen Details, es existiert aber kaum ein Neuwagen, der ohne ein funktionierendes Navigationssystem verkauft wird, und kaum ein Autofahrer bzw. eine Autofahrerin verlässt sich heute im Alltag rein auf gedrucktes Kartenmaterial. Umso mehr überrascht, dass in anderen Bereichen die Methoden der Künstlichen Intelligenz auf breiter Front abgelehnt werden. Dies mag zu einem großen Teil an der negativen Berichterstattung in den Medien liegen, ist aber trotzdem nicht immer ganz verständlich. Überraschenderweise steigt die Akzeptanz aber wieder, wenn die Ergebnisse einer Künstlichen Intelligenz so beeindruckend sind, dass sie im Alltag faszinierend wirken. Bestes Beispiel sind hier aktuell die sogenannten „large language models“ (LLM), deren Ergebnisse eine so hohe Qualität besitzen, dass sie zwar vielfach angewendet werden, die zugrundeliegenden Modelle aber nur von den wenigsten Menschen verstanden werden. Ob eine bessere Aufklärung über die Funktionsweise von Machine-learning-Modellen hier in Zukunft zu einer Verbesserung dieser Situation führen wird, muss sich erst noch zeigen.

## 3.3. Rechtliche Bedenken

In Österreich existiert der sogenannte Arztvorbehalt, der zum Inhalt hat, dass bestimmte Tätigkeiten und Maßnahmen aufgrund einer gesetzlichen Festlegung nur von einem/r ordnungsgemäß ausgebildeten und approbierten ÄrztIn ausgeübt beziehungsweise durchgeführt werden dürfen. Mit dieser Festlegung ist aber auch die Verantwortlichkeit auf den ersten Blick klar geregelt: Die Ärztin, der Arzt, die/der eine Untersuchung oder eine Behandlung durchführt, ist hierfür vollumfänglich verantwortlich. Hieraus ergibt sich zwangsläufig, dass sämtliche Modelle der Künstlichen Intelligenz und des maschinellen Lernens bestenfalls „beratend“ zur

Seite stehen können. Zum jetzigen Zeitpunkt wird eine Diagnose niemals ohne einen Arzt bzw. eine Ärztin gestellt, und auch eine Therapie kann nicht durch Maschinen indiziert werden. Die häufig geäußerte Angst von PatientInnen, einer künstlichen Intelligenz ausgeliefert zu sein, entspricht demnach zum jetzigen Zeitpunkt nicht den Tatsachen. Diese scheinbare Sicherheit darf aber nicht darüber hinwegtäuschen, dass sich die Situation innerhalb kürzester Zeit nicht ändern kann. Bereits jetzt sind KI-Systeme menschlichen Experten in vielen Bereichen überlegen. Die bekanntesten Beispiele hierfür sind die Brettspiele Schach und Go. Hier gibt es keinen Menschen, der auch nur annähernd die erreichte Spielstärke der besten Algorithmen erreicht. Werden die zugrundeliegenden Algorithmen als „Beratungssysteme“ genutzt, dann versetzt dies den eigentlichen Spieler/die eigentliche Spielerin in eine bemerkenswerte Situation. Ohne Zweifel werden die vom Algorithmus vorgeschlagenen Züge denen des jeweiligen Spielers/der jeweiligen Spielerin überlegen sein. Jede menschliche Abweichung wird also in den allermeisten Fällen dazu führen, dass ein schlechteres Ergebnis erreicht wird, und aus diesem Grund wird kaum jemand die Empfehlung des Algorithmus ignorieren. Übertragen auf die klinische Situation führt dies faktisch dazu, dass die Ärztin bzw. der Arzt die Verantwortung für eine Entscheidung trägt, die eigentlich autonom von einem Algorithmus getroffen wurde, aber erst im Nachhinein legitimiert wird. Rein rechtlich mag daran nichts auszusetzen sein, dennoch ist aber leicht einzusehen, dass eine derartige Situation zwangsläufig zu Unbehagen führen muss. Hier wird es in Zukunft wichtig sein, dass der Gesetzgeber im medizinischen Umfeld einen klaren Handlungsspielraum vorgibt, der diesem Umstand Rechnung trägt. Ob im Rahmen einer solchen Regelung dann die Hersteller der Algorithmen, diejenigen, die die Daten bereitstellen, oder jemand anderes auch in die Verantwortung genommen werden können, lässt sich zum jetzigen Zeitpunkt noch nicht sagen. Auch wird es nur für Teilbereiche im medizinischen Umfeld möglich sein, klar zu definieren, wann die Entscheidungen eines Algorithmus denen der betreuenden ÄrztInnen überlegen sind.

### 3.4. Emotionale Hürden

Wenige wirtschaftliche Geschäftssituationen sind so emotional besetzt, wie das Verhältnis zwischen Ärztin oder Arzt und PatientIn. Typischerweise vertrauen PatientInnen auf die ärztliche Heilkunst, die sich im Allgemeinen aus Ausbildung, Erfahrung, Empathie und Intuition zusammensetzt. Viele der getroffenen Entscheidungen im medizinischen Bereich sind mit gravierenden Konsequenzen verbunden. So verwundert es nicht, dass die Suche nach der besten Ärztin oder dem besten Arzt für viele Patientinnen und Patienten eine wichtige Rolle einnimmt.

PatientInnen erhoffen sich, im Rahmen der Behandlung nach neuesten medizinischen Erkenntnissen und mit neuesten Therapieschemata behandelt zu werden. Im besten Fall schließt diese Behandlung eine Berücksichtigung der psychosozialen Situation mit ein, sodass ein ganzheitlicher Heilungsprozess initiiert werden kann. Die Erwartungen an die MedizinerInnen sind groß. Heutzutage wird nahezu als selbstverständlich vorausgesetzt, dass sämtliche Therapien nach der bestmöglichen Evidenz erfolgen sollen, außerdem wird erwartet, dass sämtliche Informationen für die Behandlung in Betracht gezogen werden und zu jeder Tages- und Nachtzeit die optimale Synthese aus allen Informationsquellen erfolgen kann. Darüber hinaus legen viele PatientInnen einen großen Wert auf ein empathisches Vertrauensverhältnis. Das Phänomen des Doctor-Hoppings ist nicht selten die Folge eines enttäuschten Vertrauensverhältnisses oder einer Kränkung, die nicht im fachlichen, sondern im persönlichen Bereich liegt.

Ob PatientInnen sich lieber Computern anvertrauen, darf daher verzweifelt werden. Die ärztliche Heilkunst besteht eben nicht nur das Abarbeiten von standardisierten Diagnose- und Therapieabläufen, sondern eben auch aus verständnisvollem Zuhören, Eingehen auf die Wünsche und das Weltbild der PatientInnen und ein menschlich annotierter Ratschlag. All das ist zum jetzigen Zeitpunkt wahrscheinlich nicht durch Algorithmen leistbar. Aus diesem Grund gibt es bereits den Ruf nach adäquaten Einsatz von ÄrztInnen bei der Versorgung von PatientInnen.<sup>18</sup> Allerdings kann sich die Einstellung der Bevölkerung in den nächsten Jahren dahingehend ändern, dass auch Computer als Behandler akzeptiert werden.

---

18 Mittelman 2018

## 4. Ausblick

Sind die Methoden des Maschinellen Lernens und der Künstlichen Intelligenz bereits breit im klinischen Alltag etabliert? In Anbetracht der theoretischen Möglichkeiten muss diese Frage klar mit „nein“ beantwortet werden. Allerdings haben die zugrundeliegenden Methoden in jedem Fall das Potential, unser Verständnis und unseren Zugang zur Medizin grundlegend zu verändern. Die hierbei existierenden Möglichkeiten erscheinen unüberschaubar, und im Bereich von großen Konzernen existiert eine Art „Goldgräberstimmung“, die zu großen Investitionen und fast unüberschaubaren Veränderungen und Entwicklungsprozessen führt. Diese Entwicklung droht im Moment eine Vielzahl der beteiligten Proponenten zu überrollen, und man hat oft den Eindruck, dass potentielle AnwenderInnen mit der Geschwindigkeit dieser Entwicklungen nicht mithalten können. Auch die nicht ganz unbegründete Angst, überflüssig werden zu können, erleichtert hierbei die Situation nicht.

Unstrittig scheint zu sein, dass sich diese Entwicklung nicht aufhalten lässt. Es wird unsere Aufgabe sein, diese Entwicklung adäquat zu begleiten. Wünschenswert wäre es, wenn diese Entwicklung von Ärztinnen und Ärzten mit angetrieben und gesteuert wird. Auch in Zukunft werden sie die Anbieter der „Ware“ Gesundheit sein, wenngleich der Zugang sich wahrscheinlich grundlegend verändern wird. Im schlechtesten Fall wird die Entwicklung von großen Konzernen übernommen, was in der Folge zu einer verminderten Einflussnahme durch ÄrztInnen und PatientInnen führen wird. Der Schritt dorthin ist sicherlich nicht einfach, da die Grundprinzipien des Maschinellen Lernens und der Künstlichen Intelligenz derzeit nur von wenigen verstanden werden und aus diesem Grund die Beurteilung von neuen Verfahren sehr schwierig sein dürfte. Um aber auch in Zukunft eine adäquate PatientInnenversorgung zu ermöglichen, sind Anstrengungen in diese Richtung unerlässlich.

## Literatur

- Aljuaid A, Anwar M. Survey of Supervised Learning for Medical Image Processing. *SN Comput Sci.* 2022 May 17;3(4):292.
- Chang HY, Jung CK, Woo JI, Lee S, Cho J, Kim SW, et al. Artificial Intelligence in Pathology. *J Pathol Transl Med.* 2019 Jan 15;53(1):1–12.
- Danaher J. Why AI Doomsayers are Like Sceptical Theists and Why it Matters. *Minds Mach.* 2015 Aug;25(3):231–46.
- Fritsch SJ, Blankenheim A, Wahl A, Hetfeld P, Maassen O, Deffge S, et al. Attitudes and perception of artificial intelligence in healthcare: A cross-sectional survey among patients. *Digit Health.* 2022 Jan;8:205520762211167.
- Furnham A. 50 Schlüsselideen Psychologie [Internet]. Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag; 2010 [cited 2023 Dec 5]. Available from: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-8274-2379-5>
- Gessl AS, Schögl S, Mevenkamp N. On the perceptions and acceptance of artificially intelligent robotics and the psychology of the future elderly. *Behav Inf Technol.* 2019 Nov 2;38(11):1068–87.
- Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. Overview of Supervised Learning. In: *The Elements of Statistical Learning* [Internet]. New York, NY: Springer New York; 2009 [cited 2023 Dec 5]. p. 9–41. (Springer Series in Statistics). Available from: [http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-84858-7\\_2](http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-84858-7_2) (Hastie a)
- Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. Unsupervised Learning. In: *The Elements of Statistical Learning* [Internet]. New York, NY: Springer New York; 2009 [cited 2023 Dec 5]. p. 485–585. (Springer Series in Statistics). Available from: [http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-84858-7\\_14](http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-84858-7_14) (Hastie b)
- He J, Baxter SL, Xu J, Xu J, Zhou X, Zhang K. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine. *Nat Med.* 2019 Jan;25(1):30–6.
- Hogarty DT, Su JC, Phan K, Attia M, Hossny M, Nahavandi S, et al. Artificial Intelligence in Dermatology – Where We Are and the Way to the Future: A Review. *Am J Clin Dermatol.* 2020 Feb;21(1):41–7.
- Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, Schwartz LH, Aerts HJWL. Artificial intelligence in radiology. *Nat Rev Cancer.* 2018 Aug;18(8):500–10.
- Jiang Z, Bo L, Wang L, Xie Y, Cao J, Yao Y, et al. Interpretable machine-learning model for real-time, clustered risk factor analysis of sepsis and septic death in critical care. *Comput Methods Programs Biomed.* 2023 Nov;241:107772.

- Komorowski M, Celi LA, Badawi O, Gordon AC, Faisal AA. The Artificial Intelligence Clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. *Nat Med*. 2018 Nov;24(11):1716–20.
- Maslove DM, Tang B, Shankar-Hari M, Lawler PR, Angus DC, Baillie JK, et al. Redefining critical illness. *Nat Med*. 2022 Jun;28(6):1141–8.
- Mearian L, Yes, Google's using your healthcare data – and it's not alone. *Computerworld*. November 15, 2019.
- Mearian L, Yes, Google's using your healthcare data – and it's not alone. *Computerworld*. Retrieved September 11, 2020.
- Mittelman M, Markham S, Taylor M. Patient commentary: Stop hyping artificial intelligence – patients will always need human doctors. *BMJ*. 2018 Nov 7;k4669.
- Pfannstiel MA, editor. Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen: Entwicklungen, Beispiele und Perspektiven [Internet]. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden; 2022 [cited 2023 Dec 5]. Available from: <https://link.springer.com/10.1007/978-3-658-33597-7>
- Stevenson GA, Kirshner D, Bennion BJ, Yang Y, Zhang X, Zemla A, et al. Clustering Protein Binding Pockets and Identifying Potential Drug Interactions: A Novel Ligand-Based Featureization Method. *J Chem Inf Model*. 2023 Nov 13;63(21):6655–66.
- Sutton RS, Barto AG. Reinforcement learning: an introduction. Second edition. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press; 2018. 526 p. (Adaptive computation and machine learning series).
- Wang Z, Katsaros D, Wang J, Biglio N, Hernandez BY, Fei P, et al. Machine learning-based cluster analysis of immune cell subtypes and breast cancer survival. *Sci Rep*. 2023 Nov 3;13(1):18962.
- Xu H, Fang Y, Chou CA, Fard N, Luo L. A reinforcement learning-based optimal control approach for managing an elective surgery backlog after pandemic disruption. *Health Care Manag Sci*. 2023 Sep;26(3):430–46.
- Zeng J, Shao J, Lin S, Zhang H, Su X, Lian X, et al. Optimizing the dynamic treatment regime of in-hospital warfarin anticoagulation in patients after surgical valve replacement using reinforcement learning. *J Am Med Inform Assoc*. 2022 Sep 12;29(10):1722–32.





# Investieren Sie Seite an Seite mit unserer Eigentümerfamilie

| Vorausschauend  
seit Generationen

Wer dieselben Ziele verfolgt, kommt gemeinsam besser voran.  
Vertrauen Sie auf unsere jahrzehntelange Erfahrung und legen Sie  
bei der LGT nach derselben Strategie an wie unsere Eigentümerin,  
die Fürstliche Familie von Liechtenstein. [lgt.com/at](https://www.lgt.com/at)



Private  
Banking



*Prof. Dr.med. Wolfram J. Herrmann*

*Charité – Universitätsmedizin Berlin, Institut für Allgemeinmedizin*

# Potenzialfelder für den Einsatz Künstlicher Intelligenz in der hausärztlichen Versorgung

<b>1. Was ist KI?</b>	<b>66</b>
<b>2. Ausgangslage der hausärztlichen Versorgung</b>	<b>67</b>
<b>3. Potenzialfeld Intelligentes Benchmarking</b>	<b>69</b>
<b>4. Potenzialfeld Qualitätsmanagement</b>	<b>70</b>
<b>5. Potenzialfeld Aufbereitung von Patientendaten</b>	<b>71</b>
<b>6. Potenzialfeld Notfallinformationen</b>	<b>72</b>
<b>7. Potenzialfeld individuelle Behandlungsempfehlungen</b>	<b>73</b>
<b>8. Potenzialfeld automatisierte Auswertung von Messdaten und Erinnerungen</b>	<b>74</b>
<b>9. Potenzialfeld automatisierte Praxisorganisation</b>	<b>75</b>
<b>10. Potenzialfeld automatisierte Diagnostikauswertungen</b>	<b>76</b>
<b>11. Fazit</b>	<b>77</b>
<b>Referenzen</b>	<b>78</b>

*Künstliche Intelligenz (KI) als Unterstützung von Ärzt:innen in der Krankenversorgung macht den einen Angst und den anderen Hoffnung. Neben den möglichen Gefahren ist es wichtig, sich zu überlegen, welche Potenziale KI konkret in der ärztlichen Versorgung bieten könnte. In dem vorliegenden Beitrag skizziere ich daher die Potenzialfelder einer Unterstützung der hausärztlichen Versorgung mittels Anwendungen der KI.*

# 1. Was ist KI?

Der Begriff KI ist nicht streng definiert. Im öffentlichen Diskurs wurde KI vielfach mit Maschinellern Lernen gleichgesetzt. Maschinelles Lernen beschreibt Methoden der Informatik zur Analyse von Daten und insbesondere Vorhersage von Endpunkten. Dabei gehören zum Maschinellern Lernen u.a. klassische statistische Methoden wie Regressionsmodelle, aber auch informatikspezifische Ansätze wie Support Vector Machines und Decision Trees bis hin zu neuronalen Netzen einschließlich Deep Learning, welche am ehesten einer strengeren Definition Künstlicher Intelligenz entsprechen. In der öffentlichen Diskussion der letzten Monate rückte vor allem Natural Language Processing wie ChatGPT in den Vordergrund. Einen gut lesbaren Überblick über die verschiedenen Ansätze bietet Gronwald.<sup>1</sup>

---

1 Gronwald 2023

## 2. Ausgangslage der hausärztlichen Versorgung

Ich beziehe mich in diesem Artikel auf die Situation der hausärztlichen Versorgung in Deutschland. Die Situation in Österreich ist der deutschen recht ähnlich, daher sind die Folgerungen überwiegend übertragbar.

