

8. Perspektiven der KI in der Medizin

Stephan Krumm, Anne Dwertmann

Gesellschaftliche Entwicklungen, wie steigende Patientenzahlen, aber auch der technische Fortschritt und die daraus resultierende Datenflut, stellen Medizinerinnen und Mediziner und Forschende vor neue Herausforderungen. Das medizinische Wissen wächst in einer nie dagewesenen Geschwindigkeit und überholt sich innerhalb kurzer Zeit. Doch diese Herausforderungen beinhalten zugleich auch neue Chancen.

Die Anwendung von Verfahren der KI kann dazu beitragen, dieses Wissen nutzbar zu machen und in der immer komplexer werdenden medizinischen Praxis unterstützend wirken. Diese Erkenntnis ist nicht neu: Die Medizin wurde schon vor Jahrzehnten als eines der ersten praktischen Anwendungsfelder von KI benannt. Algorithmen mit den kryptischen Namen PUFF (Aikins et al. 1983) oder CADUCEUS (Banks 1986) bildeten die Grundlage für die ersten kommerziellen KI-Produkte Ende der 1980er Jahre, wie beispielsweise der Diagnosedatenbank „Diagnosis“ (Ärzte-Verlag 1989).

Fortschritte im Bereich des tiefen Lernens (Deep Learning, DL) haben in den vergangenen Jahren zahlreiche technologische Entwicklungen in der Medizin angestoßen, und eine Vielzahl von Unternehmen und Wissenschaftlern hat sich dem Feld der KI zugewandt. Gleichwohl sind frühere KI-Technologien schon seit vielen Jahren auch in Deutschland in der klinischen Anwendung etabliert. Sogenannte Expertensysteme und hier im Speziellen wissensbasierte Systeme sind fester Bestandteil der täglichen Arbeit in der ambulanten und stationären Versorgung. Genutzt werden solche Anwendungen beispielsweise für die Sicherheit in der Arzneimitteltherapie, um Kontraindikationen oder Wechselwirkungen zwischen verschiedenen Medikamenten zu vermeiden, und im Bereich der korrekten Diagnose- und Behandlungscodierung. Das Wissen darum ist jedoch noch wenig verbreitet, und dementsprechend gering ist das Vertrauen in der Bevölkerung: 61 Prozent von rund 1.000 im Rahmen einer Online-Studie Befragten würden sich auf eine Diagnose verlassen, die ein Arzt mit Computer-Unterstützung erstellt hat. Wenn ein Befund ausschließlich vom Computer stammt – beispielsweise durch eine KI-Anwendung –, wären lediglich 12 Prozent der Befragten nicht skeptisch (siehe Abbildung 8.1).

Ungeachtet dieses Stimmungsbildes ist es sehr wahrscheinlich, dass sich KI-Technologien in der Patientenversorgung künftig deutlich stärker etablieren werden. Allerdings gilt es noch einige Hürden zu überwinden, wie beispielsweise die noch bestehenden Herausforderungen im Umgang mit großen komplexen und unstrukturierten

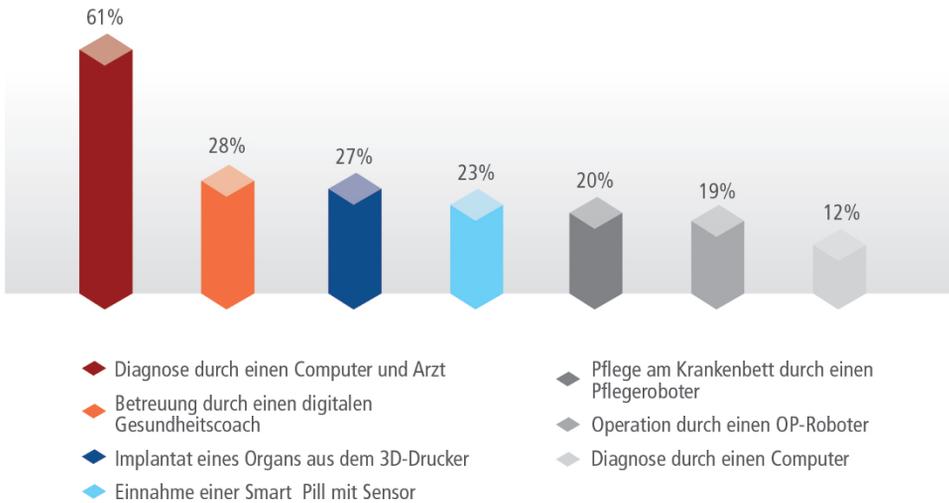


Abbildung 8.1: Persönliche Bereitschaft zu künftigen Möglichkeiten im Gesundheitswesen (Auswahl). Befragt wurden 1013 Personen aus ganz Deutschland, repräsentativ für Alter (16+) und Geschlecht; Onlinebefragung (Darstellung angelehnt an BearingPoint GmbH, 2017).

Datenmengen zu bewältigen. Für eine flächendeckende Verbreitung von praktischen KI-Anwendungen in Deutschland müssen zudem kluge Datenschutzlösungen gefunden und Berührungsängste von medizinischem Fachpersonal sowie von Patienten abgebaut werden.

