



Algorithmen in der digitalen Gesundheitsversorgung

Eine interdisziplinäre Analyse

Algorithmen in der digitalen Gesundheitsversorgung

Eine interdisziplinäre Analyse

Autoren

Marc Jannes, Dr. Minou Friele,
Christiane Jannes und Prof. Dr. Christiane Woopen,
cologne center for ethics, rights, economics,
and social sciences of health (ceres), Universität zu Köln,
im Auftrag der Bertelsmann Stiftung

November 2018

Inhalt

Vorwort	5
1 Algorithmen: Klassifikation und Begriffsbestimmung	7
1.1 Einfache Algorithmen	7
1.2 Klassifikation	8
1.3 Künstliche Intelligenz	9
2 Fragestellungen	12
3 Methodik	13
4 Aktuelle Forschungsfelder und Anwendungsbereiche	15
4.1 Forschungsfelder – Beispiele	16
4.2 Anwendungsbereiche – Beispiele	17
5 Ethik der Algorithmen in der Gesundheitsversorgung	21
5.1 Verantwortung auf der individuellen, institutionellen und gesellschaftlichen Ebene	21
5.2 Chancen und Herausforderungen	24
6 Anwendungsszenarien	36
6.1 Vorhersage von psychischen Erkrankungen bei Nutzern sozialer Medien	37
6.2 Sprache als Indikator für psychische Erkrankungen	46
6.3 Datenbasierte Unterstützung bei ärztlichen Therapieentscheidungen	52
6.4 Vorhersagemodelle für Krankheiten und Arzneimittelwirkungen	60
6.5 Aktivierung und Wiederherstellung der Bewegungsfähigkeit bei gelähmten Menschen	68
6.6 Alarmsysteme in Wohngemeinschaften für Senioren	74
7 Zukunftsaussichten	82
8 To-dos und Forschungsbedarf	85
Literatur	90
Anhang	100
Autoren	106
Impressum	107

Vorwort

Sie empfehlen Werbung beim Online-Einkauf, geben Schätzungen unserer Kreditwürdigkeit ab oder bestimmen, welche Informationen wir in unseren Social-Media-Anwendungen zu lesen bekommen: Algorithmen sind Teil unseres Alltags geworden. Auch in der Medizin sind die Einsatzmöglichkeiten von Algorithmen mannigfaltig. Stetig kommen neue algorithmenbasierte Anwendungen auf den Markt – die Entwicklungsgeschwindigkeit nimmt rasant zu. Die großen Tech-Konzerne in den USA etwa wollen nicht weniger als die Revolution der Medizin.

Ohne Frage: Algorithmen und der Einsatz künstlicher Intelligenz können Behandlungsprozesse entscheidend verbessern und dazu beitragen, Ressourcen effizienter einzusetzen. Diese chancenorientierte Grundhaltung sollte Ausgangspunkt für die Befassung mit dem Thema sein. Aber der Einsatz von Algorithmen stellt uns auch vor neue Herausforderungen – und die Frage, welchen digitalen Fortschritt wir als Gesellschaft wollen. Nicht alles, was technisch machbar ist, ist zwangsläufig gesellschaftlich wünschenswert. Berührenden Gesundheitsthemen doch schnell sehr grundlegende ethische Fragen.

Welche Chancen und Risiken birgt der Einsatz von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung also? Die vorliegende Studie soll sortieren und einordnen: Die Experten vom *ceres* der Universität Köln liefern darin einen Überblick, in welchen Bereichen der Medizin Algorithmen schon heute und wahrscheinlich künftig eingesetzt werden. Zudem skizzieren sie die damit verbundenen möglichen Verbesserungen und drohenden Problemlagen.

Wichtig ist uns der am praktischen Versorgungsgeschehen orientierte Blickwinkel der Studie. Die Autoren betrachten konkrete Anwendungsfälle und leiten daraus ethische Fragestellungen ab: für den Einzelnen, für staatliche Institutionen und für die Gesellschaft als Ganzes. Die analysierten Beispiele illustrieren, wie weit das Spektrum der Einsatzmöglichkeiten von Algorithmen ist – von der Vorhersage psychischer Erkrankungen bei Nutzern sozialer Medien über die datenbasierte Unterstützung ärztlicher Therapieentscheidungen bis zur Mobilisierung gelähmter Menschen.

Die Untersuchung macht deutlich, wie stark Algorithmen zur Verbesserung der Versorgung beitragen können, aber auch, welche Fragen ihr Einsatz aufwirft: nach Verteilungsgerechtigkeit und dem Schutz vor Diskriminierung, nach der Haftung für algorithmenbasierte Entscheidungen genauso wie nach den anstehenden Veränderungen im Verhältnis zwischen Arzt und Patient – und nicht zuletzt nach dem Vertrauen in das Gesundheitssystem als solches. Aus unserer Sicht braucht es daher eine breite Verständigung darüber, welche Entwicklungen wir als Gesellschaft einerseits befürworten und einfordern sollten und wo andererseits „rote Linien“ gezogen werden müssen.

Der gesellschaftliche Diskurs über die aufgeworfenen Fragen sollte wiederum Basis sein für eine vorausschauende, gestaltende Gesundheitspolitik – eine Politik, die den Rahmen so setzt, dass nutzenstiftende Anwendungen schneller im Versorgungsalltag ankommen. Eine Politik, die gleichzeitig wirksame Instrumente zur Durchsetzung individueller und gesellschaftlichen Schutzinteressen bereithält. Angesichts der Dimension und Geschwindigkeit des digitalen Wandels darf der Horizont dabei nicht mehr die nächste Wahl sein. Die Politik muss sich an langfristigen Zukunftsbildern orientieren – und über den nationalstaatlichen Gestaltungsrahmen hinausreichen.

In unserem Projekt „Der digitale Patient“ wollen wir uns künftig verstärkt mit den ethischen und gesellschaftlichen Herausforderungen der Digitalisierung im Gesundheitswesen befassen. Die vorliegende Studie markiert dafür den Auftakt – als Grundlage für die Diskussion über Algorithmen in der Gesundheitsversorgung.

Wir wünschen eine interessante Lektüre.



A handwritten signature in black ink that reads "Brigitte Mohn".

Dr. Brigitte Mohn
Mitglied des Vorstandes
der Bertelsmann Stiftung



A handwritten signature in black ink that reads "Uwe Schwenk".

Uwe Schwenk
Direktor
„Versorgung verbessern –
Patienten informieren“
Bertelsmann Stiftung

1 Algorithmen: Klassifikation und Begriffsbestimmung

Im Zuge der Diskussion über Big Data und die damit einhergehenden gesellschaftlichen Veränderungen und Herausforderungen rücken Algorithmen zunehmend in den Blick der öffentlichen Aufmerksamkeit. Auch in der Gesundheitsversorgung wird dem Einsatz von Algorithmen ein großes Potenzial zugesprochen. Intelligente Systeme sollen helfen, die Patientenversorgung zu verbessern und das Gesundheitssystem deutlich effizienter zu gestalten, etwa durch die Unterstützung von Diagnose- und Therapieentscheidungen (Rasche 2017: 8; Dörn 2018: 349).

1.1 Einfache Algorithmen

In der wissenschaftlichen Literatur findet sich bislang keine exakte, allgemeingültige Definition des Begriffs „Algorithmus“ (Broy und Spaniol 1999: 12; Nahrstedt 2018: 3). Ein Grund liegt darin, dass eine präzise Definition seine Bedeutung willkürlich einschränken würde (Solymosi und Grude 2017: 1). Der Begriff wird daher in verschiedenen Kontexten oft unterschiedlich verstanden und teils unspezifisch und instrumentalisierend verwendet (Burkhardt 2017).