Zur Anwendung von KI in der hausärztlichen Versorgung gibt es spezielle Umgebungsfaktoren in Deutschland zu beachten: Hausärztliche Praxen in Deutschland sind vergleichsweise klein mit meist ein bis drei Hausärzt:innen und mehreren Medizinischen Fachangestellten. Neben hausärztlichen Praxen gibt es auch zahlreiche weitere Versorger:innen, im ärztlichen Bereich sind dies vor allem andere Spezialist:innen im niedergelassenen Bereich und in der stationären Versorgung. Darüber hinaus sind andere Berufsgruppen wie Ergotherapeut:innen und Pflege in anderen Einheiten tätig wie beispielsweise in ambulanten Pflegediensten oder Ergotherapiepraxen.

Es gibt zahlreiche Anbieter von elektronischen Praxisdokumentationssystemen; diese verfügen zwar theoretisch über eine Minimalschnittstelle, praktisch tauschen diese Systeme jedoch bisher keine Daten untereinander aus. Eine elektronische Patient:innenakte ist in Deutschland bisher noch nicht in der Breite etabliert, soll jedoch bald flächendeckend als Opt-out-Version umgesetzt werden. Dänemark arbeitet bereits seit 2004 erfolgreich mit einer cloudbasierten Lösung, die u.a. Krankengeschichte, Medikationspläne und Diagnosen enthält, und nahezu alle Überweisungen und Rezepte werden digital übermittelt.<sup>2</sup> In Deutschland gibt es zwar ein elektronisches Rezept, jedoch keine zentrale Datenbank, in der alle Verschreibungen eines Patienten dokumentiert werden wie beispielsweise in Norwegen.<sup>3</sup>

Während lange eine teilweise elektronische, teilweise papierbasierte Dokumentation in Hausarztpraxen üblich war, erfolgt die Dokumentation von Konsultationen inzwischen in den meisten Hausarztpraxen rein elektronisch, jedoch gibt es keine feste Form der Dokumentation, sondern diese ist häufig sehr individuell gehalten. Die unterschiedlichen Praxisdokumentationssysteme strukturieren die Dokumentation unterschiedlich stark. Darüber hinaus sind häufig individuell unterschiedliche Abkürzungen erhalten, meist noch aus Zeiten der analogen Dokumentation. Ein spezifisch deutscher Aspekt ist, dass Ärzt:innen in Deutschland ungern

---

2 Berger 2020

3 Hanseth 2017

anderen Einblick in die eigene Dokumentation geben und diese als ihr Eigentum betrachten. International ist die Implementation des Zugriffs von Patient:innen auf ihre Dokumentation üblicher, jedoch unterschiedlich gelungen umgesetzt.<sup>4</sup>

Ein weiterer wichtiger Aspekt für den Einsatz von KI in der hausärztlichen Versorgung in Deutschland ist die große Anzahl von Arzt-Patienten-Kontakten mit vielen unterschiedlichen Ärzt:innen.<sup>5</sup> Dadurch fällt eine große Menge an schriftlicher Information in Verbindung mit Abrechnungsziffern, Diagnosen und Laborwerten an, welche zur Auswertung von KI-Anwendungen besonders gut geeignet sind.<sup>6</sup>

Darüber hinaus spielt der zunehmende Mangel an Hausärzt:innen in ganz Europa eine wichtige Rolle in der hausärztlichen Versorgung. Während hausärztliche Unterversorgung mit negativen Outcomes assoziiert ist<sup>7</sup>, besteht eine zentrale Strategie, um den Hausarztmangel zu mitigieren, darin, den Workload von Hausärzt:innen zu verringern, beispielsweise mit Physician Assistants<sup>8</sup>.

Vor diesem Hintergrund ergeben sich aus meiner Sicht für KI-Anwendungen in der hausärztlichen Versorgung acht Potenzialfelder, welche ich im Folgenden – ergänzt um zwei fiktive Patient:innenbeispiele zur Illustration – skizzieren werde.

---

4 Essén 2018

5 Herrmann 2017

6 Herrmann 2024

7 Baker 2023

8 Hooker 2012

### 3. Potenzialfeld Intelligentes Benchmarking

Das kontinuierliche Hinterfragen des eigenen ärztlichen Handelns mit dem Ziel einer besseren Versorgungsqualität gewinnt zunehmend an Bedeutung. Ein wichtiges Instrument ist dabei Benchmarking, d.h. eigene Kennwerte mit den Kennwerten anderer ärztlicher Kolleg:innen in Vergleich zu setzen. In Projekten konnte gezeigt werden, dass Benchmarking die Versorgungsqualität verbessern kann.<sup>9</sup> Jedoch hat Benchmarking bisher zwei große Nachteile: Es erfolgt mit meist großer Zeitverzögerung, nicht direkt bei entsprechenden Entscheidungen und ohne detaillierte Adjustierung für das eigene Patient:innenkollektiv. Mit Hilfe von KI-Methoden wäre es möglich, ein aktuelles Benchmarking direkt während der Behandlung von entsprechenden Patient:innen den Hausärzt:innen zu präsentieren und gleichzeitig die Charakteristika des Patient:innenkollektivs der Praxis zu berücksichtigen.

Wenn eine Hausärztin also eine Patientin mit unkompliziertem Harnwegsinfekt in der Sprechstunde behandelt, erkennt dies das KI-basierte Dokumentationssystem automatisch und berichtet der Hausärztin direkt, wie ihre Qualitätsindikatoren aussehen. So zeigt das KI System beispielsweise an, dass sie mehr Fluorchinolone (ein hier nicht geeignetes Antibiotikum, vgl. Schmiemann 2022) bei dieser Indikation in den vergangenen zwölf Monaten verordnet hat als andere Kolleg:innen. Damit kann das Benchmarking direkt in der Konsultation von der Hausärztin genutzt werden, um ihre Behandlung zu verbessern.

---

9 Mahlkecht 2016, Schmiemann 2023

## 4. Potenzialfeld Qualitätsmanagement

Eng mit dem intelligenten Benchmarking verbunden sind Qualitätssicherung und Qualitätsmanagement. Dazu gehören insbesondere automatisierte Warnungen bei potenziell ungeeigneten Verschreibungen. Moderne KI-Algorithmen werden dabei ein komplexeres Zusammenspiel von Risikofaktoren für Warnungen ermöglichen. Damit können sie über bereits bestehende Medikationschecks bei gleichzeitig verschriebenen Medikamenten deutlich hinausgehen. So könnten individuelle Risikoprofile für bestimmte Verschreibungen berechnet und angezeigt werden, um eine informierte Entscheidung von Hausärzt:innen und Patient:innen zu ermöglichen. So kann beispielsweise eine eingeschränkte Nierenfunktion automatisch aus den Laborparametern berücksichtigt werden. Resistenzlagen von Antibiotika könnten regional erkannt werden und angepasst direkt in die Behandlung einfließen.

Wenn wir auf unser Beispiel der Patientin mit akutem Harnwegsinfekt zurückkommen, so erkennt das KI-basierte Dokumentationssystem anhand der Eingaben der Hausärztin, dass es sich hier um eine solche Patientin handelt. Das KI-System kann dann der Hausärztin die aktuelle Resistenzlage in der Region bei vergleichbaren Patient:innen präsentieren. Und sollte die Hausärztin ein Fluorchinolon verschreiben, so kann das KI-System eine Warnung ausgeben und die Hausärztin informieren, so dass diese ihre Entscheidung überdenken kann. Sollte eine Nierenfunktionseinschränkung aufgrund von Laborparametern vorliegen, so wird die Hausärztin auch automatisch auf eine Anpassung der Dosis hingewiesen.

## 5. Potenzialfeld Aufbereitung von Patientendaten

Eine allgemeine elektronische Patientenakte wie in Dänemark kann in Deutschland aufgrund der vielen Kontakte mit vielen unterschiedlichen Ärzt:innen nicht gut funktionieren.<sup>10</sup> Aufgrund der hohen Anzahl an Kontakten und beteiligten Versorger:innen wäre eine solche elektronische Patient:innenakte in Deutschland eine große unüberschaubare Datenmenge. Es bedarf daher einer durch künstliche Intelligenz gemanagten Patientenakte. Dazu gehören ein problemorientiertes Sortieren der Inhalte, ein intelligentes Suchen und vor allem die automatisierte Zusammenfassung der wichtigsten Inhalte.

Bei Patient:innen mit komplizierten oder komplexen Erkrankungssituationen liegen zwischen zwei hausärztlichen Besuchen meist mehrere Besuche bei anderen Ärzt:innen und Versorger:innen. Bisher sind Hausärzt:innen auf die nur unzulänglich ankommenden Briefe oder die Berichte von Patient:innen angewiesen.<sup>11</sup> Durch KI sind automatisch erstellte kurze Briefings über das seit dem letzten Besuch Geschehene möglich, um schnell über das Wesentliche zu informieren. Gleichzeitig entfällt der Aufwand, mit großem Zeiteinsatz Befunden und Ergebnissen hinterher zu telefonieren.

Kommt also die Patientin mit akutem Harnwegsinfekt mit einem neuen Beratungsanlass wieder, kann die Hausärztin vor dem Gespräch eine kurze Zusammenfassung lesen, wo die Patientin in der Zwischenzeit war und was dort geschehen ist. So bekommt sie beispielsweise in der automatisch erstellten Zusammenfassung berichtet, dass die Patientin bei einer Urologin war und das Antibiotikum dort umgestellt worden war.

---

10 Herrmann 2024

11 Deselaers 2020

## 6. Potenzialfeld Notfallinformationen

Solche Zusammenfassungen sind auch im Bereitschaftsdienst und Noteinsatz sehr relevant. Aktuell sind wir als Hausärzt:innen im Bereitschaftsdienst auf die Aussagen von Patient:innen, ihren Verwandten oder mehr oder wenig zufällig vor Ort vorhandenen Entlassungsbriefen angewiesen. Der demographische Wandel mit Änderungen der Familienstruktur bringt es aber mit sich, dass die Wahrscheinlichkeit sinkt, dass sich ein:e informierte:r Angehörige:r vor Ort befindet. Daher wird es umso wichtiger, direkt die wichtigsten Informationen zu unbekanntem Patient:innen zusammengefasst zu bekommen. Dies geht dabei über unflexible Notfallinformationen wie die Blutgruppe hinaus.

In einem zweiten Fallbeispiel kommt ein diensthabender Hausarzt im Bereitschaftsdienst zu einem sehr aufgeregten Patienten mit Dyspnoe (Atemnot). Schnell zeigt sich in der Untersuchung, dass ein tachykardes Vorhofflimmern vorliegt. Der KI-generierte Bericht informiert den Arzt im Bereitschaftsdienst auf einen Blick, dass der Patient eine Koronare Herzerkrankung und eine Herzinsuffizienz bisher im Stadium NYHA I hat und dass diese mit dem Medikament Ramipril behandelt wurde. Der Arzt kann an das KI-System auch konkrete Fragen stellen, die der Patient in der Aufregung nicht beantworten kann, beispielsweise, ob eine Herzklappenerkrankung einmal diagnostiziert wurde. Damit kann die Versorgungsqualität und -effizienz in der Bereitschaftsdienstsituation deutlich gesteigert werden. Sehr gut denkbar sind darüber hinaus Monitoringkonzepte bei ambulant verbleibenden Patient:innen, die mit Wearables ausgestattet werden, welche KI-basiert kontinuierlich ausgewertet werden, um potenziell gefährliche Verläufe zu erkennen (s.u.).

## 7. Potenzialfeld individuelle Behandlungsempfehlungen

Es gibt bereits grafisch aufbereitete Risikorechner zur gemeinsamen Entscheidungsfindung wie beispielsweise arriba.<sup>12</sup> Allerdings erfordern diese die Eingabe von Daten per Hand und berücksichtigen nur eine fixe Anzahl von Parametern, aufbauend auf einem fest programmierten Modell. Zukünftig werden sich diese Modelle flexibel anpassen und kontinuierlich Patientendaten miteinspeisen, um immer besser zu werden. Dabei wird das KI-System die Daten automatisch aus der Dokumentation ziehen können. Die sich daraus ergebenden Risikoberechnungen können den Eigenschaften und Wünschen von Hausarzt:innen und Patient:innen angepasst und aufbereitet werden, beispielsweise automatisch eine Rot-Grün-Schwäche bei der Präsentation von Risiken berücksichtigen. Damit kann KI helfen, Shared Decision Making zu verbessern.

In unserem zweiten Fallbeispiel kommt der Patient nach einem kurzen stationären Aufenthalt zur ambulanten Weiterbehandlung in die Hausarztpraxis. Der Hausarzt konnte vorab eine Zusammenfassung der wesentlichen Ereignisse und diagnostischen Ergebnisse lesen. Gemeinsam soll nun eine Entscheidung darüber getroffen werden, ob und welche Form von Antikoagulation (Blutverdünnung) aufgrund des Vorhofflimmerns erfolgen soll. Dazu berechnet das KI-System automatisch für den Patienten die Risiken für einen thromboembolischen Schlaganfall (als gefährliches Risiko durch das Vorhofflimmern) und wie stark welches Medikament dieses Risiko verringern würde. Gleichzeitig werden Risiken für Blutungen aufgrund der Blutverdünnung berechnet. Da der Patient schlecht sieht, werden die Ergebnisse automatisch in einer passenden großen Schrift und mit passenden Grafiken präsentiert, so dass Hausarzt und Patient gemeinsam leichter eine Entscheidung treffen und das passende Medikament auswählen können.

---

12 Keller 2012

## 8. Potenzialfeld automatisierte Auswertung von Messdaten und Erinnerungen

Auch wenn Wearables und telemedizinische Messungen wie beispielsweise automatisierte Waagen bei Herzinsuffizienz an Bedeutung gewonnen haben, werden die deren Messergebnisse bisher noch durch Fachpersonal zentral ausgewertet<sup>13</sup>. Zukünftig kann diese Auswertung automatisiert erfolgen – mit einer Nachricht an die behandelnde Hausarztpraxis, wenn es zu einer relevanten Veränderung kommt. So kann es beispielsweise einen automatisierten Hinweis an die Praxis geben, wenn sich das Gewicht einer Patientin über ihre normale Schwankungsbreite hinaus ändert. Auch kann das Praxisinformationssystem einen Hinweis geben, wenn Muster sich ändern, beispielsweise ein Patient länger als sonst üblich nicht mehr zu einem Termin erschienen ist. Damit kann die Patient:innensicherheit verbessert werden.

In unserem Fallbeispiel wiegt sich der Patient einmal in der Woche und trägt als Wearable eine Uhr, die seinen Puls misst. Die Daten werden an die Praxissoftware übertragen und automatisiert ausgewertet. Sollte es Hinweise auf eine ungewöhnliche Veränderung geben, beispielsweise eine starke Gewichtszunahme über zwei Wochen, erhält das Praxisteam automatisiert einen entsprechenden Hinweis und kann beispielsweise einen Hausbesuch bei dem Patienten planen.

---

13 Goldberg 2003

## 9. Potenzialfeld automatisierte Praxisorganisation

Bei einer Tendenz zu größeren Praxiseinheiten steigt auch der Organisationsaufwand. KI-Anwendungen können hier helfen, die Praxisorganisation zu optimieren. So kann eine KI die Hausbesuchsrouten optimiert planen.

Bei unserem Fallbeispiel bekam das Praxisteam einen Hinweis auf das steigende Körpergewicht des Patienten, nach Freigabe durch die Medizinische Fachangestellte wird der Patient automatisch auf die Hausbesuchsliste gesetzt. Das KI-Praxisverwaltungssystem kann nun die ideale Fahrtstrecke planen und welche Utensilien für diese Patienten aufgrund von Vorerfahrungen einzupacken sind. Dabei lernt das System und erstellt für die einzelnen Mitarbeiter:innen individuell angepasste Pläne.