Datenwachstum – die zentrale Herausforderung

Auch wenn Prognosen zur Abschätzung des künftigen globalen Datenvolumens schwierig sind und sich teilweise unterscheiden, ist der Trend deutlich: Durch verbesserte oder neue Technologien wird sich die Datenmenge exponentiell erhöhen (Reinsel et al. 2017, Schlömer 2016). Das gilt auch für den medizinischen Bereich. Hier tragen verbesserte, höher auflösende Verfahren in der Bildgebung ebenso dazu bei wie eine zunehmende Dokumentation von gesundheitsrelevanten Informationen durch medizinisches Personal und durch die Patienten selbst. Diese sogenannte digitale Selbstvermessung (quantified self) erfolgt beispielsweise mit Fitness-Trackern und Smartwatches oder mit immer häufiger eingesetzter Sensorik in alltäglichen Gegenständen wie Waage, Zahnbürste oder Insulin-Pen.

Mit dem exponentiellen Datenwachstum geht eine vergleichsweise moderatere Zunahme der Anzahl wissenschaftlicher Veröffentlichungen einher. So wurden im

Jahr 2014 ca. 2,5 Millionen durch Peer-Reviews beurteilte Artikel in Fachzeitschriften publiziert. Die Anzahl von veröffentlichten Artikeln und Fachzeitschriften ist über die letzten Jahrzehnte durchschnittlich um drei Prozent jährlich gewachsen; ein Großteil dieser Veröffentlichungen entsteht im medizinischen Bereich (Ware und Mabe 2015). Grund dafür ist eine generelle Expansion des Wissenschaftsbetriebs und demzufolge eine steigende Anzahl an Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern.

Es ist anzunehmen, dass zwar mit einer Vervielfachung der verfügbaren Daten zu rechnen ist, das daraus tatsächlich abgeleitete Wissen in Form von Publikationen jedoch moderater wachsen wird. Die fortschreitende Vernetzung und der bessere Austausch der wissenschaftlichen Ergebnisse wird jedoch – wie bereits in den vergangenen Jahrzehnten – dazu führen, dass immer mehr Wissen individuell verfügbar sein wird. Das bedeutet allerdings, dass der Einzelne kaum mehr dazu in der Lage sein wird, stets auf der Höhe des aktuellen Wissensstands zu handeln.

Das medizinische Wissen hat schon jetzt einen Umfang erreicht, der es den Ärzten sowie dem Personal medizinischer Einrichtungen fast unmöglich macht, immer auf dem Laufenden zu bleiben. Für Ärzte ist es schwierig, sämtliche Behandlungsstrategien und deren Anwendungsfälle gleichermaßen zu kennen und anzuwenden. Hinzu kommt, dass mit der schnellen Vermehrung des medizinischen Wissens vermeintliche Gewissheiten von heute auf morgen veralten können. Abhilfe könnten KI-gestützte Programme schaffen, welche anhand von selbstlernenden Algorithmen stets die neuesten Erkenntnisse einbeziehen.

Übung macht den Meister: maschinelles und tiefes Lernen

Die immensen Fortschritte der KI in den vergangenen Jahren beruhen im Wesentlichen auf einer Kombination des überwachten Lernens (Supervised Learning) mit der Nutzung von Ansätzen des tiefen Lernens. In diesem Zusammenspiel wird ein Trainingsdatensatz als Ausgangsbasis für die Optimierung eines Algorithmus verwendet. Je größer der zugrundeliegende Datensatz, desto präziser kann der Algorithmus arbeiten. Dabei werden KI-Methoden insbesondere im Bereich der Analyse von großen unstrukturierten und schnelllebigem Daten (Big Data) große Hoffnungen zugeschrieben. KI kann also dazu beitragen, große Datenmengen hinsichtlich statistischer Zusammenhänge zu untersuchen, und somit helfen, neue wissenschaftliche Erkenntnisse zu gewinnen – beispielsweise zur Vorhersage von Therapieauswirkungen, als klinische Entscheidungshilfe und in der Überwachung der Medikamentensicherheit (Lee und Yoon 2017). Bisher steht jedoch die hierfür notwendige bioinformatische Auswertung und praktische Nutzung komplexer Datenmengen noch ziemlich am Anfang. So kann zwar das menschliche Erbgut für weniger als 1.000 US-Dollar sequenziert werden, aber nur ein Bruchteil der dabei anfallenden riesigen Datenmengen lässt sich bisher im Zusammenhang mit einer Krankheit richtig interpretieren und im Sinne einer personalisierten

Medizin zur Diagnose bzw. Behandlung der Patienten nutzen. Über verschiedene DL-Ansätze sollen hier die Ausgangsqualität der erhobenen Genomdaten (FDA 2016) sowie deren Interpretation (Beyer 2016) verbessert werden.

Eine immer noch bestehende Hürde bei der Verknüpfung von großen Datenmengen beispielsweise aus Patientenakten ist die mangelnde Qualität der Erhebung bzw. Klassifizierung der Daten. Somit gibt es bislang nur exemplarische Nachweise, dass die Nutzung von Big-Data-Technologien in der Klinik einen praktischen Vorteil hat. Eine regelhafte Anwendung im klinischen Alltag ist noch weit entfernt. Allerdings wird KI in Verbindung mit DL nicht nur bei Big-Data-Analysen, sondern auch einer Vielzahl weiterer potenzieller medizinischer Anwendungen diskutiert. Dies betrifft den gesamten Behandlungspfad, von der Krankheitsprävention, über frühe Diagnose, Behandlung und Therapie bis hin zur Nachsorge.