Unstrittig ist, dass es sich bei Algorithmen um Problemlösungsverfahren mithilfe endlicher Folgen von eindeutig bestimmten und tatsächlich durchführbaren Teilhandlungen handelt (Fischer und Hofer 2008: 32; Schubert und Schwill 2011: 4). Es existiert somit eine genau definierte Arbeitsanweisung zur Lösung eines (mathematischen) Problems (von Rimscha 2017: 3; Nahrstedt 2018: 1). Zur Berechnung der Lösung benötigt der Algorithmus dann spezifische Informationen. Heutzutage werden Algorithmen zunehmend auf Computern abgebildet. Damit ein Computer solche Lösungsverfahren für verschiedene Probleme übernehmen kann, muss der abstrakte Algorithmus jedoch in eine konkrete Handlungsanweisung umformuliert werden (Schubert und Schwill 2011: 4 f.) – er wird also in eine für Computer verständliche Folge von Anweisungen codiert (Fischer und Hofer 2008: 32). Diese exakte Beschreibung und Codierung wird als Programm bezeichnet (Schubert und Schwill 2011: 4 f.).

Algorithmen können verschiedenen Komplexitätsklassen zugeordnet werden und haben charakteristische Eigenschaften wie beispielsweise Determiniertheit oder Finitheit (Fischer und Hofer 2008: 32; Broy und Spaniol 1999: 12; Solymosi und Grude 2017: 5). Determiniertheit bedeutet, dass mit gleichen Eingangswerten bei mehreren Wiederholungen stets gleiche Ausgangswerte erzeugt werden (Fischer und Hofer 2008: 221). Finitheit wiederum beschreibt die endliche Länge eines Algorithmus, das heißt, er setzt sich aus einer begrenzten Zahl von Anweisungen mit begrenzter Länge zusammen (Fischer und Hofer 2008: 306).

Insgesamt ist „Algorithmus“ einer der wichtigsten mathematischen Begriffe und Algorithmen werden praktisch in allen bekannten Wissenschaften und Wirtschaftszweigen eingesetzt (Nahrstedt 2018: 1; zur historischen Entwicklung von Algorithmen siehe ebd.: 1 f.). Anwendungen, die einen Algorithmus implementieren, verknüpfen dabei oft ganz verschiedene Wissensgebiete, etwa zur Beschreibung sprachlicher Regeln in den Sprachwissenschaften oder zur Darstellung spezifischer Verhaltensmuster in den Sozialwissenschaften (ebd.: 3). Dabei können Algorithmen eines Fachgebiets ebenfalls auf andere Fachgebiete übertragen werden (ebd.).

Durch eine zunehmende Vernetzung der Dinge, vor allem durch das Internet, kommt es zu einem exponentiellen Datenwachstum, sodass Algorithmen bei der Lösung von Problemen auf eine steigende Zahl von Quellen und eine immer größere Menge an Daten zurückgreifen können (Mainzer 2016: 157; Wu et al. 2014). In Bezug auf die Gesundheitsversorgung sind dies etwa Forschungs- und Entwicklungsdaten wie Labor- oder Pharmadaten, klinische Verwaltungsdaten wie elektronische Gesundheits- oder Versicherungsdaten sowie patientengenerierte Gesundheitsdaten wie persönliche Gesundheits- und Aktivitätsdaten (Lipworth et al. 2017). Darüber hinaus wird auch auf (kontextabhängige) gesundheitsrelevante Daten zurückgegriffen. Beispiele hierfür sind Kreditkarten- und Onlineaktivitätsdaten, Zensus- oder Kriminalitätsdaten sowie Daten aus sozialen Medien oder anderen Onlinere Ressourcen (ebd.).

1.2 Klassifikation

Algorithmen können nach verschiedenen Klassen unterschieden werden, die jedoch nicht immer eindeutig voneinander zu trennen sind und zudem Überschneidungen aufweisen (Nahrstedt 2018):

- **Deterministische Algorithmen** liefern bei gleicher Eingabe konstant das gleiche Ergebnis.
- **Randomisierte (nicht deterministische) Algorithmen** enthalten Elemente eines Zufallsereignisses.
- **Iterative Algorithmen** definieren einen Startwert und erzielen im Anschluss mit jedem Rechenschritt – ausgehend von den vorher bekannten Größen – Zwischenergebnisse, die ihrerseits wieder als Grundlage für die Ausführung des nächsten Rechenschritts dienen (weitere Unterscheidung nach Algorithmen mit vorher bekannter oder unbekannter Zahl von Iterationsschritten) (von Rimscha 2017: 6).
- **Rekursive Algorithmen** sind eine besondere Form der iterativen Algorithmen, bei der ein Teil der Rechenschritte darin besteht, dass sich der Algorithmus selbst neu aufruft.

Weitere Unterscheidungen betreffen die Art der Problemstellung zwischen sogenannten Entscheidungs- und Optimierungsalgorithmen (Nahrstedt 2018):

- **Entscheidungsalgorithmen** kommen oft in komplexen Expertensystemen zum Einsatz. Diese Systeme speichern große Datenmengen, die für ein spezifisches Wissensfeld relevant sind. Entscheidungsalgorithmen sind so programmiert, dass sie aus den analysierten Daten automatisierte Schlussfolgerungen ziehen, um etwa Diagnosen für spezifische Situationen oder konkrete Lösungsvorschläge für Probleme zu erstellen (Mainzer 2016: 12). Die so generierten „Entscheidungen“ sind allerdings klar von denen menschlicher Experten¹, etwa ärztlichen Entscheidungen, zu unterscheiden: Entscheidungs-

¹ Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird in diesem Bericht auf die Verwendung weiblicher Sprachformen in der Regel verzichtet. Sämtliche Personenbezeichnungen gelten für alle Geschlechter.

Arten von Algorithmen

Deterministische Algorithmen	liefern bei gleicher Eingabe konstant das gleiche Ergebnis
Randomisierte (nicht deterministische) Algorithmen	enthalten Elemente eines Zufallsereignisses
Iterative Algorithmen	definieren einen Startwert und erzielen im Anschluss mit jedem Rechenschritt – ausgehend von den vorher bekannten Größen – Zwischenergebnisse, die ihrerseits wieder als Grundlage für die Ausführung des nächsten Rechenschritts dienen
Rekursive Algorithmen	sind eine besondere Form der iterativen Algorithmen, bei der ein Teil der Rechenschritte darin besteht, dass sich der Algorithmus selbst neu aufruft
Entscheidungsalgorithmen	kommen oft in komplexen Expertensystemen zum Einsatz. Diese Systeme speichern große Datenmengen, die für ein spezifisches Wissensfeld relevant sind. Entscheidungsalgorithmen sind so programmiert, dass sie aus den analysierten Daten automatisierte Schlussfolgerungen ziehen, um etwa Diagnosen für spezifische Situationen oder konkrete Lösungsvorschläge für Probleme zu erstellen
Optimierungsalgorithmen	bieten eine optimale Lösung für ein Problem an. Aktuell werden sie beispielsweise im Kontext von Kostenoptimierungen, Warteschlangen- oder Transportproblemen angewendet (Nahrstedt 2018: 5)

algorithmen verfügen nicht über ein allgemeines Hintergrundwissen, haben keine Gefühle oder persönliche motivationale Grundlagen, und sie können keine auf ethische Werte bezogenen Abwägungen treffen (ebd.).