Auch beim Buchen von Terminen können KI-Anwendungen helfen, indem sie die Dringlichkeit von Terminen einschätzen und optimierte Terminplanungen vornehmen. Triage von Patient:innen nach Dringlichkeit mittels Algorithmen und Machine Learning zu unterstützen, wird schon seit einigen Jahren erprobt.<sup>14</sup> Mit zukünftig besser funktionierenden Sprachrobotern kann die Terminvergabe voll automatisiert im Gespräch mit Patient:innen erfolgen. Die schlechte telefonische Erreichbarkeit von Praxen würde damit der Vergangenheit angehören. Die Terminvergabe und Terminplanung kann sich dabei als lernendes System auch nach den Vorlieben der einzelnen Ärzt:innen richten.

---

14 Graf von Stillfried 2019

## 10. Potenzialfeld automatisierte Diagnostikauswertungen

Während einerseits die Möglichkeiten der technischen Diagnostik in der Primärversorgung wachsen und so neben schon lange implementierten technischen Methoden wie EKG vermehrt auch Ultraschall beispielsweise als Point-of-Care-Ultraschall implementiert werden<sup>15</sup>, sinkt gleichzeitig die Zeit, welche Hausärzt:innen für Patient:innen zur Verfügung haben. Die technische Diagnostik wie ein Ultraschall ist aber besonders zeitintensiv, während das gemeinsame Gespräch mit dem Erstellen von Behandlungsplänen bei zunehmend chronisch-kranken und komplexen Patient:innen anspruchsvoller wird. Daher werden solche technischen Diagnostiken zunehmen durch nichtärztliches Personal übernommen werden müssen. KI bietet hier die Möglichkeit, die Befunde automatisiert auszuwerten. So wird ein Herzultraschall im Regelfall durch ein KI-System ausgewertet werden können, ebenso wie EKG, aber auch beispielsweise Bilder von Hautbefunden. Die ärztliche Durchführung wird vorrangig für besondere und komplexe diagnostische Befunde vorbehalten sein.

In unserem Fallbeispiel wird der Patient daher einmal im Jahr durch das Praxisverwaltungssystem in die Praxis einbestellt. Eine Medizinische Fachangestellte führt dann bei dem Patienten einen KI-gesteuerten Herzultraschall durch, bei dem die Berechnung von Ejektionsfraktion und Beschreibung von Klappen und Wandbeweglichkeit automatisiert durch die KI erfolgt und dann beim nächsten ärztlichen Gespräch grafisch aufbereitet zur Verfügung steht.

---

15 Andersen 2019

## 11. Fazit

KI bietet in der hausärztlichen Versorgung einerseits zahlreiche Möglichkeiten, die Versorgungsqualität zu verbessern. Andererseits ermöglicht KI es den Hausärzt:innen, sich auf die originär hausärztliche Arbeit, also im gemeinsamen Gespräch mit den Patient:innen Diagnosen und Probleme zu bewerten, Entscheidungen zu treffen und Behandlungspläne zu erstellen, zu konzentrieren. KI bietet damit neben anderen Maßnahmen eine Antwort auf den schon eintretenden Mangel an Hausärzt:innen.

Wichtig ist, dass für eine breite Akzeptanz von KI-Lösungen Datenschutzproblematiken gut und pragmatisch gelöst werden können und die Schritte und Prozesse von KI-Lösungen transparent dargelegt und mittels qualitativ guter Studien belegt sind.

## Referenzen

- Andersen, C. A., Holden, S., Vela, J., Rathleff, M. S., & Jensen, M. B. (2019). Point-of-care ultrasound in general practice: a systematic review. *The Annals of Family Medicine*, 17(1), 61–69.
- Baker, R., Levene, L. S., Newby, C., & Freeman, G. K. (2023). Does shortage of general practitioners matter? Life expectancy in English general practices. *British Journal of General Practice*.
- Berger, E., Reichebner, C., Eriksen, A., Aurich, H., Kretzler, M., & Busse, R. (2020). Wie digitalisiert ist die Gesundheitsversorgung in Dänemark im Vergleich zu Deutschland?. *Gesundheits- und Sozialpolitik (G&S)*, 74(4-5), 39–48.
- Deselaers, T., Heintze, C., & Herrmann, W. (2020). Die hausärztliche Perspektive auf Arztberichte von Spezialisten. *Zeitschrift für Allgemeinmedizin*, 96(9), 369–375.
- Essén, A., Scandurra, I., Gerrits, R., Humphrey, G., Johansen, M. A., Kierkegaard, P., ... & Ancker, J. S. (2018). Patient access to electronic health records: differences across ten countries. *Health policy and technology*, 7(1), 44–56.
- Goldberg, L. R., Piette, J. D., Walsh, M. N., Frank, T. A., Jaski, B. E., Smith, A. L., ... & WHARF Investigators. (2003). Randomized trial of a daily electronic home monitoring system in patients with advanced heart failure: the Weight Monitoring in Heart Failure (WHARF) trial. *American heart journal*, 146(4), 705–712.
- Graf von Stillfried, D., Czihal, T., & Meer, A. (2019). Sachstandsbericht: strukturierte medizinische ersteinschätzung in deutschland (smed). *Notfall+ Rettungsmedizin*, 22(7), 578–588.
- Gronwald, KD. (2023). Machine Learning, Deep Learning und Artificial Intelligence. In: *Globale Kommunikation und Kollaboration*. Springer Vieweg, Wiesbaden. [https://doi.org/10.1007/978-3-658-39099-0\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-658-39099-0_6)
- Hanseth, O., Bygstad, B. (2017). The ePrescription Initiative and Information Infrastructure in Norway. In: Aanestad, M., Grisot, M., Hanseth, O., Vassilakopoulou, P. (eds) *Information Infrastructures within European Health Care*. Health Informatics. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-51020-0\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-51020-0_6)
- Herrmann WJ, Haarmann A, Bærheim A. A sequential model for the structure of health care utilization. *PLOS ONE* 2017; 12(5): e0176657, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176657>
- Herrmann, Wolfram J; Napierala, Hendrik; Henschke, Cornelia; Mendling, Jan. Using digital longitudinal health care data to improve health care quality. In: Herrmann WJ, Leser U, Mäöller S, Voigt-Antons J-N, Gellert P. *The Digitalization of Healthcare for Older Adults*. Berlin University Press 2024 (in press)

Hooker, R. S., & Everett, C. M. (2012). The contributions of physician assistants in primary care systems. *Health & social care in the community*, 20(1), 20–31.

Keller, H., Krones, T., Becker, A., Hirsch, O., Sönnichsen, A. C., Popert, U., ... & Donner-Banzhoff, N. (2012). Arriba: effects of an educational intervention on prescribing behaviour in prevention of CVD in general practice. *European Journal of Preventive Cardiology*, 19(3), 322–329.

Mahlknecht, A., Abuzahra, M.E., Piccoliori, G. et al. Improving quality of care in general practices by self-audit, benchmarking and quality circles. *Wien Klin Wochenschr* 128, 706–718 (2016). <https://doi.org/10.1007/s00508-016-1064-z>

Schmiemann G, Greser A, Maun A, Bleidorn J, Schuster A, Miljukov O et al. Effects of a multimodal intervention in primary care to reduce second line antibiotic prescriptions for urinary tract infections in women: parallel, cluster randomised, controlled trial *BMJ* 2023; 383 :e076305 doi:10.1136/bmj-2023-076305

Schmiemann, G., Hoffmann, F., Hamprecht, A., & Jobski, K. (2022). Patterns and trends of antibacterial treatment in patients with urinary tract infections, 2015-2019: an analysis of health insurance data. *BMC primary care*, 23(1), 204. <https://doi.org/10.1186/s12875-022-01816-6>



*Hon.-Prof. Dr. Felix Wallner*

*Linzer Institut für Gesundheitssystem-Forschung*

# Rechtliche Risiken durch den Einsatz von KI in der Medizin

1. Einleitung	82
2. Genehmigung von KI-Medizinprodukten	84
3. Berufsrechtliche Bedenken	88
4. Datenschutzrechtliche Probleme	89
5. Haftungsrechtliche Probleme des Einsatzes von KI in der Medizin	70
6. Fazit	98

# 1. Einleitung

Die Ausübung moderner Medizin ist zunehmend vom Einsatz immer komplexer werdender medizintechnischer Geräte abhängig. Die Gesetzgebung hat darauf reagiert, indem für den Einsatz von Medizinprodukten umfangreiche Qualitätssicherungsmaßnahmen vorgeschrieben sind, wie sie für Arzneimittel schon länger gegolten haben. Im Unterschied zu Arzneimitteln handelt es sich bei Medizinprodukten rechtlich gesehen um Instrumente, Apparate, Geräte, Software, Implantate, Reagenzien und sonstige Materialien, die zu medizinischen Zwecken eingesetzt werden und im Unterschied zu Arzneimitteln nicht pharmakologisch, immunologisch oder metabolisch, sondern mechanisch, physikalisch oder physikalisch-chemisch wirken (Art. 2 Z 1 MDR).<sup>1</sup> Die Bandbreite der Medizinprodukte ist sehr groß und reicht von Sehbehelfen, Hörgeräten, Heftpflastern, Verbandsmaterialien, Zahnspannen bis hin zu Schwangerschaftstests, Kondomen, Blutdruckmessgeräten oder Kernspintomographen.<sup>2</sup> In unserem Zusammenhang bedeutsam ist, dass auch Software, ohne die viele komplexe medizintechnische Geräte gar nicht mehr auskämen, unter den Begriff des Medizinproduktes fällt, und zwar auch dann, wenn es sich um Software handelt, die nicht auf einem körperlichen Speichermedium übergeben wird.<sup>3</sup> Ähnlich wie bei den Arzneimitteln besteht auch bei den Medizinprodukten ein Interesse der Europäischen Union an gemeinschaftlichen Regelungen, um die Freiheit des Warenverkehrs zu unterstützen, also die Möglichkeit, Medizinprodukte ohne nationale Hindernisse innerhalb der EU vertreiben zu können. Das Medizinprodukterecht gehört daher zu den wenigen gesundheitspolitischen Kompetenzen, die den EU-Organen übertragen wurden. Nach Art. 168 Abs. 4 AEUV kann die EU im ordentlichen Gesetzgebungsverfahren durch das europäische Parlament und den Rat Maßnahmen zur Festlegung hoher Qualitäts- und Sicherheitsstandards für Arzneimittel und Medizinprodukte sowie Substanzen menschlichen Ursprungs beschließen. Von dieser Kompetenz hat die EU auch tatsächlich Gebrauch gemacht. Derzeit gilt für Medizinprodukte die Verordnung (EU) 2017/745<sup>4</sup> über Medizinprodukte bzw., soweit es sich um In-vitro-Diagnostika handelt, die Verordnung (EU) 2017/746.<sup>5</sup> EU-Verordnungen gelten unmittelbar und ohne dass es der Ausführung durch den nationalen Gesetzgeber

1 Verordnung (EU) 2017/745 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 5.4.2017 über Medizinprodukte ABI L 2017/117,1; üblicherweise abgekürzt MDR (Medical Device Regulation).

2 Königshofer in Resch/Wallner, Handbuch Medizinrecht3 (2020) Kap. XXXII Rz 17.

3 Königshofer in Resch/Wallner, Handbuch Medizinrecht3 (2020) Kap. XXXII Rz 23.

4 Verordnung (EU) 2017/745 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 5.4.2017 über Medizinprodukte ABI L 2017/117,1.

5 Verordnung (EU) 2017/746 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 5. 4.2017 über In-vitro-Diagnostika, ABI L 2017/117,176; abgekürzt als IVDR.

bedarf in allen Mitgliedstaaten der Europäischen Union, weshalb die Regelungen für Medizinprodukte weithin unterschiedslos in der gesamten EU gelten.

Dass hochkomplexe technische Geräte in der Medizin verwendet werden, stößt kaum auf Widerstand und wird von den meisten als Fortschritt und Chance empfunden, diagnostische und therapeutische Möglichkeiten zu erweitern. Der Einsatz Künstlicher Intelligenz, von dem sich führende Mediziner sprunghafte Entwicklungsmöglichkeiten versprechen, stößt allerdings auf größere Skepsis und hat auch eine umfangreiche juristische Diskussion ausgelöst. Der Automatisierung von Steuerungsprozessen lag bisher zugrunde, dass ein bestimmtes System alleine aufgrund seiner inneren Zustände zu einem bestimmten Zeitpunkt auch in Zukunft vollständig beschreibbar ist. Demgegenüber handelt es sich bei selbstlernenden Systemen, wie sie für Künstliche Intelligenz typisch sind, um solche, die in der Lage sind, durch Eindrücke aus der Außenwelt selbsttätig, das heißt ohne Einwirkung des Anwenders, ihr Verhalten zu ändern oder etwa den Code ihrer Steuerung umzuschreiben. Selbstlernendes Verhalten führt daher dazu, dass ex ante das Verhalten bei unbekanntem Einflüssen von außen nicht oder nur eingeschränkt vorhergesagt und damit beherrscht werden kann. Besonders komplex ist die Verwendung sogenannter künstlicher neuronaler Netze, die auf der Simulation der Vernetzung einzelner künstlicher Neuronen mit zahlreichen anderen beruhen. Die einzelnen Neuronen werden, soweit bestimmte Grenzwerte überschritten sind, aktiviert und bewirken damit einen Input an anderen Neuronen. Der Literatur ist zu entnehmen, dass aktuell künstliche neuronale Netze realisiert werden können, die der Anzahl natürlich vorkommender Neuronen in einem Gehirn von Mäusen entsprechen. Das Verhalten von trainierten neuronalen Netzen stellt keinen wohldefinierten Algorithmus dar, sondern zeigt ein inhärent probabilistisches Verhalten. Neuronale Netze sind damit bis zu einem gewissen Grad intransparent (Black-box-Phänomen). Dazu kommt, dass KI-Systeme in vielfältiger Weise mit anderen KI-Systemen oder Datenquellen, die von Dritten kontrolliert werden, vernetzt sind, und damit ein Einfallstor für Risiken aus fehlerhaften Daten bilden.<sup>6</sup>

---

6 Zech, Künstliche Intelligenz und Haftungsfragen, ZfPW 2019, 198 (199 ff).

## 2. Genehmigung von KI-Medizinprodukten

Derzeit wird der Einsatz von Künstlicher Intelligenz im medizinischen Bereich von der geltenden Medizinprodukteverordnung der EU erfasst. Nach herrschender Auffassung fällt unter den Begriff des Medizinproduktes jede Software, die Informationen, die einem medizinischen Zweck gelten, verarbeitet, analysiert, erstellt oder modifiziert. Ausgenommen ist lediglich Software, die medizinische Daten bloß speichert (z.B. Ordinationssoftware) bzw. solche, die nur der Gesunderhaltung dient (wie z.B. Apps zur Messung der Herzfrequenz zu Fitnesszwecken).<sup>7</sup>

Das EU-Medizinproduktrecht enthält für sich keine Haftungsregelungen für Medizinprodukte. Es geht vielmehr um präventive Maßnahmen. Zulassungsregeln sollen sicherstellen, dass nur geeignete Medizinprodukte in Verkehr gebracht werden, Regelungen zum Vertrieb sollen sicherstellen, dass Medizinprodukte sicher verwendet werden, und Meldepflichten sollen helfen, vorweg nicht entdeckte Risiken aufzudecken und darauf reagieren zu können.

Wegen der Inhomogenität der Medizinprodukte ist es nicht möglich, so wie bei Arzneispezialitäten einheitliche Zulassungsverfahren vorzusehen. Stattdessen schreibt die Medizinprodukteverordnung ein sogenanntes Konformitätsbewertungsverfahren vor. Der Produzent muss das Medizinprodukt zur Vermarktung mit einer CE-Kennzeichnung<sup>8</sup> versehen. Voraussetzung dafür, dass er die CE-Kennzeichnung vergibt, ist die Einhaltung eines Konformitätsbewertungsverfahrens. Im Rahmen dieses Bewertungsverfahrens ist zu prüfen, ob das Produkt unter Berücksichtigung seiner Zweckbestimmung den Sicherheits- und Leistungsanforderungen im Anhang I der Medizinprodukteverordnung genügt (Art. 5 Abs. 2 MDR).