Radiologie: KI im Vier-Augen-Prinzip

In der medizinischen Bildgebung wird schon seit mehreren Jahrzehnten auf sogenannte Expertensysteme zurückgegriffen. Im Englischen ist dabei häufig die Rede von computer aided detection und computer aided diagnosis (CAD). Die bibliografische Referenzdatenbank PubMed listet dazu Studien beginnend ab den 1970er Jahren auf. Diese Computerprogramme unterstützen die Radiologen bei der Interpretation der Bilddaten. Computertomografische Bilddaten können aus mehreren Tausend Einzelaufnahmen bestehen; einen Befund zu erstellen, kann die Radiologin bzw. den Radiologen daher unter Umständen viel Zeit kosten. Weil dies zudem eine sehr hohe Konzentration erfordert, können sich schnell Flüchtigkeitsfehler in die Arbeit einschleichen.

CAD unterstützt die Radiologen in diesen Fällen mittels Mustererkennung dabei, relevante Einzelaufnahmen zu identifizieren und auf Auffälligkeiten hinzuweisen. Es hat sich als praktisch erwiesen, mit CAD das klassische „Vier-Augen-Prinzip“ zu simulieren: Der Radiologe wertet zunächst die Aufnahmen aus, und im Anschluss prüft der Computer mittels eines Algorithmus, welche Bildausschnitte zusätzlich näher gesichtet werden sollten (Castellino 2005).

Der größte Unterschied dieser inzwischen gängigen Praxis zu den aktuellen Entwicklungen im Bereich DL ist, dass Menschen die solchen Expertensystemen zugrunde liegenden Algorithmen programmierten und diese somit nur einen bestimmten Komplexitätsgrad erreichen konnten. DL ermöglicht es nun, dass der Algorithmus aus jedem analysierten Datensatz automatisch Erkenntnisse extrahiert, die in die Analyse des nächsten Datensatzes einfließen. Sensitivität und Spezifität der Ergebnisse werden auf diese Weise kontinuierlich optimiert. In erster Linie dienen diese

neuen Entwicklungen jedoch der Effizienzsteigerung und Verkürzung der notwendigen Zeit, die die Ärztin oder der Arzt zur Diagnose und Therapie benötigt.

Wie dynamisch die Entwicklungen in diesem Bereich aktuell verlaufen, zeigt ein Beispiel aus den USA: Am 26. September 2017 veröffentlichten die National Institutes of Health (NIH) einen von Radiologen annotierten Datensatz aus 112.120 anonymisierten Röntgen-Thoraxübersichtsaufnahmen mit 14 verschiedenen Pathologien wie Pneumonie, Pneumothorax oder Fibrose. Diese Veröffentlichung war verbunden mit dem Aufruf an die wissenschaftliche Gemeinschaft, entsprechende Analysealgorithmen (auf Basis von KI) zu entwickeln (Summers 2017). Bereits weniger als zwei Monate später stellte ein Team der Universität Stanford einen auf Basis von tiefem Lernen entwickelten Algorithmus vor, der alle 14 verschiedenen Pathologien erkennen konnte. Und er war nicht nur besser als die bis dahin veröffentlichten Algorithmen, sondern erzielte in einem Vergleichstest am Beispiel der Erkrankung Pneumonie auch bessere Ergebnisse als vier Radiologen, die jeweils unabhängig voneinander insgesamt 420 Aufnahmen auf Hinweise dieser Krankheit ausgewertet hatten (Stanford University 2017). Die NIH planen, in absehbarer Zeit einen solchen Datensatz auch für den Bereich der Computertomografie zur Verfügung zu stellen (Summers 2017).

Die Anwendungsmöglichkeiten von KI in der Radiologie sind jedoch nicht auf die Markierung von derartigen Auffälligkeiten beschränkt. Sobald bei einem Patienten beispielsweise ein Tumor oder eine Läsion identifiziert wird, erfolgt dessen bzw. deren Vermessung. Neben der Größe und dem Volumen werden dabei auch die Konsistenz und die Struktur bestimmt. Eine solche Vermessung, die der Radiologe manuell ausführt, ist aufwendig, da unter anderem die Gewebegrenzen in jedem Schnittbild genau bestimmt werden müssen, um später die Größe errechnen zu können. Es liegt auf der Hand, dass sich solche Tätigkeiten mit KI-Methoden automatisieren lassen.

DL-Algorithmen können zudem dazu beitragen, die Entwicklung einer Krankheit zu analysieren. So ist es schon heute möglich, dass Programme aus der elektronischen Patientenakte die radiologischen Aufnahmen aus dem Archiv und zugleich das entsprechende aktuelle Schnittbild automatisiert aufrufen, sodass der Radiologe die Bilder vergleichen kann. Auch kann die Software diese Bilder komfortabel skalieren und ausrichten.

Mithilfe von KI lässt sich auch der gesamte klinische Arbeitsablauf optimieren. Durch eine automatisierte Auswertung der anfallenden Bilddaten nach Auffälligkeiten lassen sich beispielsweise Patienten mit akutem Behandlungsbedarf schneller identifizieren und durch den Computer entsprechend priorisieren. Zudem ist denkbar, dass der KI-Algorithmus die Daten auch nach Auffälligkeiten untersucht, die mit den vorgelegten Beschwerden der Patienten nicht direkt in Zusammenhang stehen.

Neben klassischen Expertensystemen zur Bildauswertung kommen inzwischen vermehrt Produkte auf den Markt, die anhand von tiefem Lernen optimierte Algorithmen verwenden. Und nicht nur Branchengrößen wie Siemens, GE oder Philips prägen diesen neuen Markt, sondern auch kleine Unternehmen und Start-ups. In der Praxis beschränkt sich die Anwendung jedoch national wie international noch vorwiegend auf klinische Erprobungen und die medizinische Forschung.