- **Optimierungsalgorithmen:** Algorithmen lassen sich weiter danach unterscheiden, ob sie für ein Problem eine optimale Lösung anbieten oder aber eine bzw. mehrere potenzielle Lösungen, welche jedoch nicht zwangsläufig als optimal gelten kann bzw. können. Aktuell werden sie beispielsweise im Kontext von Kostenoptimierungen, Warteschlangen- oder Transportproblemen angewendet (Nahrstedt 2018: 5).

1.3 Künstliche Intelligenz

Nach Lämmel und Cleve (2012) ist künstliche Intelligenz (KI) ein „Teilgebiet der Informatik, welches versucht, menschliche Vorgehensweisen der Problemlösungen auf Computern nachzubilden, um auf diesem Wege neue oder effizientere Aufgabenlösungen zu erreichen“ (ebd.: 13). In den Bereich der künstlichen Intelligenz fallen auch die sogenannten **lernenden Algorithmen**. Diese werden in maschinellen Lernsystemen innerhalb neuer und zunehmend leistungsfähigerer Hard- und Softwareplattformen eingesetzt und können helfen, komplexe Zusammenhänge innerhalb großer Datenmengen zu erkennen, ohne dass eine explizite Programmierung jedes einzelnen Rechenschritts notwendig ist (Hecker et al. 2017). Maschinelles Lernen basiert auf der Idee, Wissen aus Erfahrung zu gewinnen (Mitchell et al. 2009). Ein Computer bekommt zu diesem Zweck konkrete Beispieldaten, aus denen eine allgemeine Regel abgeleitet werden soll (von Rimscha 2017: 132).

In diesem Zusammenhang werden häufig Lernprozesse in künstlichen, mehrschichtigen neuronalen Netzen umgesetzt. Diese Netzwerke bestehen aus Neuronen, die den Synapsen von Menschen und Tieren nachempfunden sind (Nürnberger und Bugiel 2016). Durch die Zusammenarbeit der Neuronen entsteht ein künstliches neuronales Netz. Dieses wird an

seiner Eingabeschicht mit Daten versorgt und die Ergebnisse werden an die Ausgabeschicht geliefert (von Rimscha 2017: 158). Zwischen diesen beiden können weitere verborgene Schichten liegen (ebd.). Neuronale Netze sind „lernfähig“ und können beispielsweise durch vom Netzwerk selbst gewählte Regeln verschiedene Objekte (z. B. Laternenpfähle und Bäume) in einem Bild unterscheiden (Nürnberger und Bugiel 2016). Ins neuronale Netz werden lediglich Tausende Bilder eines Objekts eingespeist, auf deren Grundlage das Objekt auf die Gemeinsamkeiten in den Bildern reduziert wird (ebd.). Damit ist der Algorithmus in der Lage, künftig das Objekt mit hoher Treffsicherheit auf einem Bild zu erkennen (ebd.).

Diese Entwicklung wird unter dem Begriff „deep learning“ zusammengefasst: Das Erkennen eines Sachverhalts, etwa eines Bildes, erfolgt schrittweise „tiefer“ gehend, wobei zu Beginn nur einzelne Bestandteile erkannt werden, im weiteren Verlauf dann ganze Cluster und abschließend das vollständige Ganze (Mainzer 2016: 110).

Beim „Lernen“ innerhalb neuronaler Netze kann zwischen **überwachtem (supervised learning)**, **nicht überwachtem (unsupervised learning)** und **bestärkendem Lernen (reinforcement learning)** unterschieden werden. Bei einem überwachten Lernverfahren wird das Netz mit vorgegebenen Beispielen trainiert, zu denen das gewünschte Ergebnis bereits bekannt ist, welches dem Netz vorgegeben wird (von Rimscha 2017: 159). Der zu lernende Prototyp (z. B. die Wiedererkennung eines Musters) ist somit bekannt und die synaptischen Gewichte des neuronalen Netzes werden vom Lernalgorithmus angepasst, bis das Aktivitätsmuster des Ergebnisses möglichst wenig vom Prototyp abweicht (Mainzer 2016: 115). Die jeweiligen Fehlerabweichungen können somit an diesem Prototyp gemessen werden (ebd.). Bei Abweichungen vom korrekten Funktionswert zu einer Ausgabe erfolgt eine Korrektur durch einen „Lehrer“ (ebd.: 119). Das kann beispielsweise der eintrainierte Prototyp eines Musters sein (ebd.).

Bei einem nicht überwachten Lernsystem werden hingegen neue Muster und Korrelationen vom Lernalgorithmus selbstständig erkannt, ohne dass dieser dabei auf vorgegebene Prototypen zurückgreift (Mainzer 2016: 116). Es werden somit keine Soll-Ergebnisse vorgegeben, und es existiert keine übergeordnete Instanz wie etwa ein Prototyp bzw. „Lehrer“, sondern es wird spontan nach Merkmalen klassifiziert (ebd.). In den neuronalen Netzen erfolgt dies durch Wettbewerb und Selektion der Neuronen in den verschiedenen Schichten. Ein Neuron lernt, „indem es den Wettbewerb mit den übrigen Neuronen eines Clusters gewinnt. Dabei werden Ähnlichkeiten von Korrelationen und Zusammenhängen verstärkt“ (ebd.).

Zwischen diesen beiden beschriebenen Lernverfahren liegt das bestärkende Lernen. Hierbei wird zwar wie beim überwachten Lernen ein Ziel vorgegeben, doch der Algorithmus muss die Realisation wie beim unüberwachten Lernen selbstständig finden. Nach jedem Teilschritt zur Verwirklichung des Ziels erfolgt eine Rückmeldung der Umgebung an den Algorithmus, wie gut oder schlecht er dabei ist, das vorgegebene Ziel zu realisieren (trial and error), und diese Rückmeldungen werden dann vom Algorithmus genutzt, um das Ergebnis zu optimieren (Mainzer 2016: 119).

Eine Sonderrolle unter den Lernalgorithmen nehmen die sogenannten **evolutionären Algorithmen** ein. Ausgangspunkt ist, dass der Konstruktionsplan von Lebewesen in ihren Genen gespeichert ist und bei ihrer Vermehrung das darwinsche Gesetz des „Survival of the Fittest“ zum Tragen kommt (von Rimscha 2017: 58). Dieses Schema wird in einen evolutionären Algorithmus übersetzt. Evolutionäre Algorithmen haben die natürliche Evolution als Vorbild und entwickeln mithilfe einer simulierten Evolution geeignete Näherungslösungen für ein vorgegebenes Problem (Weicker 2015: 1). Das Programm wird nicht detailliert von

einem Programmierer geschrieben, sondern in einem evolutionären Prozess erzeugt (Mainzer 2016: 93). Es handelt sich dabei um ein stochastisches, metaheuristisches Optimierungsverfahren (Kruse und Borgelt 2015: 157). Die Anwendung solcher Algorithmen führt jedoch nicht zwangsläufig zum Erfolg, denn die Zufälligkeiten evolutionärer Algorithmen führen, genau wie in der Natur, zu Fehlern und erfolglosen Versuchen (Mainzer 2016: 94).

Viele dieser Algorithmen werden bereits heute in der Gesundheitsversorgung eingesetzt. Sie finden beispielsweise Anwendung in der medizinischen Bildverarbeitung und dienen hier unter anderem der Früherkennung und Diagnostik von Tumoren (Dörn 2018: 352). Ein weiteres Beispiel ist die Verarbeitung von Körperwerten oder anderer Daten durch Algorithmen, um Auffälligkeiten zu identifizieren und gegebenenfalls unmittelbare Gegenmaßnahmen einzuleiten. Die Datengrundlage liefern zunehmend sogenannte Gesundheitsmonitoringsysteme wie etwa Sensoruhren, die ununterbrochen Vitaldaten erfassen (Dörn 2018: 353).