Medizinprodukte in Form einer Software müssen dabei so ausgelegt sein, dass Wiederholbarkeit, Zuverlässigkeit und Leistung entsprechend deren bestimmungsgemäßen Verwendung gewährleistet ist (Anhang I Z 17.1 MDR). Software ist entsprechend dem Stand der Technik zu entwickeln und herzustellen, wobei die Grundsätze des Software-Lebenszyklus, des Risikomanagements einschließlich der Informationssicherheit, der Verifizierung und der Validierung zu berücksichtigen sind (Anhang I Z 17.2 MDR).

<sup>7</sup> Königshofer in Resch/Wallner, Handbuch Medizinrecht<sup>3</sup> (2020) Kap. XXXII Rz 23 f.

<sup>8</sup> CE steht für Conformité Européenne.

Was die Form der Konformitätsbewertung anlangt, sind Medizinprodukte in die Risikoklassen I, II a, II b und III eingeteilt (Art. 52 ff. MDR mit Hinweis auf die Anhänge VIII bis XI), In-vitro-Diagnostika werden parallel dazu je nach Risiko in die Klassen A bis D eingestuft (Art. 47 ff. IVDR mit Hinweis auf Anhang VIII bis XI). Bei Medizinprodukten der niedrigsten Gefahrenklasse I bzw. bei In-vitro-Diagnostika der niedrigsten Gefahrenklasse A führt nur der Hersteller die Konformitätsbewertung durch. Bei den anderen Gefahrenklassen ist die Bewertung durch eine „benannte Stelle“ erforderlich. „Benannte Stellen“ sind Prüfeinrichtungen, die von den Mitgliedstaaten auf der Grundlage bestimmter vorgegebener Anforderungen benannt und von der Europäischen Kommission in die Datenbank der benannten Stellen aufgenommen werden (Art. 35 ff. MDR mit Hinweis auf Anhang VIII, Art. 31 ff. IVDR mit Hinweis Anhang VII).

Nach Regel 11 zum Anhang VIII der MDR gehört Software, die dazu bestimmt ist, Informationen zu liefern, die zu Entscheidungen für diagnostische und therapeutische Zwecke herangezogen wird, zur Klasse II a, es sei denn, diese Entscheidungen haben Auswirkungen, die folgendes verursachen können:

- den Tod oder eine irreversible Verschlechterung des Gesundheitszustandes einer Person, in diesem Fall wird sie der Klasse III zugeordnet, oder
- eine schwerwiegende Verschlechterung des Gesundheitszustandes einer Person oder einen chirurgischen Eingriff, in diesem Fall wird sie der Klasse II b zugeordnet.

Software, die für die Kontrolle von physiognomischen Prozessen bestimmt ist, wird zur Klasse II a bzw. zur Klasse II b, wenn sie für die Kontrolle von vitalphysiologischen Parametern bestimmt ist, deren Änderungen zu einer unmittelbaren Gefahr für den Patienten führen könnten.

Sämtliche andere Software wird der Klasse I zugeordnet.

Während traditionelle Software kein spezielles Problem mit Wiederholbarkeit, Verifizierung und Validierung aufwirft, weil sie immer zu den gleichen Ergebnissen führt, trifft dies auf selbstlernende KI-Software nicht zu. Selbstlernende Software könnte sich so weiter entwickeln, dass sie ihre Konformität mit den Vorgaben des Medizinprodukterechts verliert. Die Interessengemeinschaft der Benannten Stellen in Deutschland (IG-NB) hat daher beschlossen, nur statische KI für zertifizierbar zu erklären, während dynamische KI (die auch im Feld weiter lernt) grundsätzlich derzeit nicht zertifizierbar ist.

Wegen der besonderen Problematik der Anwendung Künstlicher Intelligenz ist die Europäische Union allerdings derzeit im Begriff, eine eigene, spezielle Verordnung zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für Künstliche Intelligenz (Gesetz über

Künstliche Intelligenz) zu beschließen. Diese Verordnung bezieht sich allerdings nicht nur auf Medizinprodukte, sondern erfasst alle KI-Systeme, unabhängig vom angestrebten Zweck der Verwendung. Die Europäische Kommission hat im April 2021 einen Vorschlag für einen „Artificial Intelligence Act“ (AI-Act) vorgelegt.<sup>9</sup> Diese EU-Verordnung muss sowohl vom Rat als auch vom Europäischen Parlament beschlossen werden, was, insbesondere im Hinblick auf die komplexe Materie, einen relativ langen Gesetzgebungsprozess nach sich zog. Nach mehr als zweieinhalb Jahren wurde am 9.12.2023 ein politischer Kompromiss in den Verhandlungen zwischen Kommission, Rat und Parlament gefunden, der Anfang 2024 technisch ausgearbeitet wird. Im Laufe des Jahres 2024 soll die Verordnung dann endgültig vom Rat und Europäischen Parlament beschlossen werden.<sup>10</sup>

Nach dem Entwurf der KI-Verordnung soll als „System der Künstlichen Intelligenz“ ein System verstanden werden, das so konzipiert ist, dass es mit Elementen der Autonomie arbeitet, und das auf der Grundlage maschineller und/oder vom Menschen erzeugter Daten und Eingaben durch maschinelles Lernen und/oder logik- und wissensgestützte Konzepte ableitet, wie eine Reihe von Zielen erreicht wird, und systemgenerierte Ergebnisse wie Inhalte (generative KI-Systeme), Vorhersagen, Empfehlungen oder Entscheidungen hervorbringt, die das Umfeld beeinflussen, mit dem die KI-Systeme interagieren (Art. 3 Z 1 KI-VO-E).<sup>11</sup>

Die KI-Verordnung soll bestimmte Praktiken überhaupt verbieten, nämlich unerschwerliche Beeinflussung, Manipulation von Personen in vulnerablen Situationen, Social-Scoring und biometrische Echtzeitüberwachung (Art. 5 Abs. 1, Abs. 2 KI-VO-E).

Vor allem aber sollen die Anforderungen an sogenannte „KI-Hochrisikosysteme“ verschärft werden. Unter den Begriff der KI-Hochrisikosysteme werden laut derzeitigem Stand alle KI-basierten Medizinprodukte fallen.<sup>12</sup>

9 Vorschlag für eine Verordnung des Europäischen Parlaments und des Rates zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz (Gesetz über Künstliche Intelligenz), KOM (2021) 206 endg.

10 Ebers, Die KI-Verordnung ante portas: ein neuer Rechtsrahmen für legal tech?, LTZ 2024, 1.

11 KI-VO-E steht im Folgenden für den Entwurf im Rahmen der Allgemeinen Ausrichtung des Rates vom 6.12.2022, ST 15698/22, abrufbar unter: <https://www.parlament.gv.at/gegenstand/XXVII/EU/123771> (abgerufen am 11.2.2024)

12 Fuderer, Doppelte Konformitätsbewertung bei KI-basierten Medizinprodukten?, MPR 2022, 121 (122); Rostalski/Weiss, Der KI-Verordnungsentwurf der Europäischen Kommission ZfDR 2021, 329 (346); Ströbel/Grau, KI-gestützte Medizin-Apps, ZD 2022, 599 (604); Jorzig/Kemter, Der Einsatz künstlicher Intelligenz in der Medizin im Spannungsfeld zwischen Medizinprodukte- und KI-Recht, ZfPC 2023, 172 (174); Schulz-Große/Genske, Auswirkungen der neuen KI-Verordnung auf den Behandlungsalltag, GuP 2023, 81 (85).

Hochrisiko-KI-Systeme müssen

- über ein entsprechendes Risikomanagementsystem verfügen (Art. 9 KI-VO-E),
- qualitativ hochwertige Daten einsetzen (Art. 10 KI-VO-E),
- eine technische Dokumentation und eine automatische Protokollierung vorsehen (Art. 11, Art. 12 KI-VO-E),
- von natürlichen Personen jederzeit beaufsichtigbar sein (Art. 14 KI-VO-E) sowie
- ein angemessenes Maß an Genauigkeit, Robustheit und Cybersicherheit erreichen (Art. 15 KI-VO-E).

Die Nutzer werden verpflichtet,

- das System entsprechend der Gebrauchsanweisung einzusetzen,
- dafür zu sorgen, dass die Eingabedaten der Zweckbestimmung entsprechen,
- den Betrieb anhand der Gebrauchsanweisung zu kontrollieren und
- die Protokolle aufzubewahren (Art. 29 KI-VO-E).<sup>13</sup>

Ungeklärt ist allerdings nach derzeitigem Stand noch das Verhältnis zwischen KI-Verordnung und der geltenden Medizinprodukteverordnung, insbesondere, ob beide Reglements parallel zur Anwendung kommen.<sup>14</sup>

KI-Hochrisikosysteme müssen vom Anbieter vor dem Inverkehrbringen oder der Inbetriebnahme einem Konformitätsbewertungsverfahren unterzogen werden (Art. 19 Abs. 1 S 1 i.V.m. Art. 43 KI-VO-E). Wegen der besonderen Dynamik hochentwickelter selbstlernender KI-Systeme, die sich häufig vorab durch ihre Anbieter nicht festlegen lassen wird, erwartet die Literatur, dass eine Konformitätsbewertung in Permanenz erforderlich sein könnte.<sup>15</sup>

---

13 Dazu *Herbst*, KI-Verordnung – Die Regulierung Künstlicher Intelligenz, *ecolex* 2023/49, 98 ff.; *Rostalski/Weiss*, Der KI-Verordnungsentwurf der Europäischen Kommission *ZfDR* 2021, 329).

14 *Jorzig/Kemter*, Der Einsatz künstlicher Intelligenz in der Medizin im Spannungsfeld zwischen Medizinprodukte- und KI-Recht, *ZfDC* 2023, 172 (176).

15 *Denga*, Konformitätsbewertung von KI-Systemen, *ZfPC* 2023, 154 (156).

### 3. Berufsrechtliche Bedenken

§ 2 ÄrzteG definiert den sogenannten Arztvorbehalt. Demnach dürfen nur Ärzte humanmedizinische Tätigkeiten ausführen und solche nur nach den Vorgaben des § 49 Abs. 3 ÄrzteG an Angehörige anderer Gesundheitsberufe übertragen, also nur dann, wenn eine derartige Übertragung in den Berufsrechten dieser Gesundheitsberufe ausdrücklich vorgesehen ist. Es stellt sich daher die Frage, inwieweit völlig autonome KI-Systeme gegen den Arztvorbehalt des Ärztegesetzes verstoßen würden. Nach dem derzeitigen Stand des ärztlichen Berufsrechts wäre es jedenfalls unzulässig, die ärztliche Entscheidung zur Gänze an KI-Systeme zu delegieren. Die Verwendung von KI-Systemen durch Ärzte setzt daher berufsrechtlich voraus, dass die Interpretation der Ergebnisse bzw. die Überwachung durch einen Arzt erfolgt.<sup>16</sup>

Rechtspolitisch vorstellbar wäre allerdings, dass die Produktion verlässlicher KI-Systeme dazu führen kann, den derzeitigen Rahmen für die Delegation ärztlicher Leistungen an nichtärztliche Gesundheitsberufe mit dem Einsatz derartiger KI zu erweitern.<sup>17</sup>

Dazu kommt, dass eine Selbstbehandlung generell nicht unter den Arztvorbehalt fällt.<sup>18</sup> Würden sich also Patienten eines KI-Systems bedienen, würden sie damit nicht gegen das ärztliche Berufsrecht verstoßen. Allerdings würde die Zulassung solcher Systeme natürlich voraussetzen, dass die Bedienung durch einen Laien medizinisch zu verantworten ist, was zumindest nach dem derzeitigen Stand der Technik bei in der Medizin einzusetzenden KI-Systemen wohl sicher nicht zutreffen würde.

16 Ganzger/Vock, JMG 2019, 153 (157 f); Paar/Stöger, Medizinische KI – die rechtlichen Brennpunkte, in Fritz/Tomaschek (Hrsg), Konnektivität – Über die Bedeutung von Zusammenarbeit in der virtuellen Welt (2021) 86 f.

17 Paar/Stöger, Medizinische KI – die rechtlichen Brennpunkte, in Fritz/Tomaschek (Hrsg), Konnektivität – Über die Bedeutung von Zusammenarbeit in der virtuellen Welt (2021), 88.

18 Wallner in GmndKomm<sup>2</sup> § 3 ÄrzteG Rz 19 mwN.

## 4. Datenschutzrechtliche Probleme

Bei der Nutzung eines KI-Systems werden regelmäßig personenbezogene Daten des Patienten, allenfalls zur Weiterentwicklung des Systems, auch für andere Patienten verwendet. Während das Verhältnis der Medizinprodukteverordnung und der künftigen KI-Verordnung zueinander noch nicht abschließend geklärt ist, ist nicht zweifelhaft, dass neben der KI-Verordnung weiterhin die Voraussetzungen der DSGVO, also der Datenschutzgrundverordnung der EU<sup>19</sup>, gelten werden. Nach den für Gesundheitsdaten einschlägigen Vorschriften der Art. 6 und Art. 9 DSGVO ist auch ohne ausdrückliche schriftliche Einwilligung des Patienten die Verwendung von Patientendaten zulässig, wenn sie zur medizinischen Betreuung des Patienten notwendig ist, was ohnehin auch Voraussetzung für den Einsatz eines KI-Systems im Zuge des diagnostischen oder Behandlungsprozesses ist. Im gegebenen Zusammenhang zu beachten ist auch die Bestimmung des Art. 22 Abs. 1 DSGVO, wonach die von der Datenverarbeitung betroffene Person das Recht hat, nicht einer ausschließlich auf einer automatisierten Verarbeitung beruhenden Entscheidung unterworfen zu werden. Die Nutzung einer völlig autonomen KI wurde daher nicht nur gegen die KI-Verordnung, sondern auch gegen die DSGVO verstoßen.<sup>20</sup>

---

19 Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung), ABI L 2016/119, 1.

20 Dazu näher *Schulz-Große/Genske*, Auswirkungen der neuen KI-Verordnung auf den Behandlungsalltag, *GuP* 2023, 81 (86 f.); *Paar/Stöger*, Medizinische KI – die rechtlichen Brennpunkte, in *Fritz/Tomaschek* (Hrsg.), *Konnektivität – Über die Bedeutung von Zusammenarbeit in der virtuellen Welt* (2021), 86 f.; *Stöger*, Explainability und „informed consent“ im Medizinrecht, in *Leyens/Eisenberger/Niemann*, *Smart Regulation* (2021), 144 ff.

## 5. Haftungsrechtliche Probleme des Einsatzes von KI in der Medizin

Ärzte haften schadenersatzrechtlich mangels eines besonderen Arzthaftungsrechts nach den allgemeinen Schadenersatzgrundsätzen des ABGB. Demnach setzt ein gegen einen Arzt gerichteter Anspruch auf Schadenersatz voraus, dass der beim Patienten eingetretene Schaden durch ein rechtswidriges, dem Arzt vorwerfbares Verhalten verursacht worden ist.

In Hinblick auf die besondere Autonomie von KI-Systemen wurde in der Literatur schon in extremer Weise argumentiert, dass das autonome Handeln eines Roboters eine Unterbrechung des Kausalzusammenhanges bedeute und daher auch ein Schadenersatzanspruch gegen den Hersteller und erst recht gegen den Nutzer gar nicht möglich wäre.<sup>21</sup> Dem wird allerdings allgemein entgegen getreten und argumentiert, dass eine völlige Autonomie von KI-Systemen derzeit schon deshalb nicht bestehen könne, weil nach aktueller Rechtslage der Arzt letztendlich die Entscheidung treffen müsse und nicht das System selbst. Konzidiert wird allerdings, dass die Blackbox-Problematik erhebliche Beweisschwierigkeiten ergeben könnte, weil unter Umständen nicht einmal ex post beurteilbar ist, wie das KI-System zu seiner Entscheidung gekommen ist und ob daher ein Produktionsfehler Grundlage für dessen Versagen ist. Hingewiesen wird auch auf die Schwierigkeit, dass im Unterschied zu den derzeit anerkannten medizinischen Methoden zur Gewinnung von Wissen (insbesondere klinische Studien) die Methoden der KI nicht prospektiv, sondern retrospektiv seien. KI verwende keine randomisierten Vergleichsgruppen, sondern möglichst große Populationen; sie vermenge den Lernprozess des Systems mit der Einzeldiagnose, indem jeder neue Anwendungsfall in den Datenpool des Systems integriert werde und somit weitere Entscheidungen des Systems beeinflusst; die Nachvollziehbarkeit sei insbesondere bei neuronalen Systemen schwierig; systematische Fehler seien bei Big-Data-Systemen eher zu erwarten als bei klinischen Studien und die verwendeten mathematischen Modellen könnten die Parameter für eine Nachprüfung verbergen, vor allem auch wenn es sich um kommerzielle Projekte handelt, deren verwendete Algorithmen und Daten nicht veröffentlicht und oftmals als Betriebsgeheimnis vor den Blicken der Konkurrenz geschützt werden.<sup>22</sup>

21 *Brand*, Haftung und Versicherung beim Einsatz von Robotik in Medizin und Pflege, MPR 2019, 943 (947).