Elektronische Patientenakte: Der Patient in Bits und Bytes

Einige der am Beispiel der Radiologie beschriebenen KI-Anwendungen lassen sich ausschließlich in Kombination mit einer elektronischen Patientenakte (ePA) verwirklichen, beispielsweise der Vergleich neuer mit schon vorhandenen älteren radiologischen Aufnahmen. Dies beginnt mit einer Digitalisierung bisher papierbasierter Dokumente, die anschließend mittels Algorithmen zur Freitextererkennung ausgewertet und strukturiert aufbereitet werden. Somit können in einer ePA Informationen elektronisch gesucht und schnell gefunden werden. Zudem lassen sich beispielsweise gezielt und umfassend Arzneimittelreaktionen und Kontraindikationen bestimmen und erkennen. KI kann dazu beitragen, anhand der in einer ePA hinterlegten Daten die individuell beste Therapie zu ermitteln.

Neben den klassischen KI-Anwendungen wie Arzneimitteltherapiesicherheit und Diagnosecodierung werden maschinelles und tiefes Lernen bereits seit einiger Zeit bei der Bearbeitung von Patientenakten eingesetzt. Nicht nur Krankenhäuser nutzen diese KI-Methoden, sondern auch Versicherungen (H2O.ai 2017). In Deutschland sind Anwendungen dieser KI-Techniken aufgrund der häufig dezentralisierten Speicherung von Patientendaten aktuell jedoch eine Ausnahme.

In den vergangenen Jahren haben die Entwicklungen rund um die von IBM entwickelte KI-Plattform Watson Health von sich reden gemacht. Laut Herstellerangaben setzten im Jahr 2017 sechs Länder Watson in der klinischen Versorgung ein (Bloomberg 2017). Mittlerweile sind Analysen zu zehn verschiedenen Arten von Krebs durchführbar. Und das auch online: Auf der Homepage einer indischen Klinikette lässt sich nach dem Upload der eigenen Patientenakte von Watson eine Art Zweitmeinungsbericht zum optimalen Behandlungsregime einholen (Manipal Hospitals o. J.). In einem Modellprojekt wollte der Krankenhausbetreiber Rhön-Klinikum AG Watson auch in Deutschland für Text- und Dokumentenerkennung heranziehen, hat dieses Vorhaben jedoch 2017 abgebrochen, um es mit einem anderen Anbieter fortzuführen.

Welch verblüffende Ergebnisse sich mit einer ePA-KI-Auswertung erzielen lassen, geht zum Beispiel aus einer Studie von Murray et al. hervor. Die Experten nutzten die Daten, um Quellen für die Infektion mit dem Krankenhauskeim *Clostridium difficile*

innerhalb einer Klinik zu lokalisieren. Mittels Zeit- und Wegmarken von mehr als 90.000 Patienten über drei Jahre hinweg konnte eine Karte von Patientenbewegungen erstellt und ein Kernspintomograph in der Notaufnahme als eine zentrale Quelle für Infektionen mit dem Bakterium identifiziert werden (Murray et al. 2017).

Früherkennung und Prävention: Vorbeugen ist besser als Heilen

Auf der Grundlage rasch fortschreitender Erkenntnisse zu den molekularen Mechanismen unterschiedlichster Krankheiten und deren Diagnose mithilfe von KI rückt die Vision näher, Krankheiten bereits in ihrer Entstehungsphase zu erkennen und zu behandeln. Bei vielen Indikationen könnte eine frühe Therapie die besten Chancen auf Heilung bieten oder sogar komplett und dauerhaft verhindern, dass die Krankheit ausbricht. Ein Beispiel dafür aus der heutigen Gesundheitsversorgung ist die Behandlung von Personen mit hohem Cholesterinspiegel, die keine Krankheitssymptome aufweisen. Mit Arzneimitteln der Gruppe der Statine lassen sich kardiovaskuläre Erkrankungen in vielen Fällen verhindern. Jedoch sind kardiovaskuläre Probleme von einer großen Anzahl an weiteren Einflussfaktoren abhängig, und damit ist nicht klar, welche der behandelten Personen wirklich von der Medikation profitieren, welchen die Medikation vielleicht sogar eher schadet und bei welchen wiederum zusätzliche Präventionsmaßnahmen dringend geboten sind. In einer Studie der Universität Nottingham wurden den bisher angewandten medizinischen Leitlinien vier verschiedene KI-Systeme gegenübergestellt, um aus einem großen klinischen Datensatz vorherzusagen, welche Personen in den kommenden zehn Jahren ein kardiovaskuläres Ereignis, wie beispielsweise einen Herzinfarkt, erleiden werden. Alle vier KI-Systeme waren den Leitlinien überlegen. Am besten schnitt der Algorithmus ab, der über neuronale Netze trainiert wurde. Er sagte nicht nur 7,6 Prozent mehr Krankheitsereignisse korrekt voraus, sondern löste auch 1,6 Prozent seltener falschen Alarm aus aufgrund unkorrekter Ergebnisse. In der Gesamtsumme von 83.000 untersuchten Patientenakten hätten somit weitere 355 Personen identifiziert werden können, bei denen eine präventive Behandlung bzw. Änderung des Lebensstils ein kardiovaskuläres Ereignis unter Umständen hätten verhindern können. KI könnte somit in diesem konkreten Anwendungsfall Leben retten (Wenig et al. 2017).