Der vorliegende Bericht soll eine beispielhafte Übersicht der verschiedenen Anwendungsbereiche von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung geben. Dabei werden aktuelle wie auch künftig zu erwartende Entwicklungen beschrieben. Darüber hinaus sollen die Chancen und Herausforderungen dieser Entwicklungen kritisch diskutiert und anschließend der notwendige Handlungsbedarf sowie der zukünftige Forschungsbedarf herausgestellt werden.

2 Fragestellungen

Dieser Bericht gibt einen Überblick, in welchen Bereichen heute und voraussichtlich zukünftig Algorithmen in der Gesundheitsversorgung eingesetzt werden und welche Funktionen sie dabei erfüllen. Es geht außerdem darum, in welchen Bereichen der Gesundheitsversorgung durch den Einsatz von Algorithmen Verbesserungen und in welchen verstärkt Probleme erwartet werden.

Darüber hinaus wird analysiert, welche ethischen Fragen sich hinsichtlich der Einführung und Anwendung von Algorithmen in der aktuellen und künftigen Gesundheitsversorgung ergeben – auf individueller, institutioneller und gesellschaftlicher Ebene. Einen weiteren Schwerpunkt bilden gesellschaftspolitische Problem- und Fragestellungen.

3 Methodik

Um einen Überblick über die diversen Anwendungsbereiche von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung zu geben sowie die damit einhergehenden (ethischen) Chancen und Herausforderungen zu analysieren, wurde in der vorliegenden Studie eine explorative Literaturrecherche durchgeführt. Der Zeitraum der Recherche lag zwischen dem 18.1.2018 und dem 5.4.2018. Durchsucht wurden zwei fachübergreifende und zwei fachspezifische Datenbanken, ausgewählt nach thematischer Relevanz: Web of Science und Google Scholar (fachübergreifende Datenbanken) sowie PubMed (fachspezifische Datenbank: Medizin) und PhilPapers (fachspezifische Datenbank: Philosophie/Ethik). Es wurden englisch- und deutschsprachige Suchbegriffe verwendet, zum Beispiel „algorithm*“ AND „health“ OR „medic*“ OR „clinic*“ AND „ethic*“. Innerhalb der explorativen Recherche gab es angesichts der dynamischen technologischen Entwicklung eine zeitliche Beschränkung auf Publikationen, die zwischen 2008 und 2018 erschienen sind. Da das Themenfeld insgesamt noch wenig strukturiert ist, wurden keine strikten Inklusions- oder Exklusionskriterien für die Auswahl der Literatur bestimmt, da sie möglicherweise wichtige Quellen ausgeschlossen hätten. Ausgewertet wurden auch „graue Literatur“ und Berichte.

Aufgrund der hohen Trefferzahlen in den einzelnen Datenbanken wurden die Ergebnisse jeweils nach „Relevance“ bzw. „Best Match“ sortiert und für jede Datenbank die ersten 150 Artikel in die Analyse aufgenommen. Darüber hinaus wurden nur englisch- und deutschsprachige Publikationen erfasst.

Die Auswahl der Literatur erfolgte zunächst anhand einer Titel- bzw. Abstract-Selektion; Duplikate wurden manuell aussortiert. Anschließend wurden diejenigen Artikel aussortiert, die sich nach Sichtung der Volltexte als nicht relevant herausgestellt hatten. Bei relevanten Treffern wurden auch die jeweiligen Literaturlisten sowie weitere Publikationen der entsprechenden Autoren und Autorinnen nach potenziell relevanten Artikeln durchsucht („Snowballing“).

Ergänzend zur Literaturrecherche in den wissenschaftlichen Datenbanken erfolgte eine weitere explorative Recherche über verschiedene Internet-Suchmaschinen wie etwa Google, um weitere potenziell relevante Unternehmenstätigkeiten und Forschungsprojekte im Bereich Algorithmen in der Gesundheitsversorgung zu identifizieren. Dazu wurden unter anderem die Suchbegriffe „algorithm based medical products“, „algorithm health product“, „health machine learning“ und „health deep learning“ verwendet. Zudem sind die so identifizierten Webseiten der Unternehmen und Forschungsprojekte nach weiteren relevanten Links und einschlägiger Literatur durchsucht worden.

Insgesamt wurden in die Analyse der Anwendungsbereiche 77 Publikationen inklusive grauer Literatur einbezogen. Innerhalb der normativen Analyse wurden wiederum 40 Publikationen ebenfalls inklusive grauer Literatur berücksichtigt.

Im Anschluss an die Literaturrecherche sind unterschiedliche algorithmengestützte Systeme in verschiedene Anwendungsbereiche innerhalb der Gesundheitsversorgung kategorisiert worden. Darüber hinaus wurden die Chancen und ethischen Herausforderungen eines Einsatzes von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung anhand des allgemeinen und aktuellen ethischen Diskurses sowie einer eigenen kritischen Auseinandersetzung mit der Thematik identifiziert. Im Zuge der Diskussion einzelner Fallbeispiele erfolgte zudem eine Einteilung der Chancen und Herausforderungen in den einzelnen Anwendungsbereichen in individual- und institutionenethische sowie gesellschaftspolitische Fragestellungen.

4 Aktuelle Forschungsfelder und Anwendungsbereiche

Die Literaturrecherche hat gezeigt, dass Algorithmen schon heute in zahlreichen Bereichen der Gesundheitsversorgung eingesetzt werden. Darüber hinaus wird in den unterschiedlichsten Anwendungsbereichen der Einsatz von Algorithmen erforscht und weiterentwickelt. Die Anwendungen lassen sich in die Bereiche **Public Health, Prozesse in der Gesundheitsversorgung (Versorgungsforschung), medizinische Forschung, Prävention, Prädiktion / Risikoprofilbildung, Diagnostik, Therapie, Prognose, Rehabilitation sowie Pflege** einteilen.

Anwendungsbereiche Algorithmen

- › **Public Health:** Dabei handelt es sich um die Wissenschaft und die Praxis zur Verhinderung von Krankheiten, zur Verlängerung des Lebens und zur Förderung von physischer und psychischer Gesundheit auf Bevölkerungsebene unter Berücksichtigung einer gerechten Verteilung und einer effizienten Nutzung der vorhandenen Ressourcen (Deutsche Gesellschaft für Public Health 2018).
- › **Prozesse in der Gesundheitsversorgung (Versorgungsforschung):** Von Prozessen in der Gesundheitsversorgung wird im vorliegenden Bericht gesprochen, wenn es sich um logistische und / oder organisatorische Vorgänge innerhalb des Gesundheitswesens handelt. Ein Schwerpunkt liegt auf der Versorgungsforschung. Unter Versorgungsforschung versteht man die wissenschaftliche Untersuchung der Versorgung von Einzelnen und der Bevölkerung mit gesundheitsrelevanten Produkten und Dienstleistungen unter Alltagsbedingungen (Arbeitskreis Versorgungsforschung beim wissenschaftlichen Beirat der Bundesärztekammer 2004).
- › **Medizinische Forschung:** Unter medizinischer Forschung werden Handlungen zusammengefasst, die in methodisch geleiteter Weise durchgeführt werden und darauf abzielen, Erkenntnisse in der medizinischen Wissenschaft zu gewinnen (Deutsches Referenzzentrum für Ethik in den Biowissenschaften 2018).
- › **Prävention:** Prävention bedeutet die Gesamtheit aller medizinischen Maßnahmen, die eine gesundheitliche Schädigung verhindern, weniger wahrscheinlich machen oder ihren Eintritt verzögern (Pschyrembel Online 2018a).
- › **Prädiktion / Risikoprofilbildung:** Prädiktion bedeutet die Vorhersage des Eintretens wahrscheinlichkeitsbestimmter Ereignisse oder Zustände, beispielsweise einer Erkrankung (Pschyrembel Online 2017).