22 *Ganzger/Vock*, Artificial Intelligence in der ärztlichen Entscheidungsfindung, JMG 2019, 153 (155) f.); ähnlich *Paar/Stöger*, Medizinische KI – die rechtlichen Brennpunkte, in *Fritz/Tomaschek* (Hrsg.), Konnektivität – Über die Bedeutung von Zusammenarbeit in der virtuellen Welt (2021), 87 f.

Problematisch ist derzeit überdies, dass bei der Anwendung des Produkthaftungsgesetzes (PHG) Schwierigkeiten bestehen. Das nationale Produkthaftungsgesetz, das die Produkthaftungsrichtlinie der EU umsetzt, schließt seit vielen Jahren eine Haftungslücke. Für den Einsatz sogenannter Erfüllungsgehilfen, also insbesondere von Dienstnehmern, haftet ein Dienstgeber nur gegenüber jenen Geschädigten, mit denen ein Vertragsverhältnis besteht. Im gegebenen Zusammenhang bedeutet dies, dass eine Erfüllungsgehilfenhaftung des Produzenten gegenüber einem Patienten, der durch einen Fehler eines KI-basierten Medizinproduktes zu Schaden gekommen ist, nicht entsteht, weil der Patient zwar mit dem Rechtsträger der betreuenden Krankenanstalt oder mit dem betreuenden Arzt einen Behandlungsvertrag abgeschlossen hat, nicht aber mit dem Produzenten des KI-basierten Medizinproduktes. Der Produzent dieses KI-Produktes haftet daher nicht für den Fehler, der dem bei ihm beschäftigten Programmierer unterlaufen ist. Hier schafft das Produkthaftungsgesetz Abhilfe, das eine Haftung des Herstellers für alle Schäden normiert, die daraus entstehen, dass ein Produkt zum Zeitpunkt des Inverkehrbringens nicht dem Stand der Wissenschaft und Technik entsprochen hat. Fraglich ist allerdings, ob nach der derzeitigen Rechtslage bloße Stand-alone-Software unter den Produktbegriff des Produkthaftungsgesetzes fällt. Nach § 4 PHG gilt als Produkt jede bewegliche körperliche Sache. Teilweise tendiert die Literatur vorsichtig dazu, nach dem Normzweck dieser Bestimmung Software auch dann als Produkt nach dem PHG zu qualifizieren, wenn sie nicht auf einem körperlichen Speichermedium übergeben wurde.<sup>23</sup> Von Seiten der Kommission wurde allerdings mittlerweile ein Vorschlag zur Änderung der Produkthaftungsrichtlinie vorgelegt, der die Begriffsdefinition um Software (unabhängig von der Art ihre Bereitstellung) und digitale Bauunterlagen erweitert, sodass sich dieses Definitionsproblem vermutlich erledigen wird.<sup>24</sup>

Ein weiteres Problem ergibt sich daraus, dass § 1 PHG darauf abstellt, dass das Produkt schon bei der Herstellung fehlerhaft ist. Keine Haftung des Herstellers ist hingegen gegeben, wenn sich das Produkt erst später als fehlerhaft erweist, zum Zeitpunkt des Inverkehrbringens aber dem Stand der Wissenschaft und Technik entsprochen hat. Die Ablehnung der Haftung für Entwicklungsrisiken hat ihren

23 Roubik in *Iffsits/Minihold/Roubik*, Haftungsfragen beim Einsatz Künstlicher Intelligenz (2020) 42 f.; *Thiermann/Böck*, Künstliche Intelligenz in Medizinprodukten, RdI 2 1022, 333 (337); dagegen Zech, Künstliche Intelligenz und Haftungsfragen, ZfPW 2019, 198 (212); *Frost/Kießling*, Künstliche Intelligenz im Bereich des Gesundheitswesens und damit verbundene haftungsrechtliche Herausforderungen, MPR 2020, 178 (180); dagegen auch für Österreich *Larcher*, Medizinprodukte-Software: Abgrenzung und Produkthaftung, RdM 2018/100, 133 f.

24 Art. 4 (1) des Vorschlags für eine Richtlinie des Europäischen Parlaments und des Rates über die Haftung für fehlerhafte Produkte, KOM (2022) 495 endg.; dazu Wolffbauer, Bad Robot – Wer ist verantwortlich, wenn KI versagt?, *ecolex* 2023/5, 106.

Grund im Schutz von Innovationsanreizen.<sup>25</sup> Damit werden aber nach Auffassung einiger Autoren gerade diejenigen Risiken von der Haftung ausgenommen, die aus einem unvorhersehbaren Verhalten eines autonomen Systems resultieren.<sup>26</sup> Das Produkthaftungsgesetz umfasst grundsätzlich keine Fehler, die das Produkt erst durch selbstlernende Prozesse des Algorithmus nach dem Zeitpunkt des Inverkehrbringens entwickelt. Etwas anderes könnte allerdings dann gelten, wenn die Fehler in selbsterlernten Prozessen der KI-Technologie bereits zum Zeitpunkt des Inverkehrbringens in dem Algorithmus angelegt waren. Es gelte daher weniger aus juristischer, sondern mehr aus praktisch-technischer Sicht genau zu klären, inwieweit eine solche Rückfolgerung auf bereits angelegte Fehler möglich ist.<sup>27</sup> Der Vorschlag der Kommission zur Adaptierung der Produkthaftungs-Richtlinie erweitert zwar den Fehlerbegriff im Hinblick auf die Einbeziehung von Software etwas, löst aber die Problematik des „verzögerten“ Auftretens eines Fehlers auch nicht.<sup>28</sup>

Wegen der Besonderheiten der Anwendung künstlicher Intelligenz plädieren eine Reihe von Autoren in der Literatur dafür, im Schadenersatzrecht für KI neue Wege zu gehen.

Einige Autoren vertreten die Auffassung, dass die Erfüllungsgehilfenhaftung nach § 1313a ABGB analog zur Anwendung kommen sollte. Von den meisten wird dieser Ansatz allerdings abgelehnt, was insofern folgerichtig ist, als die Erfüllungsgehilfenhaftung ein Verschulden des Erfüllungsgehilfen voraussetzt, das naturgemäß bei einem bloßen Werkzeug wie der KI-Software nicht angenommen werden kann.<sup>29</sup>

Natürlich könnte man auch die Ratio der Erfüllungsgehilfenhaftung, nämlich das Entstehenmüssen für die Erweiterung der eigenen Leistungserbringungsmöglichkeiten bei Vertragserfüllung auch auf Maschinen umlegen. Dann käme man aber zu dem seltsamen Ergebnis, dass folgerichtig generell beim Einsatz von fehlerhaften Maschinen eine Erfüllungsgehilfenhaftung und damit eine verschuldens-

25 *Roubik in Iftsits/Minihold/Roubik*, Haftungsfragen beim Einsatz Künstlicher Intelligenz (2020) 45.

26 *Katzenmeier*, KI in der Medizin-Haftungsfragen, MedR 2021, 859 (863); Brand, Haftung und Versicherung beim Einsatz von Robotik in Medizin und Pflege, MPR 2019, 943 (949 f.).

27 *Frost/Kießling*, Künstliche Intelligenz im Bereich des Gesundheitswesens und damit verbundene haftungsrechtliche Herausforderungen, MPR 2020, 178 (181); a.M. *Zech*, Künstliche Intelligenz und Haftungsfragen, ZfPW 2019, 198 (213), der schon darin einen Konstruktionsfehler sieht, dass eine Maschine selbstlernend ist und damit die Herstellung konstruktionsbedingt unbeherrschbare Risiken schafft.

28 Dazu *Wolfbauer*, Bad Robot – Wer ist verantwortlich, wenn KI versagt?, *ecolex* 2023/5, 106.

29 *Roubik in Iftsits/Minihold/Roubik*, Haftungsfragen beim Einsatz Künstlicher Intelligenz (2020) 31 f.; ablehnend Brand, Haftung und Versicherung beim Einsatz von Robotik in Medizin und Pflege, MPR 2019, 943 (948f.); wohl auch *Katzenmeier*, KI in der Medizin – Haftungsfragen, MedR 2021, 859 (861).

unabhängige Haftung für Maschinenfehler entstehen würde, was weit über das derzeitige Produkthaftungsgesetz hinausginge.

Diskutiert wird auch, eine spezielle Gefährdungshaftung für den Einsatz von KI-Systemen einzuführen. Dahinter steht die Überlegung, dass mit dem Einsatz solcher Systeme nicht beherrschbare Risiken verbunden sind, für die derjenige haften soll, der vom Einsatz solcher Systeme profitiert.<sup>30</sup>

Diese Überlegung, die eine Berechtigung bei den typischen Gefährdungshaftungsfällen wie bei der Nutzung von Kraftfahrzeugen hat, ist aber gerade im Gesundheitsbereich problematisch. Dort erfolgt die Nutzung eben nicht primär im Interesse des Benutzers, also des Behandlers, sondern im Gegenteil im Interesse des Patienten mit dem Ziel, das Behandlungsrisiko für diesen zu senken. Während bei der Nutzung von Kraftfahrzeugen zurecht argumentiert werden kann, dass ihr Einsatz eine zusätzliche Gefahrenquelle für andere Rechtsgüter mit sich bringt, gilt dies beim Einsatz von KI-basierten Medizinprodukten gerade nicht. Im Gegenteil: Diese sollen ja nur zum Einsatz kommen, wenn sie die Gefahrenlage für den Patienten verbessern.

Plausibler sind Überlegungen in Richtung einer Versicherungslösung.<sup>31</sup> Diese schlagen vor, dass der Hersteller eines Produktes verpflichtet werden soll, eine spezielle verschuldensunabhängige Versicherung abzuschließen, die unerwartete Schäden abdeckt. Allerdings wird der Hersteller diese Kosten wieder auf das Produkt umlegen und werden diese letztendlich i.d.R. nicht vom Konsumenten, also Patienten getragen, sondern wegen der Vergesellschaftung der Krankheitskosten von der Versichertengemeinschaft bzw. vom Staat.

Sehr kreative Vorschläge gehen auch in die Richtung, die Tierhalterhaftung analog auf den Einsatz von KI-Systemen zu übertragen. Dahinter steckt die Überlegung, dass sich die Vergleichbarkeit von Tieren und intelligenten Robotern aus der Unvorhersehbarkeit ihres Verhaltens ergeben würde.<sup>32</sup> Dagegen ist allerdings einzuwenden, dass die Tierhalterhaftung zwar tatsächlich den Grund darin hat, dass ein Tier Schäden anrichten kann, ohne dafür nach verschuldensrechtlichen Grundsätzen zur Haftung herangezogen werden zu können. Die Tierhalterhaftung bleibt in Österreich aber trotzdem Verschuldensunrecht und führt lediglich zu einer Beweislastumkehr, die im Fall mangelhafter Verwahrung oder Beaufsichtigung schlagend wird, setzt also auch eine Pflichtwidrigkeit des Tierhalters voraus. Ein

<sup>30</sup> Zech/Hünefeld, Einsatz von KI in der Medizin: Haftung und Versicherung, MedR 2023, 1 (6f); Katzenmeier, KI in der Medizin – Haftungsfragen, MedR 2021, 859/864; Frost/Kießling, Künstliche Intelligenz im Bereich des Gesundheitswesens und damit verbundene haftungsrechtliche Herausforderungen, MPR 2020, 178 (183).

<sup>31</sup> Roubik in *Ifsits/Minihold/Roubik*, Haftungsfragen beim Einsatz Künstlicher Intelligenz (2020) 48 f.

<sup>32</sup> Roubik in *Ifsits/Minihold/Roubik*, Haftungsfragen beim Einsatz Künstlicher Intelligenz (2020) 40.

Rückgriff auf die Tierhalterhaftung erscheint daher schon deshalb nicht notwendig, weil ohnehin auch beim Einsatz von KI-basierten Medizinprodukten begleitende Sorgfaltspflichten zur Anwendung kommen, für die zumindest bei Haftung aus dem Behandlungsvertrag eine Anwendung der Beweislastumkehr des § 1298 ABGB anzunehmen wäre.

Ein ebenfalls diskutierter Vorstoß, der allerdings auf weitgehende Ablehnung stößt, besteht in Überlegungen eine sogenannte E-Person zu schaffen, also intelligenten Robotern einen persönlichen Status und damit verbunden Haftungsverantwortung zu übertragen.<sup>33</sup> Diese Haftungsverantwortung macht natürlich nur dann Sinn, wenn sie für den Hersteller mit der Verpflichtung verbunden ist, dem Roboter einen Haftungsfonds beizustellen. Letztlich läuft auch diese Überlegung auf eine Versicherungslösung hinaus. Die Hersteller von intelligenten Robotern würden verpflichtet, für Fehler, die ihnen nicht zum Vorwurf gemacht werden können, eine verschuldensunabhängige Versicherung abzuschließen. Dann wäre es aber wohl sinnvoller, gleich eine Versicherungslösung einzuführen und nicht mit der spektakulären Idee einer E-Person tief in die Grundsätze des Persönlichkeitsrechtsschutzes der Mitgliedstaaten einzugreifen.

Die Kommission ist mit ihren Überlegungen viel vorsichtiger. Sie hat tatsächlich mittlerweile einen Vorschlag für spezielle Haftungsregelungen für KI-Systeme im Rahmen einer eigenen Richtlinie für KI-Haftungen unterbreitet.<sup>34</sup>

Diese Richtlinie enthält zwei wesentliche Besonderheiten, nämlich eine widerlegbare Kausalitätsvermutung sowie eine Offenlegungspflicht für bestimmte Beweismittel.

Die Richtlinie normiert zunächst eine Kausalitätsvermutung für Schäden, die durch die Sorgfaltswidrigkeit eines Anbieters oder Nutzers eines KI-Systems entstehen. Eine derartige Sorgfaltswidrigkeit soll bei Hochrisiko-KI-Systemen, worunter auch alle KI-basierten Medizinprodukte fallen, dann vorliegen, wenn gegen die Vorgaben der KI-Verordnung verstoßen wurde, also wenn der Hersteller die entsprechenden Qualitäts-, Transparenz-, Genauigkeits-, Robustheits- und Cybersicherheitsanforderungen nicht einhält bzw. der Nutzer den Verwendungs- und Überwachungspflichten laut Gebrauchsanweisung nicht nachgekommen ist oder nicht zweckentsprechend Eingabedaten verwendet hat (Art. 4 des RL-Vorschlags). Darüber hinaus können Kläger von Anbietern und Nutzern gerichtlich die Offenlegung von Beweis-

33 Katzenmeier, KI in der Medizin – Haftungsfragen, MedR 2021, 859 (866); ablehnend etwa Brand, Haftung und Versicherung beim Einsatz von Robotik in Medizin und Pflege, MPR 2019, 943 (947 f.).

34 Vorschlag für eine Richtlinie des Europäischen Parlaments und des Rates zur Anpassung der Vorschriften über außervertragliche zivilrechtliche Haftung an Künstliche Intelligenz (Richtlinie über KI-Haftung), KOM (2022) 496 (endg.).

mitteln verlangen, auch wenn letztere noch keine Verfahrenspartei sind, sondern nur vergeblich aufgefordert wurden, einschlägige Beweismittel offenzulegen (Art. 3 des RL-Vorschlags). Dabei soll das Gericht festlegen, in welchem Umfang eine Offenlegung aufgetragen wird, wobei spezielle Geschäftsgeheimnisse berücksichtigt und durch angemessene Verfahrensmaßnahmen geschützt werden müssen. Kommt der Beklagte einer gerichtlich angeordneten Offenlegung nicht nach, so wird vermutet, dass er gegen Sorgfaltspflichten verstoßen hat.<sup>35</sup>

Der Richtlinienvorschlag der Kommission versucht sohin lediglich die dem Geschädigten wegen der besonderen Komplexität und Intransparenz von KI-Systemen entstehenden Beweisschwierigkeiten in den Griff zu bekommen.<sup>36</sup> Sie soll aber grundsätzlich nichts an den nationalen schadenersatzrechtlichen Haftungsgrundlagen ändern.