KI wäre möglicherweise sogar in Lage, auch andere komplexe Krankheiten mit multifaktoriellen Auslösern vorherzusagen, beispielsweise neurodegenerative Erkrankungen. Im Rahmen einer italienischen Studie konnte eine KI so trainiert werden, dass sie anhand von Gehirnschans mit großer Zuverlässigkeit erkannte, ob ein Patient innerhalb eines Jahrzehnts wahrscheinlich an Alzheimer erkrankt. Dabei wurden mit dem bildgebenden Verfahren der Magnetresonanztomographie kleinste Veränderungen in den Verbindungen zwischen verschiedenen Gehirnregionen detektiert. Zwar ist die Alzheimer-Demenz bisher nicht heilbar, eine Diagnose im symptomfreien

Frühstadium hätte dennoch einige Vorteile. Sie würde es den betroffenen Personen beispielsweise ermöglichen, ihren Lebensstil zu ändern, um bekannte Risikofaktoren für die Krankheit zu reduzieren. Zudem gibt es Hinweise darauf, dass eine Behandlung mit heute verfügbarer Medikation umso besser wirkt, je früher sie im Krankheitsverlauf angewendet wird. Weiterhin kann mittels der Diagnostik bei ersten unspezifischen Symptomen eine Abgrenzung der Alzheimer-Krankheit von anderen Formen der Demenz vorgenommen werden. Für den Test von künftig einmal vorhandenen präventiv wirkenden Medikamenten könnte die Diagnostik außerdem dabei helfen, geeignete Patienten in klinische Studien einzuschließen.

KI-Methoden könnten langfristig dazu beitragen, die Entstehung von Krankheiten zu verhindern, was einem Paradigmenwechsel von der jetzigen reaktiven Krankheitsversorgung zu einer präventiven Gesundheitsversorgung gleichkäme. Um KI für dieses Ziel zu trainieren, müssten idealerweise hervorragend strukturierte Daten sehr vieler Menschen über einen möglichst langen Zeitraum zur Verfügung stehen – wie es beispielsweise in der „All of Us“-Kohortenstudie der US-amerikanischen NIH der Fall sein wird. Darin sollen eine Million oder mehr Menschen auf freiwilliger Basis über viele Jahre hinweg begleitet und ihr Gesundheitszustand, ihre Umwelt und ihr Lebensstil detailliert aufgezeichnet werden (National Institutes of Health 2018).

Der lange Weg zum Einsatz in der Praxis

Die Verbesserung der Leistungsfähigkeit von Computern sowie der Ausrichtung von Chip-Herstellern hin zu dedizierter KI-Hardware hat dazu beigetragen, dass sich Deep Learning und die Anwendung neuronaler Netze stark verbreiten konnten. Die Tür zu zahlreichen Anwendungen in der Medizin steht weit offen. Allerdings sind zum Training entsprechender Algorithmen große Mengen an Trainingsdaten notwendig. Das Beispiel des NIH-Thorax-Bilddatensatzes verdeutlicht allerdings, wie schnell Algorithmen entwickelt werden können, wenn adäquate Basisdaten vorliegen. Grundsätzlich lassen sich zwar auch mit kleineren Datensätzen gute Ergebnisse erzielen, die Genauigkeit nimmt jedoch mit größerer Fallzahl zu. Daher ist die Verfügbarkeit von, von Ärzten annotierten, strukturierten Datensätzen für zukünftige Entwicklungen insbesondere im radiologischen Bereich entscheidend. Dieses Nadelöhr haben auch die großen Technologie- und Gesundheitskonzerne erkannt und versuchen, sowohl durch Firmenzukäufe (siehe IBM: Übernahme von Merge Healthcare Inc.⁵²; Dignan 2015 oder siehe Roche: Übernahme von Flatiron Health, Inc.⁵³; F. Hoffmann La-Roche AG 2018) als auch durch

⁵² Ein Unternehmen aus dem Bereich medizinischer Bildgebung

⁵³ Technologie- und Dienstleistungsunternehmen im Gesundheitswesen insbesondere im Bereich Onkologie

die kostenlose Bereitstellung ihrer KI- und Cloudplattformen den Zugriff auf große Datensätze zu erhalten (u. a. Google: TensorFlow, Microsoft: Azure, Apple: Core ML).

Die weltweit forcierte Sammlung von Daten unter der Überschrift Big Data wird auf dem Gebiet der Medizin erheblich dazu beitragen können, neue Erkenntnisse zu gewinnen. Zugleich ist es jedoch schwierig, all diese Daten, die aus verschiedenen Quellen stammen, gezielt auszuwerten. Hinderlich wirkt sich eine Vielzahl unterschiedlicher Systeme, Methoden, Standards und Formate aus, in denen die Daten erhoben und gespeichert werden, sodass sich eine „Silodatenhaltung“ entwickelt hat. Erschwerend kommt hinzu, dass die schon erfassten Daten häufig ohne einheitliche Struktur vorliegen. Eine Standardisierung wäre sinnvoll, ist aufgrund der Vielzahl von Akteuren jedoch schwer umsetzbar. KI könnte dazu beitragen, dieses Dilemma zu überwinden, indem sie beispielsweise unstrukturierte Dokumente für Auswertungen nutzbar macht und eine Vielzahl verschiedener Quellen für Auswertungen integriert, ohne dass zuvor in großem Maßstab Datenaufbereitungen vorgenommen werden müssten.

Forschung und Entwicklungen der vergangenen Jahre haben gezeigt, dass KI die Diagnostik und Behandlung von Patienten beschleunigen und verbessern kann. Da entsprechende Algorithmen jedoch anhand von Patientendaten erstellt werden, besteht das Risiko, dass insbesondere Betroffene seltener Erkrankungen nicht im selben Maß profitieren können wie jene sogenannter Volkskrankheiten. Bei aller Euphorie und allen Hoffnungen, die in jüngster Zeit mit KI verbunden sind, bleibt jedoch festzuhalten, dass der Praxistest der vorgestellten Deep-Learning-Algorithmen vielfach noch aussteht. Der Abbruch von Projekten mit IBM Watson (Rhön Kliniken, MD Anderson Kliniken) verdeutlicht, dass die an die Technologie gerichteten hohen Erwartungen aktuell vielfach noch nicht erfüllt werden können.