- **Diagnostik:** Die Diagnostik stellt ein medizinisches Verfahren dar, an dessen Endpunkt die Diagnose steht. Sie beinhaltet die Erhebung der Anamnese, die körperliche Untersuchung, apparative Verfahren, labor- und mikrobiologische Diagnostik sowie differenzial-diagnostische Überlegungen (Braun 2018a).
- **Therapie:** Dabei handelt es sich um die Behandlung von Krankheiten, Behinderungen und Verletzungen. Das Ziel der Therapie liegt in einer Heilung, Beseitigung oder Linderung von Symptomen sowie in der Wiederherstellung von körperlichen und psychischen Funktionen (Psyhyrembel Online 2018b).
- **Prognose:** In der Medizin ist eine Prognose die Vorhersage von Verlauf, Dauer und Ausgang einer Krankheit auf Basis wissenschaftlicher Erkenntnisse und Erfahrung. Eine Prognose kann sich auf die Überlebenswahrscheinlichkeit oder Teilbereiche wie etwa Arbeitsfähigkeit beziehen (Braun 2018b).
- **Rehabilitation:** Dabei handelt es sich um die (Wieder-)Eingliederung eines Kranken oder einer körperlich bzw. geistig behinderten Person in das berufliche und gesellschaftliche Leben (Duden).
- **Pflege:** Der Begriff beschreibt unterstützende Aktivitäten zur Sicherung oder Herstellung des menschlichen Wohlbefindens und Überlebens. Pflege umfasst sowohl die Versorgung und Betreuung kranker, behinderter sowie sterbender Menschen verbunden mit sorgender Obhut und Mithilfe (Krankenpflege) als auch die Förderung der Gesundheit und Verhütung von Krankheiten (Psyhyrembel Online 2018c).

Tabelle 1 im Anhang gibt einen Überblick über gegenwärtige und zukünftige Anwendungsbereiche von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung. Nachfolgend werden beispielhaft aktuelle Forschungsfelder im Bereich Algorithmen in der Gesundheitsversorgung dargestellt. Anschließend wird ein kurzer Überblick über bereits am Markt erhältliche algorithmengestützte Produkte in ausgewählten Anwendungsbereichen gegeben.

4.1 Forschungsfelder – Beispiele

Diagnostik

In Deutschland arbeiten Wissenschaftler und Wissenschaftlerinnen der Technischen Universität Darmstadt an Algorithmen, die ein **Vorhofflimmern des Herzens** exakt erkennen und damit die Diagnostik verbessern können.² Hierzu arbeiten sie mit der niederländischen Firma Happitech zusammen, die eine App entwickelt hat, um mithilfe des Smartphones Herzrhythmusstörungen zu identifizieren. Dabei wird die Technik der Photoplethysmografie verwendet, bei der die Blutgefäße durch das Smartphone-Licht durchleuchtet werden. Die Algorithmen sind in der Lage, die gemessenen Signale so zu verarbeiten und zu klassifizieren, dass zwischen einem normalen Sinusrhythmus und Vorhofflimmern unterschieden werden kann. Die Forscher und Forscherinnen trainieren die Algorithmen mit

² www.innovations-report.de/html/berichte/medizintechnik/signale-des-herzens-tu-darmstadt-entwickelt-algorithmen-zur-erkennung-von-vorhofflimmern.html; www.spg.tu-darmstadt.de/spg/index.en.jsp

Tausenden von Herzsignalen, für die in Krankenhäusern aufgenommene Diagnosen vorlagen, und erzielen hier bereits Trefferquoten von fast 100 Prozent.

An der Universität Stanford in Kalifornien haben Wissenschaftler einen Algorithmus entwickelt, der **Röntgenbilder der Brust analysiert** und auf dieser Grundlage die Diagnose von bis zu 14 verschiedenen Krankheiten ermöglicht. Es handelt sich dabei um einen maschinellen Lernalgorithmus, der mit über hunderttausend Thorax-Röntgenbildern trainiert wurde. In Tests zeigte sich, dass der Algorithmus besser in der Lage ist, eine Lungenentzündung auf einem Röntgenbild zu entdecken, als ein Radiologe. Dieser Sachverhalt bietet große Chancen für die medizinische Praxis, da allein in den USA jedes Jahr mehr als eine Million Menschen an einer Lungenentzündung erkranken und diese auf Röntgenbildern besonders schwierig zu diagnostizieren ist (Rajpurkar et al. 2017).

Therapie

Forscher des Fraunhofer-Instituts für Bildgestützte Medizin MEVIS haben Algorithmen entwickelt, die eine genaue **Analyse der Bilddaten von Leberkrebspatienten** ermöglichen und in der operativen Therapie eingesetzt werden können. Die algorithmengestützte Software ermöglicht die Erstellung eines detaillierten dreidimensionalen Modells der Leber und des dazugehörigen Gefäßsystems. Mithilfe der Algorithmen lassen sich so die optimalen Schnitte vor einer Operation berechnen und besonders kritische Abschnitte identifizieren. Die Chirurgen können auf dieser Grundlage eine Operation besser planen und die Patientensicherheit kann deutlich erhöht werden, da schon kleinste Fehler bei der Schnittführung etwa die Funktionsweise des Organs beeinträchtigen können (Fraunhofer-Institut 2018).

Ein Team von Wissenschaftlern an der Technischen Universität München entwickelt und testet gegenwärtig einen Algorithmus, der bei der **Therapie von Hörschäden** mit sogenannten Cochlea-Implantaten zum Einsatz kommt und dabei die Übertragung der empfangenen akustischen Signale, die im Anschluss an das Gehirn gesendet werden, optimiert. Träger solcher Implantate haben oft Schwierigkeiten, einzelne akustische Signale aus lauten Umgebungsgeräuschen wie Stimmengewirr herauszufiltern. Der entwickelte Algorithmus sorgt dafür, dass es bei der Verarbeitung eines akustischen Signals zu einer kurzen zeitlichen Verzögerung kommt. Solche minimalen Zeitverzögerungen sind bei binauralem Hören, also dem Hören mit zwei Ohren, normal und werden daher von Personen mit Cochlea-Implantaten nicht wahrgenommen. In ersten Tests zeigen sich bislang deutliche Vorteile des neuen Algorithmus, und er bietet Betroffenen die Chance, in komplexen Hörsituationen deutlich besser zu hören (Bundesministerium für Bildung und Forschung 2018).

4.2 Anwendungsbereiche – Beispiele

Public Health

Ein Beispiel aus dem Bereich Public Health sind die Produkte der Firma MedAware. Diese haben das Ziel, **Verschreibungsfehler von Ärzten zu identifizieren** und dem Arzt einen Warnhinweis zu geben.³ Dazu verwendet das Unternehmen maschinelle Lernalgorithmen, mit deren Hilfe große Datenmengen aus Millionen von elektronischen Patientenakten verarbeitet werden. Hierbei werden die Verordnungsmuster aller Ärzte abgegriffen, um das „nor-

³ www.medaware.com/our-products/

male“ Behandlungsspektrum zu bestimmen. Auf dieser Grundlage erstellt MedAware ein mathematisches Modell, das diese realen Behandlungsmuster abbildet. Eine ärztliche Verschreibung, die von diesem Standard-Behandlungsspektrum abweicht, ist, so die Annahme, mit hoher Wahrscheinlichkeit fehlerhaft.