Tatsächlich gibt es aus Sicht der Ärzte eine Reihe von Verpflichtungen, deren Vernachlässigung zu Schadenersatzansprüchen auch schon nach dem geltenden Schadenersatzrecht führen könnten.

Generell gilt schon heute, dass Ärzte dafür verantwortlich sind, dass sie bei Inbetriebnahme und Bedienung der von ihnen genutzten medizinischen Geräte achtsam bleiben und Gerätefehler erkennen müssen, die auch einem maßstabgetreuen Berufskollegen ihres Faches auffallen würden.<sup>37</sup> So müssten auch nach deutscher Rechtsprechung vom Behandler stets Geräte verwendet werden, die dem Erkenntnisstand der medizinischen Wissenschaft entsprechen. Es wird ferner eine regelmäßige Wartung durch geeignetes Fachpersonal, die Schulung und Fortbildung im Hinblick auf den Umgang mit modernsten Techniken, die Beachtung der Bedienungsanweisung sowie die fortwährende Überwachung der Funktionsfähigkeit der Geräte gefordert.<sup>38</sup>

Diese spezifischen Überwachungspflichten werden aller Voraussicht nach durch die KI-Verordnung auch noch genauer definiert. Nach Artikel 29 KI-VO-E sind Nutzer von KI-Systemen (also z.B. Ärzte) verpflichtet, eine angemessene Überwachung der Leistung des KI-Systems sicherzustellen. Sie dürfen die Systeme nur gemäß der beigefügten Gebrauchsanweisung verwenden, wobei die Hersteller gleichzeitig verpflichtet werden, Gebrauchsanweisungen zu erstellen, die es den Nutzern ermöglichen, die Ergebnisse des Systems zu interpretieren und es ange-

35 *Herbst*, KI-Verordnung – Die Regulierung künstlicher Intelligenz, *ecolex*, 2023/49, 99 ff.; *Wolfbauer*, Bad Robot – Wer ist verantwortlich, wenn KI versagt? *ecolex* 2023/51, 107 f.

36 Zu diesen Beweisschwierigkeiten: *Zech*, Künstliche Intelligenz und Haftungsfragen, *ZfPW* 2019, 198 (217 f.).

37 Vgl. dazu auch „Ärztliches Handeln im Spannungsfeld von Big Data, Künstlicher Intelligenz und menschlicher Erfahrung“, Stellungnahme der Bio-Ethikkommission (2020) 18.

38 *Zech/Hünefeld*, Einsatz von KI in der Medizin: Haftung und Versicherung, *MedR* 2023, 1 (4).

messen zu verwenden. Nach Art. 13 Abs. 3 KI-VO-E haben die Gebrauchsanweisungen für KI-Systeme neben den Anbieterangaben insbesondere eine Beschreibung der „Merkmale, Fähigkeiten und Leistungsgrenzen“ des Hochrisiko-KI-Systems zu enthalten. Hierzu zählen die Zweckbestimmung und die besonderen geografischen, verhaltensbezogenen oder funktionalen Rahmenbedingungen, unter denen ein Hochrisiko-KI-System bestimmungsgemäß verwendet werden soll, sowie Angaben zu erwartbarer Genauigkeit, Robustheit und Cybersicherheit des Systems und alle bekannten und vorhersehbaren Umstände, die sich auf das erwartete Maß an Genauigkeit, Robustheit und Cybersicherheit auswirken können. In der Gebrauchsanweisung zu benennen sind schließlich alle bekannten und vorhersehbaren Umstände im Zusammenhang mit der bestimmungsgemäßen Verwendung des Hochrisiko-KI-Systems, die zu Risiken für die Gesundheit und Sicherheit sowie die Grundrechte führen können, gegebenenfalls Spezifikationen zu den Eingabedaten sowie die Maßnahmen zur Gewährleistung der menschlichen Aufsicht, einschließlich der technischen Maßnahmen, die getroffen wurden, um den Nutzern die Interpretation der Ergebnisse von KI-Systemen zu erleichtern. Der Standpunkt des Rates sieht zudem vor, dass die Gebrauchsanweisung auch Angaben zur Erfassung, Speicherung und Auswertung der Protokolle enthalten soll.<sup>39</sup>

Soweit die Eingabe der Daten den Nutzern obliegt, haben diese dafür Sorge zu tragen, dass nur solche Daten eingegeben werden, die der Zweckbestimmung des Hochrisiko-KI-Systems entsprechen (Art. 29 Abs. 3 KI-VO-E). Schließlich sind Ärzte, Krankenhäuser und weitere medizinische Einrichtungen gemäß Art. 29 Abs. 4 KI-VO-E verpflichtet, den Betrieb des Hochrisiko-KI-Systems anhand der in der Gebrauchsanweisung niedergelegten Aufsichtsmaßnahmen zu überwachen. Das KI-System muss dabei so gestaltet werden, dass die Aufsichtspersonen die Fähigkeiten und Grenzen des Hochrisiko-KI-Systems vollständig verstehen und ihren Betrieb ordnungsgemäß überwachen können, damit Anzeichen von Anomalien, Fehlfunktionen und unerwarteter Leistungen so bald wie möglich erkannt und behoben werden können. Zudem muss das KI-System so ausgestaltet sein, dass sich die Nutzer einer möglichen Neigung zu einem automatischen oder übermäßigen Vertrauen in das von der KI erbrachte Ergebnis („Automatisierungsbias“) bewusst bleiben. Dies gilt insbesondere, wenn Hochrisiko-KI-Systeme Informationen oder Empfehlungen abgeben, auf deren Grundlage natürliche Personen Entscheidungen treffen. Die Vorgaben müssen schließlich den Nutzer in die Lage versetzen, die Ergebnisse des KI-Systems richtig zu interpretieren und gegebenenfalls auch beschließen zu können, das System nicht zu verwenden oder das generierte Ergebnis anderweitig außer Acht zulassen. Schließlich muss der Anbieter es den Nutzern ermöglichen, bei Bedarf in den Betrieb des Systems ein-

<sup>39</sup> Schulz-Große/Genske, Auswirkungen der neuen KI-Verordnung auf den Behandlungsalltag, GuP 2023, 81 (90).

zugreifen oder den Systembetrieb (etwa durch Betätigung einer Stopptaste) zu unterbrechen. Spiegelbildlich dazu ist die menschliche Aufsichtsperson verpflichtet, auf Anzeichen für mögliche Anomalien oder Fehlfunktionen zu achten und das System notfalls zu stoppen, dem Ergebnis nicht übermäßig zu vertrauen, sondern das Ergebnis selbst zu interpretieren und gegebenenfalls zu verwerfen.<sup>40</sup>

Schließlich gelten die allgemeinen ärztlichen Aufklärungspflichten natürlich auch im Zusammenhang mit dem Einsatz eines KI-Systems. Die Literatur ist der Auffassung, dass dies insbesondere dann gilt, wenn KI-Systeme als neue und noch nicht abschließend eingeführte Methode eine Standardabweichung darstellen, worauf Patienten ausdrücklich hinzuweisen sind.<sup>41</sup> Eine Erklärung des Behandlers, wie die KI zu ihrer Einschätzung kommt, wird hingegen regelmäßig weder möglich noch notwendig sein, was aber natürlich auch schon derzeit für den Einsatz anderer technisch komplizierter Medizinprodukte gilt.<sup>42</sup>

---

40 Schulz-Große/Genske, Auswirkungen der neuen KI-Verordnung auf den Behandlungsalltag, GuP 2023, 81(91 f.).

41 Schulz-Große/Genske, Auswirkungen der neuen KI-Verordnung auf den Behandlungsalltag, GuP 2023, 81 (92); dazu auch Paar/Stöger, Medizinische KI – die rechtlichen Brennpunkte, in Fritz/Tomaschek (Hrsg.), Konnektivität – Über die Bedeutung von Zusammenarbeit in der virtuellen Welt (2021), 88 f.

42 Dazu genauer Stöger, Explainability und „informed consent“ im Medizinrecht, in Leyens/Eisenberger/Niemann, Smart Regulation (2021), 146 ff.

## 6. Fazit

Der Einsatz von KI in der Medizin wirft wegen der besonderen Autonomie der Systeme und den damit verbundenen Einschränkungen, was die Vorhersehbarkeit der Richtigkeit der Ergebnisse anlangt, spezielle Rechtsfragen auf. Solange aber die Letztentscheidung beim Arzt bleibt und das System auch so konfiguriert ist, dass dem Arzt eine wirkungsvolle Kontrolle der Ergebnisse möglich ist, wird man wohl im Großen und Ganzen rechtlich mit den Möglichkeiten des derzeitigen und bewährten Rechtsbestandes auskommen. Es wird daher eine Frage der zukünftigen technischen Entwicklung sein, wie erfolgreich sich KI-basierte Geräte im medizinischen Bereich durchsetzen werden. Dann – und davon gehen viele Autoren aus – würde es wohl rechtlich problematischer sein, auf bewährte KI-Prozesse zu verzichten als diese einzusetzen.

**DI Dr. Martin Kampel**

*Privatdozent am Computer Vision Lab, TU Wien*

**DI Jennifer Lumetzberger**

*Projektassistentin am Computer Vision Lab, TU Wien*

# KI und Ethik in Pflege und Medizin

<b>1. Einzug der KI in Pflege und Medizin</b>	<b>100</b>
<b>2. Sturzerkennung</b>	<b>103</b>
<b>3. KI zur Unterstützung von Menschen mit Demenz</b>	<b>105</b>
<b>4. Pflegeroboter</b>	<b>107</b>
<b>5. KI in der Medizin: Erkennung von Tumorzellen</b>	<b>110</b>
<b>6. Ethische Herausforderungen von KI in Gesundheitstechnologien</b>	<b>112</b>
<b>7. Abschluss-Statement</b>	<b>115</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>116</b>

*Diese Arbeit wurde teilweise vom Wiener Wissenschafts- und Technologie Fonds (WWTF) unter der Förderungsvereinbarung Nr. ICT20-055 unterstützt.*

*Der Einzug der Künstlichen Intelligenz (KI) in die Bereiche Pflege und Medizin hat einen revolutionären Einfluss auf die Gesundheitsbranche. In der Medizin ermöglicht KI schnellere und präzisere Analysen von Gesundheitsdaten, wodurch sie Diagnosen und individuelle Therapien unterstützt. Im Pflegesystem spielt KI eine entscheidende Rolle angesichts des demografischen Wandels. Der vorliegende Artikel stellt Forschungsbeispiele vor, darunter den Einsatz von KI in der Sturzerkennung als auch zur Erkennung von Tumorzellen, die Unterstützung von Menschen mit Demenz sowie die Entwicklung von Pflegerobotern. Zudem werden ethische Herausforderungen im Zusammenhang mit KI beleuchtet. Hierbei wird das Forschungsprojekt „Algocare“ vorgestellt, das Pflegetechnologien nicht nur technologisch, sondern auch soziologisch und ethisch untersucht.*

# 1. Einzug der KI in Pflege und Medizin

In den letzten Jahren hat die Künstliche Intelligenz Einzug in verschiedene Bereiche erhalten. Von der Spracherkennung über Textgenerierung bis hin zu selbstfahrenden Autos gewinnt diese Technologie nicht nur für Technikexpert:innen an Bedeutung, sondern beeinflusst auch maßgeblich unseren alltäglichen Lebensstil. Die Faszination und der Nutzen der künstlichen Intelligenz erstrecken sich dabei über eine Vielzahl von Anwendungen, die weit über die Vorstellungskraft vergangener Generationen hinausgehen.

Die fortschreitende Miniaturisierung von Prozessoren und der exponentielle Anstieg an Rechenleistung haben es ermöglicht, dass Künstliche Intelligenz nicht mehr nur in abstrakten Forschungslaboren existiert, sondern vielmehr in unseren Smartphones, Haushaltsgeräten und sogar in den Verkehrsmitteln, die wir täglich nutzen.

Einer KI-Lösung liegen üblicherweise drei wesentliche Schritte zugrunde. Zunächst erfolgt die Datenaufnahme, bei der eine umfassende Menge an Daten erfasst wird. Diese Daten dienen als Grundlage für den zweiten Schritt, dem Training eines Modells. Hier lernt das System aus den aufgenommenen Daten und entwickelt Fähigkeiten zur Mustererkennung.

Im Anschluss erfolgt der dritte Schritt, in dem das Modell verfeinert und einer umfassenden Bewertung unterzogen wird. Dieser Prozess ist entscheidend, um die Leistungsfähigkeit und Zuverlässigkeit der KI-Lösung zu überprüfen und sicherzustellen. In der medizinischen Anwendung eröffnen sich durch KI Möglichkeiten zur Entwicklung unterstützender Systeme, insbesondere im Bereich der Diagnostik oder Bildgebung. So können beispielsweise Gesundheitsdaten schneller und präziser analysiert werden. Dies trägt dazu bei, Diagnosen zu verbessern und personalisierte Behandlungsansätze zu entwickeln. Beispielsweise können KI-Algorithmen in der Radiologie dazu beitragen, pathologische Veränderungen auf Bildern schneller und genauer zu identifizieren.

Gerade in Bezug auf die Herausforderungen im Gesundheitssystem, wie Ressourcenknappheit und steigende Anforderungen an die medizinische Versorgung, könnten KI-Systeme unterstützend wirken.<sup>1</sup> Neben der Bildgebung kann KI auch dazu beitragen, personalisierte Behandlungsansätze zu entwickeln. Durch die

1 Bohr and Memarzadeh 2020

Analyse großer Datensätze kann die Technologie individuelle genetische Profile, Lebensstilfaktoren und Krankengeschichten berücksichtigen, um Ärzt:innen Unterstützung für maßgeschneiderte Therapien anzubieten. Hier ist wichtig zu betonen, dass die Implementierung von KI im Gesundheitswesen auch ethische und rechtliche Herausforderungen mit sich bringt. Datenschutz, Sicherheit und die Gewährleistung von Transparenz und Vertrauen in KI-Algorithmen sind entscheidende Aspekte, die bei der Integration dieser Technologien berücksichtigt werden müssen.

Auch im Pflegesystem wird die Rolle von KI durch den unaufhaltsamen demografischen Wandel in allen europäischen Ländern zunehmend bedeutsamer. Prognosen bis zum Jahr 2080 verdeutlichen, dass der Anteil der Menschen im Alter von 80 Jahren und älter an der Gesamtbevölkerung der Europäischen Union von derzeit etwa 5 % auf 12 % ansteigen wird. Parallel dazu wird die Zahl pflegebedürftiger Personen von derzeit etwa 27 Millionen auf über 60 Millionen anwachsen. Angesichts dieser drastischen Entwicklung rückt die Digitalisierung verstärkt in den Fokus und wird als vielversprechender Weg betrachtet, um nachhaltige Strategien für die Langzeitpflege zu gestalten.<sup>2</sup>

Die Digitalisierung wurde mit großen Erwartungen als ein möglicher Weg gesehen, um nachhaltige Strategien für die Langzeitpflege zu entwickeln. Ein breites Spektrum von Anwendungen hat sich in der Langzeitpflege etabliert, darunter die Telemedizin, Robotik für die Medikamentenausgabe und die Nutzung von Wearables und Sensoren. Künstliche-Intelligenz-Technologien, wie Warnsysteme für Stürze, Smart-Home-Tools und Wearables, spielen eine zunehmend wichtige Rolle bei der Sicherheit in der Langzeitpflege. Sie ermöglichen es dem Pflegepersonal, auf Ereignisse aufmerksam zu werden, die ein sofortiges Eingreifen erfordern. Über die letzten zehn Jahre hinweg haben die Entwicklung und Implementierung von KI-Technologien in Pflegesystemen, von Active Assisted Living (AAL) bis hin zu Sensoren und Robotik, erheblich zugenommen.<sup>3</sup> Das Ziel dieser Technologien ist es, die tägliche Arbeit der professionellen Pflegekräfte zu erleichtern, die Sicherheit der Pflegebedürftigen zu erhöhen, die Produktivität zu steigern und zum Wohlbefinden der Nutzer:innen beizutragen. Neben den menschenzentrierten Zielen von KI-Technologie in der Pflege besteht auch die Hoffnung, die Kosten der Langzeitpflege angesichts des rasanten demografischen Wandels zu senken.<sup>4</sup>

In diesem Artikel werden wir das Thema „Künstliche Intelligenz in Pflege und Medizin“ anhand von Beispielen aus der Forschung erklären. Als Erstes werden ein Sensor zur Sturzerkennung sowie ein Assistenzsystem zur Nutzung der Toilette

2 Schulmann et al. 2019

3 Queirós et al. 2017

4 Sapci & Sapci 2019

bei Menschen mit Demenz vorgestellt. Anschließend wird ein Überblick über Pflegeroboter gegeben. Als medizinische Applikation wird die Erkennung von Tumorzellen in der Leukämieforschung präsentiert. Abschließend werden ethische Herausforderungen diverser KI-Systeme sowohl in der Pflege als auch in der Medizin anhand eines Forschungsprojektes aufgezeigt.