Für die Hersteller ergeben sich zudem weitere Herausforderungen in Bezug auf die Zulassung entsprechender KI-Produkte: DL basiert auf der stetigen Weiterentwicklung des Algorithmus durch die Nutzung neuer Patientendaten. Es handelt sich somit um ein sich ständig veränderndes und sich weiterentwickelndes System. Zwar gibt es beispielsweise in der Radiologie mittlerweile erste Entwicklungen, die das Einspeisen neuer Untersuchungsalgorithmen in die Kliniksysteme mit vergleichsweise wenig Aufwand erlauben, die ständige Weiterentwicklung wirft jedoch auch Fragen der Haftung und insbesondere der Zulassung auf.

Dies gilt auch in Bezug darauf, wie DL-Algorithmen ihre Entscheidungen treffen. Für Entwickler ist aufgrund der hohen Komplexität der Systeme nicht immer nachvollziehbar, welche Datenmerkmale zu bestimmten Ergebnissen führen (Black-Box-Problem). Somit ist es schwierig, eventuelle Fehleinschätzungen der KI aufgrund zufälliger Korrelationen in den Trainingsdaten zu identifizieren. Dies kann ungewollte Folgen haben – schlimmstenfalls zum Schaden der Patienten (Bornstein 2016).

Ein Beispiel hierfür ist die Entwicklung eines Behandlungsalgorithmus für Pneumonie-Patienten am University of Pittsburgh Medical Center. Ziel war es, Patienten mit geringem Komplikationsrisiko zu identifizieren, um diese anstelle der stationären der ambulanten Versorgung zuzuführen. Dazu wurden verschiedene KI-Methoden zur Entwicklung eines entsprechenden Algorithmus genutzt. Neuronale Netze lieferten die besten Ergebnisse, allerdings fiel im Nachgang auf, dass der Algorithmus empfahl, Patienten, die zusätzlich unter Asthma litten, trotzdem ambulant zu behandeln, obwohl diese Gruppe eigentlich ein besonders hohes Komplikationsrisiko aufweist. Der Grund hierfür war, dass in den bisherigen Behandlungsrichtlinien des Krankenhauses vorgesehen war, Patienten dieser Gruppe auf der Intensivstation zu überwachen. Wegen der intensiven Behandlung dort hatten sie genau deshalb kaum schwere Komplikationen (Caruana et al. 2015).

Damit einher geht ein negativer psychologischer Aspekt, wenn sowohl für die Ärztin oder den Arzt sowie für Patientinnen und Patienten nicht deutlich wird, warum eine spezifische Diagnose oder Therapie gestellt bzw. ausgewählt wurde. An der Erhöhung der Transparenz von DL-Algorithmus wird jedoch bereits geforscht (Beuth 2017).

Herausfordernd für die KI-Nutzung in der Medizin ist schließlich auch die Ausgestaltung des Datenschutzrechts. So stellt der Deutsche Ethikrat in seinem Gutachten zu Big Data und Gesundheit fest: „Die traditionellen datenschutzrechtlichen Grundsätze des Personenbezugs, der Zweckbindung und Erforderlichkeit der Datenerhebung, der Datensparsamkeit, der Einwilligung und Transparenz stehen in ihrer gegenwärtigen Ausgestaltung der spezifischen Eigenlogik von Big Data entgegen.“ Um die Vorteile von Big Data umfänglich nutzen zu können, fordert der Rat daher alternative Gestaltungsoptionen und Regelungsmechanismen (Deutscher Ethikrat 2017).

Ein Baustein der Medizin der Zukunft

Big Data und KI entfachen in der Debatte um die Medizin der Zukunft viele Hoffnungen auf bessere Diagnostik und Behandlung. Eng verwoben mit diesen Technologien sind allerdings offene Fragen rund um Patientensouveränität und Datenschutz. Spätestens mit dem Gutachten des Deutschen Ethikrats (2017) wurde deutlich, wie wichtig es ist, KI-Anwendungen in der Medizin nicht den großen Internetfirmen zu überlassen. Ein Umdenken in Bezug auf die Ausgestaltung von Datenschutzaspekten ist notwendig, bei dem auch der Gesetzgeber gefordert sein wird.

Dass KI dazu beitragen kann, die Qualität und Effizienz der Behandlung von Patienten zu steigern, belegen seit vielen Jahren Assistenz- und Expertensysteme, die sich in der radiologischen Bildgebung fest etabliert haben. Zahlreiche Forschungsprojekte