Darauf aufbauend werden verschiedene Entscheidungshilfen und Werkzeuge für das Risikomanagement angeboten. Ein Beispiel ist das Produkt MedAware Alerting System (MedAS). Immer wenn ein Arzt ein Rezept in das System eingibt, führt dieses System anhand des aktuellen Patientenprofils eine Echtzeitauswertung für das entsprechende Medikament durch. Stellt MedAS eine Abweichung vom normalen Behandlungsspektrum von Patienten mit ähnlichem Profil fest, erhält der Arzt einen Warnhinweis. Das System wird zudem laufend aktualisiert mit neuen Patientendaten, etwa zu neuen Blutwerten oder Diagnosen. Der Arzt erhält darüber hinaus eine Nachricht, wenn neue Informationen über ein Medikament, etwa bislang unbekannte Wechsel- oder Nebenwirkungen, bekannt werden.

Prozesse in der Gesundheitsversorgung (Versorgungsforschung)

Ein weiteres Produkt des Herstellers MedAware zur Verbesserung von Prozessen in der Gesundheitsversorgung ist das MedAware Risk Management (MedRIM) decision support tool.⁴ Dieses Produkt soll **Abläufe des Risikomanagements sowie der Qualitätskontrolle optimieren** und Ärzten zudem Feedback bei potenziell fehlerhaften Verschreibungen geben. Das System, welches nach Aufforderung oder in festgelegten Intervallen gestartet werden kann, sammelt Patienten- sowie Rezeptdaten und gleicht diese mithilfe von Algorithmen mit den historischen Daten etwa eines Krankenhauses ab. Entdeckt MedRIM Ausreißer, werden diese für eine weitere Analyse von einem Experten gekennzeichnet. Dadurch können Abteilungen mit außergewöhnlich hohen Raten an Verschreibungsfehlern, am häufigsten falsch verschriebene Medikamente oder auch einzelne Ärzte, die zu einer hohen Fehlerquote neigen, identifiziert werden. Auf Grundlage dieser Ergebnisse können fehlerhafte Prozesse verbessert und insgesamt die Patientensicherheit erhöht werden.

Prävention

Für Präventionszwecke entwickelte Philips Healthcare das **stationäre Patientenüberwachungssystem „IntelliVue Guardian-System“**.⁵ Das System soll mithilfe künstlicher Intelligenz Situationen ermitteln, in denen eine lebensbedrohende Krise bei einem Patienten aufzutreten droht, sodass eine frühzeitige Intervention gewährleistet werden kann. Philips Healthcare erklärt in der Produktbeschreibung, dass sein Frühwarnsystem „Software, Algorithmen zur Unterstützung klinischer Entscheidungen und mobile Konnektivität kombiniere“. Dabei spielen tragbare Geräte eine entscheidende Rolle. Ein Kliniker kann beispielsweise ein kabelloses Gerät, das mit Sensoren versehen ist, am Handgelenk eines Patienten platzieren, um Vitalzeichen wie den Blutdruck zu verfolgen. Die IntelliVue Guardian Solution-Software verwendet dabei Techniken des maschinellen Lernens, um signifikante Veränderungen in den Vitalparametern des Patienten zu identifizieren. Die hierzu verwendeten Algorithmen wurden mit großen Datensätzen bestehend aus ähnlichen Patientendaten trainiert. Stellt der Algorithmus eine wichtige Abweichung fest, werden Daten an IntelliVue-Monitore oder mobile Geräte übertragen, um das Pflegepersonal automatisch zu benachrichtigen.

4 www.medaware.com/our-products/

5 www.usa.philips.com/healthcare/clinical-solutions/early-warning-scoring/intellivue-guardian-ews

Prädiktion/Risikoprofilbildung

In den Bereich der Prädiktion fallen die Produkte KardiaBand™ und SmartRhythm™ der Firma AliveCor.⁶ Diese sind nach Angaben des Herstellers Teil einer sogenannten **Herzgesundheitsplattform für die Apple Watch**. Dabei wird ein von der U. S. Food and Drug Administration (FDA) zugelassenes Elektrokardiogramm-Gerät (EKG) mit Analysealgorithmen aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz kombiniert, um die Herzfrequenz- und Aktivitätsdaten mithilfe der Apple Watch zu überwachen. Laut AliveCor wird dabei ein künstliches neuronales Netz verwendet, das die Herzfrequenz permanent mit den vom System zukünftig erwarteten Herzfrequenzmustern abgleicht. Erfasst das System ein Muster der Herzfrequenz und Aktivität einer Person, welches in dieser Form nicht erwartet wurde, wird die Person aufgefordert, ein EKG zu machen. Die am Armband angebrachten Kardioband-Sensoren können dann sofort ein 30-Sekunden-EKG durchführen, wodurch beispielsweise bestehende Herzrhythmusstörungen oder Anzeichen für eine drohende Herzkrankung entdeckt werden können.

Diagnostik

In der Diagnostik haben die Unternehmen NVIDIA und GE Healthcare ein Programm entwickelt, um die **Geschwindigkeit und Genauigkeit von Computertomographie-Scans zu verbessern**.⁷ Dabei werden Algorithmen eingesetzt, um kleine Muster von Organschäden zu identifizieren, die oftmals übersehen werden, wenn Ärzte einen Scan betrachten. Durch die genaue Erfassung dieser kleinen Details ermöglicht die Technologie schnellere Diagnosen bei gleichzeitiger Fehlerreduktion. Hinzu kommt eine kürzere Zeit für die Durchführung der Scans, wodurch die Strahlenexposition für die Patienten reduziert wird.

Ebenfalls für Zwecke der Diagnostik hat das israelische Unternehmen Zebra Medical Vision, ein auf maschinelles Lernen spezialisierter Anbieter, das Produkt Zebra's Radiology Assistant entwickelt.⁸ Das System kann **Computertomographie-Scans automatisch auf verschiedene Befunde hin analysieren** und die Ergebnisse bei Bedarf in Echtzeit an Ärzte oder Krankenhaussysteme weiterleiten. Das Angebot soll Radiologen helfen, ihre steigende Arbeitsbelastung ohne Qualitätseinbußen zu bewältigen. Nach eigenen Angaben trainiert Zebra Medical Vision seine Algorithmen mit Millionen klinischer Bilddaten, um schnellere Diagnosen und die parallele Erfassung zahlreicher Befunde zu ermöglichen. Dabei greift das Unternehmen auf Techniken des maschinellen Lernens zurück.