## 2. Sturzerkennung

Technologien zur Sturzerkennung werden zunehmend durch KI unterstützt. Wir – das Computer Vision Lab der Technischen Universität Wien – forschen in mehreren Projekten an dieser Thematik. Anstelle von häufig eingesetzten Armbändern oder Kameras verwenden wir überwiegend sog. 3D-Sensoren. Das sind Sensoren, die den Abstand zwischen dem Gerät und allen Objekten sowie Personen im Raum messen und basierend auf dieser Information ein Bild generieren (siehe Abb. 1). Diese Sensoren müssen nicht getragen werden, sondern werden fix im Raum installiert. Das hat den Vorteil, dass sie nicht vergessen werden können und den Alltag der Nutzer:innen nicht verändern. Im Vergleich zu gewöhnlichen Kameras wird durch die Verwendung von Tiefensensoren der Schutz der Privatsphäre verbessert, da nur Umrisse einer Person erkennbar sind und nicht deren Gesichtszüge. Die in der Technologie integrierte KI analysiert die generierten Tiefendaten und erkennt, wenn eine Person gestürzt ist. Diese Information kann dann weitergeleitet werden, beispielsweise an ein Notrufsystem, um schnelle Hilfe zu gewährleisten. Frühzeitige Hilfe kann bei Stürzen die Sterblichkeitsrate deutlich reduzieren und ist daher von immenser Bedeutung. Konkret ist mit KI hier gemeint, dass ein Modell durch ein umfangreiches Training mit einer Vielzahl von Daten trainiert wurde. Diese Daten umfassen unterschiedliche Arten von Stürzen, seien es seitliche Stürze, Situationen, in denen die Person teilweise durch Objekte verdeckt ist, Stürze in unmittelbarer Nähe des Sensors sowie solche weiter entfernt. Die Vielfalt der Trainingsdaten ermöglicht es der KI, eine breite Palette von Sturzscenarien zu erkennen. Somit kann die KI bei neuen Daten eine zuverlässige Klassifizierung vornehmen und entscheiden, ob es sich um einen Sturz handelt oder nicht.<sup>5</sup>

Um die Forschungsergebnisse direkt nutzbar zu machen, arbeiten wir mit einem Spin-off der TU zusammen, der *cogvis consulting* und *software gmbh*, die genau für den Anwendungsbereich der Sturzerkennung gegründet wurde und diese Produkte seit Jahren erfolgreich im Pflegesektor als auch in Krankenhäusern vermarktet. Neben der Sturzerkennung ist auch die Sturzprävention ein essentielles Forschungsthema. Abgesehen von einer frühzeitigen Hilfe bei einem Sturz ist das Vermeiden eines Sturzes noch erstrebenswerter. Häufig stürzen Nutzer:innen beim Aufstehen aus dem Bett – speziell, wenn Beeinträchtigungen in der Mobilität vorliegen. Auch der nächtliche Gang zur Toilette in der Dunkelheit stellt oftmals ein Sturzrisiko dar. Hier gibt es zwei Lösungsansätze. Das System kann erkennen, wenn eine Person sich von einer liegenden Position im Bett aufrichtet bzw. aufsetzt. Wird diese Bewegung mithilfe einer KI, die Bewegungsmuster analy-

5 Pramerdorfer et al. 2016

siert, erkannt, kann einerseits ein automatisches Anschalten einer Lampe aktiviert werden, um eine bessere Orientierung im Raum zu ermöglichen. Eine alternative Lösung – beispielsweise im Pflegeheim oder Krankenhaus – ist die Alarmierung des Pflegepersonals, welches dann beim Aufstehen helfen kann.<sup>6</sup>

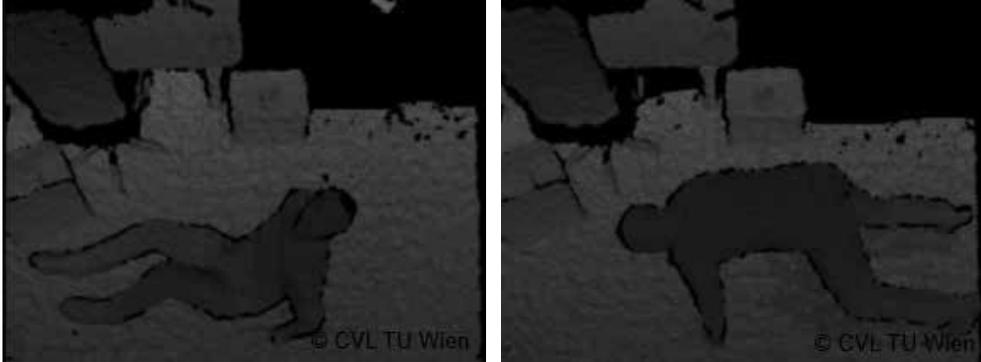


Abb. 1 Tiefenbilder einer gestürzten Person a) Sturz nach hinten, b) Sturz nach vorne

Mithilfe von Tiefensensoren können im Allgemeinen bestimmte Körperpositionen gut identifiziert werden, wie beispielsweise eine Person im Sitzen, im Liegen oder im Stehen. Können zusätzlich zur Körperposition noch Objekte rund um die Person erkannt werden, können Rückschlüsse auf die Umgebung und den Kontext erleichtert werden. Werden Tiefendaten kontinuierlich aufgezeichnet, so kann auch die Bewegung einer Person, also deren Bewegungsrichtung und -geschwindigkeit, erfasst werden. Diese Daten können beispielsweise dabei helfen, Veränderungen in der Mobilität einer Person zu erfassen. Somit stellen Sturzerkennung und -prävention nur einen kleinen, doch entscheidenden Teil eines breiten Anwendungsfelds von Künstlicher Intelligenz in der Pflege dar, das zukunftsweisend das Wohlbefinden und die Sicherheit von Pflegebedürftigen nachhaltig verbessern kann.

6 Lumetzberger et al. 2021

### 3. KI zur Unterstützung von Menschen mit Demenz

Informationen dazu, wann sich eine Person in welcher Position (sitzend oder stehend) relativ zu Objekten im Raum befindet, nutzen wir auch für die Frage, wie eine „Anleitung“ zur Benutzung der Toilette für Menschen mit kognitiven Beeinträchtigungen gestaltet werden kann.<sup>7</sup> Personen, die aufgrund einer kognitiven Herausforderung, z.B. bei beginnender Demenz, Schwierigkeiten haben, selbstständig die notwendige Abfolge von Handlungen zur Nutzung einer Toilette zuverlässig zu setzen, werden üblicherweise auf die Toilette begleitet. Die Betreuungsperson wartet dann in oder vor der Toilette, um bei Bedarf einschreiten zu können. Dieses Vorgehen ist für beide Seiten unangenehm und belastend und kann mehrmals täglich notwendig sein.

Im Bereich der Toilette gibt es erstaunlicherweise nur wenige technische Lösungen und wenige Forschungsprojekte, die sich mit diesem Thema beschäftigen. Dies ist überraschend, da es einen erheblichen Bedarf gibt und der Toilettengang ein täglicher und notwendiger Teil des Lebens ist. Es ist möglich, dass das Tabu um das Thema Toilette dazu beiträgt, dass es an Unterstützung und Technologien mangelt. Der Einsatz von Technologie zielt darauf ab, die Selbstständigkeit und Würde der Nutzer:innen zu fördern und gleichzeitig das Pflegepersonal zu entlasten. Wir haben verschiedene Ansätze zur „Anleitung“ – basierend auf der Position einer Person im Raum in Bezug auf relevante Punkte im Badezimmer (wie Toilette und Waschbecken) – untersucht. Dabei soll automatisch mittels einer Künstlichen Intelligenz erkannt werden, falls einzelne Aktivitäten (z.B. zur Toilette gehen, sich auskleiden, sich auf die Toilette setzen) nicht ausgeführt werden, um so entsprechende Anleitungen zur Unterstützung bereitstellen zu können. Anleitungen können beispielsweise auditiv über einen Lautsprecher erfolgen oder visuell mit einem montierten Tablet an der Wand. Dabei sind wiederum Videos von Bildern zu unterscheiden, und sowohl animierte Bilder als auch realistische Bilder von vertrauten Personen können zum Einsatz kommen. Eine weitere untersuchte Möglichkeit ist die Installation von Leuchten, um bestimmte Bereiche im Raum hervorzuheben (z.B. Wegweiser am Boden oder Lichter direkt an der WC-Schüssel).

Zur Analyse der verschiedenen Möglichkeiten zur Unterstützung verfolgten wir einen menschenzentrierten Ansatz. Wir haben mit einem Demenz-Tageszentrum zusammengearbeitet und Experten für Demenz befragt. Zusätzlich haben wir

<sup>7</sup> Forschungsprojekt DIANA: <http://www.diana-project.eu/>, Ballester and Kampel 2022

Workshops mit Pflegekräften und betroffenen Personen durchgeführt, um Feedback zu den verschiedenen Optionen einzuholen. Aus den Befragungen und Workshops ging hervor, dass Text auf einem Bildschirm Patient:innen mit Demenz oder einer Sehschwäche überfordern könnte. In Bezug auf Bilder wurde eine Tendenz zu realen Personen anstelle von Zeichnungen oder Animationen festgestellt.

In Abbildung 2 wird die Darstellung von Tiefenbildern auf der Toilette veranschaulicht. Es ist zu beachten, dass der Tiefensensor die Möglichkeit bietet, die Bilder lokal im Sensor zu verarbeiten und dann zu löschen, wobei nur die Information weitergeleitet wird, ob ein bestimmtes Ereignis (zum Beispiel das Hinsetzen) stattgefunden hat. In einigen Fällen haben wir Rückmeldungen aus Pflegeheimen und Krankenhäusern erhalten, dass es für das Pflegepersonal hilfreich ist, neben dem Erkennen eines Ereignisses auch ein Tiefenbild zu erhalten, um unmittelbar die aktuelle Situation beurteilen und die Berechtigung der Benachrichtigung überprüfen zu können. Diese Funktion kann jedoch problemlos deaktiviert werden, so dass das Pflegepersonal keine Tiefenbilder von Patient:innen einsehen kann.



Abb. 2: Tiefenbilder im Badezimmer: Person beim Eintreten (links), Person am WC (mitte), Person beim Verlassen des Raums (rechts)

## 4. Pflegeroboter

Eine weitere Sparte in der KI-Pflege-technologie stellen Pflegeroboter dar. Diese sind darauf ausgerichtet, Aufgaben in der Langzeitpflege und der Gesundheitsversorgung zu übernehmen, um die Arbeitsbelastung des Pflegepersonals zu reduzieren und die Lebensqualität der Pflegebedürftigen zu verbessern. Anwendungsgebiete für Pflegeroboter sind beispielsweise die Überwachung von Vitalparametern, die Medikamentenausgabe oder die Unterstützung beim Umlagern und Tragen von Patient:innen. Aktuell gibt es noch relativ wenige Firmen am Markt, die Pflegerobotik mit KI anbieten, die Forschung auf diesem Gebiet wächst allerdings stark.

Viele Pflegeroboter haben eine humanoide oder tierähnliche Form. Ein verbindendes Merkmal der sozialen Roboter, zu welchen die Pflegeroboter zählen, ist, dass sie einen physischen „Körper“ haben, über eine gewisse Autonomie verfügen und mit Menschen kommunizieren. Mit Autonomie ist gemeint, dass keine Fernbedienung durch den Menschen notwendig ist. Zusätzlich treffen manche dieser Pflegeroboter Entscheidungen (auf Basis menschlicher Programmierung), wie beispielsweise eine aufmunternde Geschichte zu erzählen, wenn ein Mensch in trauriger Stimmung vorgefunden wird.

Während Sprachassistenten wie Alexa auch mit Nutzer:innen kommunizieren, werden sie nicht zu den sozialen Robotern gezählt, da aus der optischen Erscheinung nicht hervorgeht, dass das Gerät mit den Nutzer:innen kommuniziert. Klare Signale zur Kommunikationsbereitschaft wären beispielsweise der Besitz eines Körpers, Gesichts und Augen. Ein Standard-Design gibt es jedoch nicht, die Roboter kommen in verschiedensten Formen und Größen vor. Der bekannte Roboter „Pepper“ beispielsweise hat einer Körpergröße von 120 cm und ein Gewicht von 28 kg. Mit seiner kindlichen Optik setzt er einen Kontrast zu stofftierähnlichen Robotern wie die Robbe „Paro“ (siehe Abb. 3).

Um menschen- oder tierähnliches Verhalten im Hinblick auf motorische Fähigkeiten und Gesten zu imitieren, erfolgt die Integration von Gliedmaßen, Gelenken, Motoren und Rädern. Dabei werden verschiedene Aspekte der menschlichen Sinneswahrnehmung simuliert. Insbesondere spielen Sehfähigkeiten eine entscheidende Rolle für Pflegeroboter, da sie die Fähigkeit benötigen, ihre Umgebung zu erfassen, Benutzer:innen zu erkennen und entsprechend zu reagieren. Die Realisierung dieser Sinne erfordert den Einbau von Hardware-Komponenten wie Kameras, 3D-Sensoren, Batterien und Monitoren. Unter Verwendung dieser Komponenten lässt sich beispielsweise eine Gesichtsanalyse inklusive Emoti-

onserkennung realisieren. Hierbei werden verschiedene Merkmale im Gesicht, darunter Augen oder Mund, genutzt, um eine präzise Klassifizierung verschiedener Emotionen vorzunehmen. Zusätzlich zur Erkennung von Emotionen können weitere Software-Funktionen eingebunden werden, beispielsweise solche, die die Erkennung von gesprochener Sprache oder die Umwandlung von Text in gesprochene Sprache ermöglichen.

Soziale Roboter erfüllen in diversen Anwendungsgebieten unterschiedliche Funktionen. Im Bereich Bildung dienen sie als interaktive Lernspiele für Kinder oder als spezielle Lerntools, insbesondere für Kinder mit Autismus. Darüber hinaus finden sie Einsatz im Bereich Gesellschaft und Wohlbefinden, beispielsweise als Roboter mit Haustier-Charakter, um chronische Depressionen und Einsamkeit zu bekämpfen. Im Gesundheitssektor unterstützen sie durch Aufgaben wie das Tragen und Verteilen von Getränken oder die Durchführung von UV-C-Desinfektion. Ein weiterer Anwendungsbereich ist die Unterhaltung, wobei Roboter Musik abspielen oder Gespräche führen können.

Im Gesundheitssektor sind soziale Roboter vielseitig einsetzbar, unter anderem für die Navigation, Bereitstellung von Patienteninformationen für das Pflegepersonal, das Heben von Personen, Rezeptionsaufgaben, die Erinnerung an die Medikamenteneinnahme, die Unterstützung bei der täglichen Routine von Menschen mit Demenz (einschließlich Erinnerung zur Medikamenteneinnahme, für Termine, und Temperaturmessung), das Tragen und Verteilen von Gegenständen wie Getränken, UV-C-Desinfektion sowie die Erkennung gefährlicher Situationen, wie beispielsweise Stürze.

Am Markt befindliche Pflegeroboter nehmen verschiedene Formen an. Manche Roboter, wie zum Beispiel LIO von F&P Robotics, inkludieren einen mobilen Arm zum Tragen und Halten von Gegenständen. Der Roboter Robear von RIKEN kann sogar eine Person tragen. Neuere Varianten von Pflegerobotern beinhalten zunehmend Features wie Gesichts- und Objekterkennung, Gestenerkennung, sowie Interaktion über Touch und Sprache. Diese Funktionen ermöglichen die Erkennung von Personen und dadurch die persönliche Begrüßung oder das Wiederaufnehmen von vergangenen Gesprächen. Die Robbe Paro (siehe Abbildung 3) scheint ähnlich wie ein Stofftier und wird zu therapeutischen Zwecken eingesetzt. Sie soll einen beruhigenden Einfluss auf Patient:innen haben. Der Roboter kann über taktile Sensoren Streicheleinheiten wahrnehmen und reagiert durch Bewegungen des Schwanzes sowie des Kopfes und der Augen.