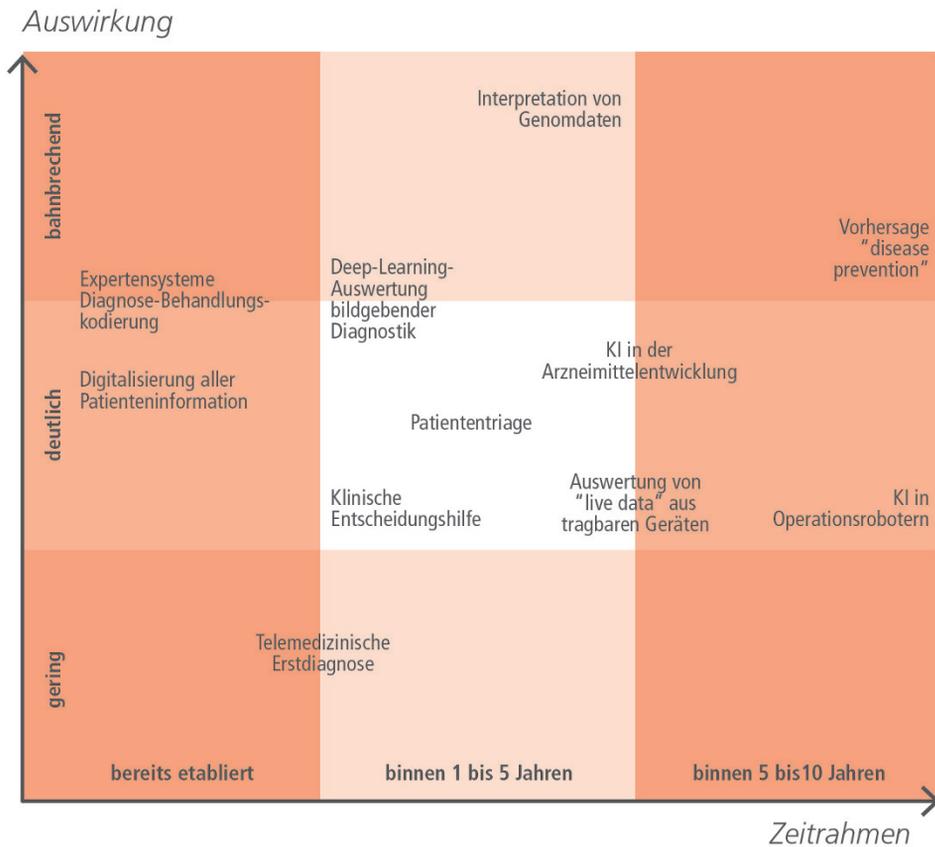


Abbildung 8.2: Wann gelangen KI-Anwendungen in die Patientenversorgung?

aus jüngster Zeit spiegeln die Dynamik der KI-Entwicklung und deren Innovationspotenzial in der Medizin. Vorstellbar sind Anwendungen über den gesamten Behandlungspfad von Patienten hinweg (siehe Abbildung 8.2) oder auch in der Entwicklung neuer Arzneimittel. Ein breiter Einsatz in der klinischen Praxis steht indes noch aus.

Trotz dieser hohen Entwicklungsdynamik ist jedoch nicht zu erwarten, dass die Technologie mittelfristig die Ärzteschaft ersetzen könnte. Zwar ist durch die Erhöhung der Produktivität, wie beim Beispiel einer Herzkammersegmentierung binnen 15 Sekunden statt bisher 30 Minuten, damit zu rechnen, dass in einzelnen Fachrichtungen unter Umständen weniger Personal benötigt wird. Dies könnte jedoch dazu beitra-

gen, die Versorgung aufgrund des zunehmenden Fachkräftemangels zu sichern. KI wird also Ärzte nicht ersetzen, sondern unterstützen (Ärzteblatt 2017).

Auch aus ökonomischer Sicht sind KI-Technologien vorerst kein Allheilmittel gegen steigende Kosten in der Gesundheitsversorgung – im Gegenteil: Die Etablierung einer KI-Infrastruktur wäre zunächst an hohe Investitionen geknüpft, beispielsweise zum Aufbau der dafür notwendigen Datenbanken. Nicht zuletzt muss die verstärkte Nutzung von KI-Methoden dem Patienten als vorteilhafte Neuerung nahegebracht werden, damit er diese akzeptiert und wirklich von ihr profitieren kann. Bei aller Begeisterung um die neuen Möglichkeiten rund um die KI – die Patienten stehen in der Medizin im Mittelpunkt.

Literatur

- Aikins, J. S., Kunz, J. C., Shortliffe, E. H.; Fallat, R. J. (1983): PUFF: an expert system for interpretation of pulmonary function data. *Computers and biomedical research, an international journal*, 16 (3), 199–208.
- Ärzteblatt. (2017): *Künstliche Intelligenz in der Medizin: Arztunterstützend, nicht arztersetzend*. Online verfügbar unter <https://www.aerzteblatt.de/nachrichten/83587/Kuenstliche-Intelligenz-in-der-Medizin-Arztunterstuetzend-nicht-arztersetzend>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Ärzte-Verlag, D. (1989): Ein Programm zur Diagnosehilfe (47), 104. Zugriff am 21.02.2018. Verfügbar unter <https://www.aerzteblatt.de/pdf.asp?id=109936>.
- Banks, G. (1986): Artificial intelligence in medical diagnosis: the INTERNIST/CADUCEUS approach. *Critical reviews in medical informatics*, 1 (1), 23–54.
- BearingPoint GmbH. (2017): Jetzt und in Zukunft. *Smarte Gesundheit in Deutschland startet (noch) nicht durch*. Online verfügbar unter <https://www.bearingpoint.com/de-de/unsere-expertise/insights/smart-gesundheit-2017/>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Beuth, P. (2017): *Künstliche Intelligenz: Die rätselhafte Gedankenwelt eines Computers*. Online verfügbar unter <http://www.zeit.de/digital/internet/2017-03/kuenstliche-intelligenz-black-box-transparenz-fraunhofer-hhi-darpa/komplettansicht>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Beyer, D. (2016): *Deep learning meets genome biology*. Online verfügbar unter <https://www.oreilly.com/ideas/deep-learning-meets-genome-biology>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Bloomberg, J. (Forbes, Hrsg.) (2017): *Is IBM Watson A 'Joke'?* Zugriff am 08.02.2018. Online verfügbar unter <https://www.forbes.com/sites/jasonbloomberg/2017/07/02/is-ibm-watson-a-joke/#1e171fb0da20>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Bornstein, A. M. (2016): *Is Artificial Intelligence Permanently Inscrutable?* Despite new biology-like tools, some insist interpretation is impossible. Zugriff am 01.03.2018. Online verfügbar unter <http://nautil.us/issue/40/learning/is-artificial-intelligence-permanently-inscrutable>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Caruana, R., Lou, Y., Gehrke, J., Koch, P., Sturm, M.; Elhadad, N. (2015): Intelligible Models for HealthCare. In L. Cao, C. Zhang, T. Joachims, G. Webb, D. D. Margineantu & G. Williams (Hrsg.), *Proceedings of the 21st ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, August 10 - 13, 2015, Sydney, Australia* (S. 1721–1730). New York, NY: ACM.
- Castellino, R. A. (2005): Computer aided detection (CAD). An overview. *Cancer imaging : the official publication of the International Cancer Imaging Society*, 5, 17–19. <https://doi.org/10.1102/1470-7330.2005.0018>
- Deutscher Ethikrat (2017): *Big Data und Gesundheit. Datensouveränität als informationelle Freiheitsgestaltung: Stellungnahme*. Berlin: Deutscher Ethikrat.