Das System kann laut Hersteller für verschiedenste Zwecke eingesetzt werden wie etwa die Identifikation von Patienten mit hohem Risiko für Herz-Kreislauf-, Lungen- oder Knochenkrankheiten sowie andere Krankheiten. Zebra Medical Vision gab im März 2018 zudem bekannt, dass es in der Europäischen Union die Zulassung für seinen Algorithmus zur Erkennung von intrakraniellen Blutungen im Rahmen seiner Plattform Deep Learning Imaging Analytics erhalten hat. Dieser Algorithmus soll Gehirnblutungen genau und mit geringer Verzögerung identifizieren, um Ärzten in der Akutversorgung zusätzliche Unterstützung zu bieten.⁹

6 www.mindtecestore.com/Products-and-Infos-about-AliveCor

7 www.techemergence.com/ai-medical-devices-three-emerging-industry-applications;
<https://blogs.nvidia.com/blog/2017/11/26/ai-medical-imaging/>

8 <https://us.zebra-med.com/>

9 <https://us.zebra-med.com/>

Eine weitere Entwicklung im Bereich Diagnostik stellt der Test ImmunoXpert™ der Firma MeMed dar.¹⁰ Dabei handelt es sich nach Herstellerangaben um einen innovativen In-vitro-Diagnostest mit dem Ziel, Bakterien von Viren zu unterscheiden. Der ImmunoXpert™-Test misst im Blutserum Biomarker des Immunsystems und unterscheidet mithilfe von Mustererkennungsalgorithmen genau zwischen diesen Infektionstypen. Ein großer Vorteil liegt darin, dass damit auch Diagnosen möglich sind, wenn der Infektionsherd nicht zugänglich ist oder unbekannt. Der Test könnte die Zahl der verschriebenen Antibiotika deutlich senken, denn laut Hersteller ist ein Hauptgrund der unsachgemäßen Verabreichung von Antibiotika die Schwierigkeit, bakterielle von Virusinfektionen klinisch zu unterscheiden. Dies führt zu unwirksamen Behandlungen, dem Auftreten resistenter Bakterienstämme und kostet weltweit schätzungsweise mehrere Milliarden Dollar jährlich. ImmunoXpert™ ist bereits für die Verwendung in der EU zugelassen (CE-IVD-zertifiziert).

Für Patienten mit Symptomen einer koronaren Herzkrankheit hat die Firma HeartFlow eine Software zur nicht invasiven Diagnostik entwickelt.¹¹ Bei diesen Personen wird zunächst ein Computertomographie-Scan (CT), und bei Anzeichen beispielsweise einer Arterienverkalkung wird anschließend eine Analyse mit HeartFlow durchgeführt. Zu diesem Zweck erstellt das System auf Grundlage des CT-Scans ein computergestütztes 3D-Modell der Herzkranzgefäße des Patienten. Mithilfe von Algorithmen wird dann zusätzlich ein exaktes 3D-Modell des Blutflusses erstellt, analysiert und berechnet, wie stark der Blutfluss eingeschränkt ist. Die Ergebnisse können genutzt werden, um die nächsten Schritte im Behandlungsplan festzulegen. Nach Angaben des Herstellers basiert das System auf den Erkenntnissen von über 200 wissenschaftlichen Studien zum Thema koronare Herzkrankheit und jahrzehntelanger Forschung und Entwicklung.

Therapie

Ein Beispiel für ein bereits am Markt eingesetztes Produkt im Bereich Therapie ist die App Sugar.IQ der Firmen Medtronic und IBM, die als **persönliche Assistentin für Patienten mit einer Diabeteserkrankung** dient.¹² Mittels eines kleinen Sensors unter der Haut werden alle fünf Minuten Blutzuckerwerte der Patienten via Bluetooth an ihre Smartphones gesendet. Sobald der Wert den individuell festgelegten Höchst- oder Tiefstwert über- bzw. unterschreitet, wird ein Alarm ausgelöst. Zudem identifiziert und analysiert der Algorithmus die spezifischen Muster der Veränderung von Blutzuckerwerten, etwa bei bestimmten körperlichen Aktivitäten. Auf diese Weise werden eine bessere Kontrolle sowie gezielte Anpassungen der Behandlung von Diabeteserkrankungen ermöglicht. Das System basiert auf der Technologie von IBM-Watson aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz.

¹⁰ www.me-med.com/html5/?_id=11282&did=2466&G=11049&SM=112

¹¹ www.heartflow.com/

¹² www.medtronicdiabetes.com/products/%20sugar.iq-diabetes-assistant

5 Ethik der Algorithmen in der Gesundheitsversorgung

Algorithmen an sich sind weder ethisch gut noch problematisch. Ihr moralischer Wert bzw. ihre ethische Bewertung¹³ muss vielmehr im Kontext ihrer Anwendungen und ihrer Funktionen in verschiedenen sozialen Kontexten erfolgen (Mittelstadt et al. 2016; Wagner et al. 2017: 12). Außerdem muss geklärt werden, inwiefern relevante Prinzipien und Werte im Zuge ihrer Entwicklung und Anwendung berücksichtigt oder aber verletzt werden. Zu diesen Prinzipien zählen in der Gesundheitsversorgung vor allem die Orientierung am Patientenwohl, die Bewahrung und Beförderung der Entscheidungs- und Handlungsfähigkeit, die (informationelle) Selbstbestimmung, der Schutz vor Schädigung, die Achtung des Gleichheitsprinzips und der Schutz vor Diskriminierung sowie der gerechte Umgang mit knappen Ressourcen. Bei der Entwicklung und Nutzung von Algorithmen im Bereich der Gesundheit ergeben sich auf individueller, auf institutioneller und gesellschaftlicher Ebene jeweils unterschiedliche Chancen und Herausforderungen.

5.1 Verantwortung auf der individuellen, institutionellen und gesellschaftlichen Ebene

Verantwortung auf individueller Ebene

Mit Blick auf das Individuum stellt sich zum einen die Frage, was der oder die Einzelne aus ethischen Gründen darf (ethische Erlaubnis), soll oder gar muss (ethisches Gebot) und was ihm oder ihr weder geboten noch erlaubt ist (ethisches Verbot). Zum anderen fragt sich, welche Rechte und Pflichten andere (Individuen, Institutionen und die Gesellschaft insgesamt) ihm oder ihr gegenüber haben. Diese Fragen werden vor allem dann relevant, wenn es um den direkten Umgang mit Interessens- und Wertkonflikten geht. Auf individueller Ebene können Patienten beispielsweise von den verbesserten diagnostischen Möglichkeiten gesundheitlich profitieren, sich zugleich jedoch gezwungen sehen, einen erheblichen Teil ihrer Daten preiszugeben. Der Wert gesundheitlichen Wohlbefindens gerät hier also ggf. in einen Konflikt mit dem Wert der Privatsphäre und der individuellen Souveränität im Umgang mit persönlichen Daten.

Ärzte und andere Akteure des Gesundheitswesens und der medizinischen Forschung sind gefordert, im Falle solcher Konflikte gewissenhafte Abwägungen zu treffen und die Rechte der Betroffenen zu wahren. Sie tragen hier aufgrund ihrer Rolle bzw. Funktion (als Arzt, Mitarbeiterin des Gesundheitswesens etc.) und als Individuum Verantwortung für die Beachtung ethischer Prinzipien und Werte.

¹³ Der Begriff der Ethik wird in der akademischen Diskussion gemeinhin von dem Begriff der Moral unterschieden. Unter Ethik wird dabei in der Regel die fachdisziplinäre Auseinandersetzung mit den Phänomenen der Moral, im Sinne von moralischen Wertvorstellungen und Sitten, verstanden.



Verantwortung auf institutioneller Ebene

Nicht nur Individuen, sondern auch Institutionen sind bei der Entwicklung und Nutzung von Algorithmen handelnde Akteure. Staatliche Institutionen, wie etwa Datenschutzaufsichtsbehörden, haben zu gewährleisten, dass sensible Informationen vor unberechtigten Zugriffen gesichert sind. Ihnen kommen daher andere Rechte zu als zum Beispiel Privatpersonen.