Abbildung 3: Therapeutischer Roboter Paro von PARO Robots

## 5. KI in der Medizin: Erkennung von Tumorzellen

Abgesehen vom Einsatz in der Pflege gewinnt KI auch in der Medizin immer mehr an Bedeutung. So ermöglicht der Einsatz von Künstlicher Intelligenz beispielsweise die Erkennung von Tumorzellen bei Leukämie in Kindern. Ein zentraler Fokus liegt hier auf der automatisierten Bestimmung des MRD-Werts (Minimal Residual Disease), einem leistungsfähigen Prädiktor für das Ansprechen auf die Behandlung. Dieser Wert wird daher als diagnostisches Instrument für die Planung der individuellen Therapie eines Patienten verwendet.

Klinische Forscher, die in der Durchflusszytometrie arbeiten, müssen heutzutage zunehmend Experimente durchführen, die einen hohen Durchsatz, die Analyse seltener Ereignisse und eine detaillierte Immunphänotypisierung erfordern. Es gibt Mehrzweck-Durchflusszytometrie-Sorter, die bis zu 70.000 Ereignisse pro Sekunde mit mehr als neun aktivierten Parametern analysieren können. Während diese multiparametrische Funktion eine große Leistung für Hypothesentests bietet, erzeugt sie auch eine riesige Menge an Daten, die manuell durch einen Prozess namens Gating analysiert werden. Bei großen Experimenten erweist sich dieses manuelle Gating als zeitaufwendig und erfordert eine intensive Schulung und Erfahrung des Bedieners. Das Fehlen des erforderlichen Fachwissens führt zu einer falschen Interpretation der Daten und damit zu einem falschen Therapieverlauf bei Patienten mit akuter lymphatischer Leukämie.

Der Schwerpunkt der Krebsforschungsprojekte an unserem Institut liegt auf der automatischen Bestimmung der MRD bei akuter lymphatischer Leukämie (Projekt AutoFLOW<sup>8</sup>) und akuter myeloischer Leukämie (Projekt MyeFLOW<sup>9</sup>) bei Kindern, um die Subjektivität und die Variabilität zwischen den Operatoren zu reduzieren und die Reproduzierbarkeit in der täglichen Routine zu erhöhen. Das Ziel des KI-Modells ist es, die Datensätze aus der Durchflusszytometrie zu verarbeiten und in den Daten Muster wie Häufungen von Zellen mit ähnlichen Merkmalsausprägungen wiederzuerkennen und zur Bestimmung von Krebszellen zu nutzen.<sup>10</sup>

Die Datenerfassung erfolgt mittels laserbasierter Flow-CytoMetry-Technik (FCM-Technik) zu verschiedenen Behandlungszeitpunkten. Sie erfordert gefärbte Blut- oder Knochenmarkzellen eines Patienten, deren Antigene mit einer Kombina-

8 <https://cvi.tuwien.ac.at/project/autoflow/>

9 <https://cvi.tuwien.ac.at/project/myeflow/>

10 Weijler et al. 2022

tion spezifischer fluoreszenzmarkierter Antikörper markiert werden. Abhängig von der Antigenexpression einer einzelnen Zelle sind unterschiedliche Fluoreszenzsignalmuster nachweisbar. Herausforderungen liegen in der automatischen Erkennung von kleinen Zellpopulationen, der begrenzten Zellanzahl im Reagenzglas und den Einflussfaktoren für die MRD-Bestimmung, die sich aus behandlungs- oder altersbedingten Schwankungen des Regenerationsstatus von Knochenmarkvorläufern ergeben.

Die Zielsetzung ist eine präzise, automatisierte Einschätzung des Therapieansprechens. In Zusammenarbeit mit dem St. Anna Kinderspital wird an der Entwicklung einer KI-gestützten Software gearbeitet, die sich als In-vitro-Diagnostikum (IVD) zur vollautomatischen, qualitätsgesicherten Bewertung des Therapieansprechens bei einzelnen Patient:innen qualifizieren soll. Die Integration von KI-Technologien ermöglicht nicht nur eine präzise MRD-Bestimmung, sondern trägt auch dazu bei, hochtoxische Therapien, insbesondere bei Kindern mit aggressiver Leukämie, zu optimieren. Automatisierte Prozesse, unterstützt durch KI, könnten somit einen bedeutenden Beitrag zur Verbesserung der Follow-up-Diagnostik und der individuellen Therapieplanung leisten.

Die Anwendung von KI in der Medizin geht jedoch über die Leukämieerkennung hinaus. Fortschritte in der Bildgebung, wie die multiparametrische MRT und die Nuklearmedizin, eröffnen Möglichkeiten für die In-vivo-Charakterisierung von Krankheiten. Hierbei spielen maschinelles Lernen und Datenanalysen eine entscheidende Rolle, um Beziehungen zwischen Variablen und Patientenparametern zu verstehen. Diese Entwicklungen stellen nicht nur eine Herausforderung für die Forschung dar, sondern erfordern auch die Anpassung von Algorithmen an die Anforderungen der klinischen Routine und die vorhandene Hardware-Infrastruktur.

## 6. Ethische Herausforderungen von KI in Gesundheitstechnologien

Die Forschung zeigt, dass die alleinige Einführung von Technologie in der Medizin oder in sensiblen Pflegebereichen wie der Langzeitpflege nicht zwangsläufig den gewünschten Erfolg bringt. Aktuelle Ansätze zur Einführung von technologischen Lösungen in der Pflege sind problematisch, da sie dazu neigen, sich auf technologiezentrierte und schnelle Lösungen zu konzentrieren, anstatt einen ganzheitlichen, menschenzentrierten Ansatz zu verfolgen, der langfristige soziotechnische Veränderungen fördert.<sup>11</sup>

Algorithmen koordinieren Datenströme aus verschiedenen Datenquellen wie Sensoren, Wearables, intelligenten Wohnungen und Telemedizin-Tools. Beispielsweise könnten KI-Systeme verarbeitete Daten zur Bewertung der Leistung von Pflegekräften, zur Identifizierung von Kund:innen für risikobasierte Klassifizierungen oder zur Erstellung von Modellen für normales Verhalten genutzt werden.

In den Anfangsphasen der Entwicklung solcher Technologien lag der Fokus hauptsächlich auf der Verbesserung ihrer Funktionen, Genauigkeit und Anwendbarkeit, während Fragen bezüglich möglicher Verzerrungen, Fairness und Erklärbarkeit nur selten angesprochen wurden. Obwohl bekannt ist, dass diese Technologien und die darunterliegenden Datenbanken Diskriminierungsfaktoren enthalten können, wurden Schritte zur Verringerung, Prävention und Beseitigung dieser Verzerrungen erst kürzlich verstärkt unternommen.

Verzerrungen in Modellen, auch als Bias bekannt, entstehen durch eine unzureichende Repräsentation der Anwendergruppe eines Systems. Zum Beispiel könnten bei der Anwendung eines medizinischen KI-Systems zur Bewertung bestimmter Körperparameter, das ausschließlich mit Daten von Männern trainiert wurde, fehlerhafte Ergebnisse bei Frauen auftreten („Gender-Bias“). Der Begriff „Fairness“ bezieht sich darauf, diese Verzerrungen zu verringern oder zu beseitigen, um Benachteiligungen von Individuen oder bestimmten Gruppen zu verhindern. Historisch gesehen wurden viele medizinische Studien und Datensätze überwiegend mit männlichen Teilnehmern durchgeführt. Wenn ein KI-Modell ausschließlich auf solchen Daten trainiert wird, kann es Schwierigkeiten haben, die spezifischen Faktoren und Muster bei Frauen zu erkennen.

---

11 Neven & Peine 2017

Im vom Wiener Wissenschafts-, Forschungs- und Technologiefonds (WWTF) geförderten Forschungsprojekt „Algocare“ untersuchen wir diverse Pflegetechnologien nicht nur aus technologischer Sicht, sondern auch aus soziologischer und ethischer Perspektive. Mit dem Projekt verfolgen wir das Ziel, die Quellen, Arten und Auswirkungen möglicher Verzerrungen in algorithmengesteuerten Pflegesystemen zu verstehen und Lösungen zur Erkennung und Beseitigung möglicher Verzerrungen in KI-Systemen in der Langzeitpflege zu entwickeln. Das Projekt untersucht, erkennt und erläutert, wie verschiedene Formen von Verzerrungen entstehen und die Praktiken in der Langzeitpflege beeinflussen.

Die Anwendung von KI-Technologien in der Pflege birgt die Gefahr, dass Vorurteile und Normen in Bezug auf das Konzept des Alters und der Pflege weiter verstärkt werden und in die Praktiken und Technologien der Pflege integriert werden. Beispielsweise könnte eine Technologie zur Erkennung von Stürzen für ältere Menschen schlechter funktionieren, wenn das System nur mit Daten von jungen, fitten Menschen trainiert wurde. Dieses Beispiel spiegelt die sogenannte „Datenverzerrung“ bzw. „Daten-Bias“ wider, die entsteht, wenn die KI nicht mit Daten der Zielgruppe trainiert wurde oder gewisse Personengruppen bzw. Minderheiten nicht im Datensatz repräsentiert sind. Die zweite Form von Bias ist der algorithmenbasierte Bias. Dieser entsteht, wenn Entwickler:innen – bewusst oder unbewusst – eigene Verzerrungen in den Algorithmus mit einbringen. So könnten Programmierer:innen beispielsweise nicht die gesamte Vielfalt an kognitiven und physischen Beeinträchtigungen berücksichtigen. Wenn sich die Entwickler beispielsweise in erster Linie auf häufige Beeinträchtigungen konzentrieren, kann es sein, dass die Tools die Bedürfnisse von Menschen mit weniger häufigen oder übersehenen Beeinträchtigungen nicht angemessen berücksichtigen. In medizinischen Anwendungen können verfälschte Daten schwerwiegende Folgen wie fehlerhafte Diagnosen haben.

In der medizinischen Bildgebung, insbesondere in der Radiologie, können verfälschte oder manipulierte Bilder zu falschen Interpretationen führen. Dies könnte zu fehlerhaften Diagnosen von Tumoren oder anderen pathologischen Zuständen führen und möglicherweise zu unangemessenen medizinischen Interventionen. Auch in der Telemedizin und Fernüberwachung werden zunehmend Daten aus Wearables und medizinischen Geräten verwendet. Verfälschte Daten aus diesen Quellen könnten zu falschen Einschätzungen des Gesundheitszustands eines Patienten führen, was zu fehlerhaften Diagnosen und Behandlungsentscheidungen führen könnte.

Abgesehen von den technischen Aspekten beeinflussen Vorurteile in Technologien für die Pflege die täglichen Abläufe zwischen Pflegekräften und Pflegebedürftigen. Pflegekräfte nutzen bestimmte Systeme, um Entscheidungen zu treffen, basie-

rend auf verschiedenen Arten von Wissen, wie Erfahrung, Normen oder unbewusstem Wissen. Künstlich erzeugtes Wissen durch KI wird selten hinterfragt und oft als objektive Tatsache betrachtet, unabhängig von seiner tatsächlichen Genauigkeit. Die Algorithmen, die diesen Systemen zugrunde liegen, versprechen Neutralität und Objektivität, was die Sache kompliziert macht. Es ist schwierig zu verstehen, wie dieses Wissen produziert wird – es ist wie eine „schwarze Box“. Das bedeutet, dass selbst Entwickler:innen nicht immer alle Prozesse der KI-Systeme verstehen können, geschweige denn Pflegekräfte oder Pflegebedürftige. Das ist besonders problematisch, wenn man bedenkt, dass künstlich erzeugtes Wissen möglicherweise Vorurteile enthält.

## 7. Abschluss-Statement

Die Integration von KI in die Pflege und Medizin markiert einen entscheidenden Fortschritt in der Optimierung von Gesundheitsdienstleistungen. Technologische Entwicklungen wie die Sturzerkennung, Assistenzsysteme für Menschen mit Demenz, Pflegeroboter und die Anwendung von KI in der Medizin, insbesondere bei der Erkennung von Tumorzellen, zeigen das immense Potenzial dieser Innovationen. Während KI dazu beitragen kann, die Effizienz zu steigern, stellt sich jedoch zunehmend die Notwendigkeit heraus, einen menschenzentrierten Ansatz zu betonen. Insbesondere ethische Aspekte wie Fairness und Bias müssen im Entwicklungsprozess von KI-Systemen berücksichtigt werden. Das Forschungsprojekt „Algocare“ hebt die Bedeutung der kritischen Auseinandersetzung mit möglichen Verzerrungen in algorithmengesteuerten Pflegesystemen hervor. Eine sorgfältige Reflexion über den Einsatz von KI in der Pflege sowie Medizin ist unabdingbar, um sicherzustellen, dass diese Technologien nicht nur effektiv, sondern auch ethisch verantwortungsbewusst eingesetzt werden. Eine transparente Gestaltung von KI-Systemen, die sich auf menschenzentrierte Werte stützt, ist entscheidend, um den Anforderungen einer gerechten und nachhaltigen Gesundheitsversorgung gerecht zu werden.

# Literaturverzeichnis

- Ballester, I., & Kampel, M. (2022). Automated vision-based toilet assistance for people with dementia. *Human Factors in Accessibility and Assistive Technology*, 37, 21.
- Bohr, A., & Memarzadeh, K. (2020). The rise of artificial intelligence in healthcare applications. In *Artificial Intelligence in healthcare* (pp. 25-60). Academic Press.
- Lumetzberger J., Raoufpour A., Kampel M. "Privacy preserving getup detection": PETRA 2021: The 14th PErvasive Technologies Related to Assistive Environments Conference (ACM).
- Neven, L., Peine, A. (2017): From triple win to triple sin: How a problematic future discourse is shaping the way people age with technology. *Societies*, 7(3), pp. 26–42.
- Pramerdorfer, C., Planinc, R., Van Loock, M., Fankhauser, D., Kampel, M., & Brandstötter, M. (2016). Fall detection based on depth-data in practice. In *Computer Vision–ECCV 2016 Workshops: Amsterdam, The Netherlands, October 8-10 and 15-16, 2016, Proceedings, Part II 14* (pp. 195-208). Springer International Publishing.
- Queiros, A. et al. (2017): Ambient assisted living and health-related outcomes – a systematic literature review. *Informatics*, 4, pp. 19–32.
- Sapci, A. H.; Sapci, H. A. (2019): Innovative Assisted Living Tools, Remote Monitoring Technologies, Artificial Intelligence-Driven Solutions, and Robotic Systems for Aging Societies: Systematic Review. *JMIR aging*, 2(2), pp. E15429.
- Schulmann, K. et al. (2019): Social Support and Long-Term Care for Older People: The Potential for Social Innovation and Active Ageing. In Walker, A. (Ed.) *The Future of Ageing in Europe: Making an Asset of Longevity*, pp. 255–286. Singapore: Springer.
- Weijler, L., Kowarsch, F., Wödlinger, M., Reiter, M., Maurer-Granofszky, M., Schumich, A., Dworzak, M. N. (2022). UMAP Based Anomaly Detection for Minimal Residual Disease Quantification within Acute Myeloid Leukemia. *Cancers*, 14(4), 898.



Die Zeitschrift für Gesundheitspolitik (ZGP) des Linzer Instituts für Gesundheitssystem-Forschung (LIG) versteht sich als Medium zur Veröffentlichung neuer Denkanstöße und Perspektiven zu aktuellen Problemen des österreichischen Gesundheitssystems. Sie will damit einen Beitrag zur innovativen Weiterentwicklung des österreichischen Gesundheitssystems leisten. Themenbereiche sind etwa intra- und extramurale Versorgung, Nahtstellenmanagement, Finanzierung, Organisation und Akteure des Gesundheitssystems. Die ZGP richtet sich an Personen aus Politik, Sozialversicherung, Kammern, Wissenschaft und an alle, die am Gesundheitssystem interessiert sind.

Erscheinungsweise: vierteljährlich

Gerne lassen wir Ihnen unverbindlich und kostenlos ein Exemplar zukommen.

**Bestelladresse:**

Linzer Institut für Gesundheitssystem-Forschung (LIG)  
Dinghoferstraße 4, 4010 Linz  
Tel.: ++43/732/77 83 71-320  
Fax: ++43/732/78 36 60-320  
E-mail: LIG@ligforschung.at

Bestellformular: <http://www.ligforschung.at/abonnieren>

**LIG**  
GESUNDHEITSSYSTEM-FORSCHUNG

LINZER  
INSTITUT  
FÜR

**aek**  **Ärzt**  **kammer**  
für Oberösterreich