- Dignan, L. (ZDNet, Hrsg.) (2015): *IBM buys Merge for \$1 billion, gives Watson medical imaging heft*. Zugriff am 22.02.2018. Online verfügbar unter <http://www.zdnet.com/article/ibm-buys-merge-for-1-billion-gives-watson-medical-imaging-heft/>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- FDA (2016): PrecisionFDA Truth Challenge. *Engage and improve DNA test results with our community challenges*. Zugriff am 22.02.2018. Online verfügbar unter <https://precision.fda.gov/challenges/truth/results>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- F. Hoffmann La-Roche AG (2018): *Roche to acquire Flatiron Health to accelerate industry-wide development and delivery of breakthrough medicines for patients with cancer*. Zugriff am 21.06.2018. Online verfügbar unter https://www.roche.com/dam/jcr:a5ac62ff-d977-4c90-970f-072eb134d0e3/de/180215_IR_Flatiron.pdf#H20.ai. (2017). Machine Learning to Save Lives. Case Study. Zugriff am 08.02.2018. Online verfügbar unter https://www.h2o.ai/wp-content/uploads/2017/03/Case-Studies_Kaiser.pdf, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Lee, C. H.; Yoon, H.-J. (2017): Medical big data. Promise and challenges. *Kidney research and clinical practice*, 36 (1), 3–11. <https://doi.org/10.23876/j.krcp.2017.36.1.3>
- Manipal Hospitals (o. J.): Fight Cancer with a cost effective *Technology | Watson | Manipal Hospitals*. Zugriff am 08.02.2018. Online verfügbar unter <https://watsononcology.manipalhospitals.com/pricing>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Murray, S. G., Yim, J. W. L., Croci, R., Rajkomar, A., Schmajuk, G., Khanna, R. et al. (2017): Using Spatial and Temporal Mapping to Identify Nosocomial Disease Transmission of *Clostridium difficile*. *JAMA internal medicine*, 177 (12), 1863–1865. <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2017.5506>.
- National Institutes of Health (2018): *Program Overview - All of Us | National Institutes of Health*. Zugriff am 02.03.2018. Online verfügbar unter <https://allofus.nih.gov/about/about-all-us-research-program>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Reinsel, D., Gantz, J.; Ryding, J. (IDC, Hrsg.) (2017): Data Age 2025. *The Evolution of Data to Life-Critical*. Don't Focus on Big Data; Focus on the Data That's Big. Zugriff am 08.02.2018.
- Schlömer, L. (2016): *Spezialisten für Data Science händeringend gesucht*. Online verfügbar unter <https://www.digitale-exzellenz.de/spezialisten-fur-data-science-haenderingend-gesucht/>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Stanford University (Stanford University, Hrsg.) (2017): *Algorithm outperforms radiologists at diagnosing pneumonia | Stanford News*. Zugriff am 08.02.2018. Online verfügbar unter <https://news.stanford.edu/2017/11/15/algorithm-outperforms-radiologists-diagnosing-pneumonia/>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Summers, R. M. (National Institutes of Health (NIH), Hrsg.) (2017): *NIH Clinical Center provides one of the largest publicly available chest x-ray datasets to scientific community*. Zugriff am 08.02.2018. Online verfügbar unter <https://www.nih.gov/news-events/>

news-releases/nih-clinical-center-provides-one-largest-publicly-available-chest-x-ray-data-sets-scientific-community, zuletzt geprüft am 22.06.2018.

Ware, M.; Mabe, M. (2015): *The STM Report. An overview of scientific and scholarly journal publishing*. Celebrating the 350th anniversary of journal publishing (4. Aufl.) (: International Association of Scientific, Technical and Medical Publishers, Hrsg.). The Hague. Zugriff am 05.01.2018. Online verfügbar unter <https://digitalcommons.unl.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=https://www.google.de/&httpsredir=1&article=1008&context=scholcom>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.

Weng, S. F., Reys, J., Kai, J., Garibaldi, J. M.; Qureshi, N. (2017): Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? *PloS one*, 12 (4), e0174944. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174944>.



Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de> veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.