Institutionelle Akteure des Gesundheitswesens, wie Ärzteverbände und -kammern, Versicherungen und Krankenkassen, stehen in der Verantwortung, Rahmenbedingungen zu schaffen, in denen gesundheitsrelevante Daten sachgerecht aufbereitet und im Sinne der Gesundheitsvorsorge und -versorgung genutzt werden. Hier stehen sie vielfach vor ethischen Herausforderungen, die ein einzelner Akteur nicht bewältigen könnte. Um aber einzelnen Akteuren des Gesundheitswesens einen angemessenen Umgang mit ethischen Herausforderungen zu ermöglichen, sind entsprechende institutionelle Rahmenbedingungen erforderlich.

Es ist beispielsweise abzusehen, dass es im Zuge des vermehrten Einsatzes von Algorithmen zu einigen grundlegenden Änderungen des Berufsbildes und Tätigkeitsprofils medizinischer Fachkräfte kommen wird (Amarasingham et al. 2016). Überall dort, wo Algorithmen im Vergleich zum Menschen bessere Ergebnisse erzielen, könnten entsprechende Aufgaben künftig an die Systeme delegiert werden. Erzielt ein Algorithmus z. B. in der Analyse von Bildern zur Früherkennung von Hautkrebs bessere Ergebnisse als menschliche Experten, erscheint es wenig sinnvoll, entsprechende Fachkräfte in bisheriger Form auszubilden, zu beschäftigen und zu schulen. Hier stehen also die Aus- und Weiterbildungsbetriebe in der Verantwortung. In der (Weiter)Entwicklung der jeweiligen Curricula müssen sie künftig darauf zielen, Fachkräfte darin zu schulen, algorithmenbasierte Systeme zu nutzen und die automatisch generierten Ergebnisse zu interpretieren und zu überprüfen (Wang et al. 2016).

Eine Abgrenzung zwischen individueller und institutioneller Verantwortung mag auf den ersten Blick künstlich erscheinen, da es letztlich immer Menschen sind, die handeln. Die Unterscheidung ist jedoch relevant. Institutionelle Rahmenbedingungen und Vorgaben strukturieren und prägen das Handeln von Personen in vielfach relevanter Weise (Göbel 2017: 49). Die Leitlinien von Institutionen können beispielsweise ausdrücklich auf ethische Prinzipien verweisen und Strukturen so gestaltet sein, dass ein entsprechendes Handeln von Mitarbeitern und Mitarbeiterinnen befördert wird. Durch problematische oder wider-

sprüchliche Anweisungen können sie angemessenes Handeln aber auch erschweren. Institutionelle Strukturen können so gestaltet sein, dass gut auf ethische Herausforderungen reagiert werden kann, etwa weil ein hohes Maß an wechselseitigem Vertrauen und Kompetenz besteht, oder aber so, dass der bzw. die Einzelne kaum auf Unterstützung innerhalb institutioneller Strukturen hoffen darf.

Diese Unterscheidung wird zum Beispiel relevant, wenn es um Fragen der Verantwortung bei Fehlleistungen geht: Ist im Falle eines fehlerhaften Ergebnisses die medizinische Fachkraft, die den Algorithmus nutzt, für verursachte Schäden verantwortlich? Oder ist es die Abteilung bzw. Einrichtung, die sich zur Nutzung des Algorithmus entschieden hat? Sind die Programmierer verantwortlich, die einen Algorithmus entwickelt und trainiert haben? Diese ggf. auch rechtlich relevanten Fragen können nicht auf individueller Ebene beantwortet werden. Vielmehr ist es erforderlich, hier immer auch die institutionellen Strukturen in den Blick zu nehmen. Diese sollten so gestaltet sein, dass auf diese und ähnliche Herausforderungen sinnvoll reagiert und eine ethisch akzeptable Lösung erreichbar wird.

Ethische Kernprinzipien und Werte

- › Informationelle Selbstbestimmung
- › Entscheidungs- und Handlungsfähigkeit (Freiheit)
- › Schutz vor Schäden
- › Schutz vor Diskriminierung
- › Gerechter Umgang im Fall von Interessenskonflikten
- › Gerechter Umgang mit knappen Ressourcen
- › Fürsorge

Verantwortung auf gesellschaftlicher Ebene

Letztlich sind Individuen und Institutionen Teil der Gesellschaft, sodass die genannten Fragen auch im Kontext gesellschaftlicher Herausforderungen betrachtet werden müssen. Algorithmen werden beispielsweise mit dem Ziel einer allgemein verbesserten Gesundheitsversorgung und der Früherkennung von Epidemien im Rahmen von Public-Health-Strategien eingesetzt (Wilder et al. 2018). Sie können zu diesem Zweck zunehmend Daten aus ganz unterschiedlichen Lebensbereichen verknüpfen und analysieren.

Infolge dieser Analysen können verschiedenen gesellschaftlichen Gruppen unterschiedliche Vor- und Nachteile erwachsen. Im Zuge der Erfassung spezifischer Datenzusammenhänge kann es beispielsweise zu einer Diskriminierung einzelner Gruppen kommen. Dies steht etwa dann zu befürchten, wenn Algorithmen genutzt werden, um den Einfluss des Lebensstils auf die Entstehung spezifischer Erkrankungen zu untersuchen und daran Vor- und Nachteile bei Versicherungen zu knüpfen. Menschen, die einen mit erhöhtem Erkrankungsrisiko assoziierten Lebensstil führen, könnten auch durch den Algorithmus identifiziert und von bestimmten medizinischen Serviceleistungen ausgeschlossen werden (Lippert-Rasmussen 2016).

Hier ist ebenfalls zu bedenken, dass bereits bei der Auswahl der zu verarbeitenden Daten ebenso wie bei den Verarbeitungsregeln Normen und Werte in die Programmierung von Algorithmen einfließen (Kraemer et al. 2011; Mittelstadt et al. 2016). Wie oben dargestellt, werden Algorithmen auf die Verarbeitung ganz bestimmter Datentypen trainiert. Dazu wird eine Reihe von Basisdaten verwendet, die als Ausgangs- und Referenzmasse genutzt werden. Diese Referenz kann bereits einen Bias, z. B. in Form eines Vorurteils, enthalten, der letztlich die gesamte Leistung des Algorithmus bestimmt.

Ein der breiteren Öffentlichkeit bekannt gewordenes Beispiel ist die Fehlfunktion der Gesichtserkennung in einer von Google bereitgestellten Foto-App. Der dort verwendete Algorithmus war auf der Basis von Bilddaten trainiert worden, die vorrangig Fotos von Menschen mit heller Haut umfassten. Durch den begrenzten Datensatz war das Programm entsprechend nicht darauf trainiert, Menschen mit dunkler Hautfarbe als Menschen zu erkennen. Die automatische Verschlagwortungsfunktion bezeichnete sie stattdessen als Gorillas (Kasperkevic 2015). Die mit einer solch falschen Zuordnung verbundene Diskriminierung von Menschen ist ethisch in keiner Weise hinnehmbar. Sie ist im Bereich medizinischer Anwendungen nicht allein verletzend, sondern zudem auch gesundheitsgefährdend.

Geht es um Fragen des wechselseitigen Respekts und der Sicherheit, können häufig weder Individuen noch Institutionen allein eine Lösung für Probleme bereitstellen. Hier sind gesellschaftliche Diskurse und politische Lösungen gefordert, etwa in Form gesetzlicher Regulierungen. Es bedarf vor allem einer gesellschaftspolitischen Einigung über die zu verfolgenden Ziele und Zwecke, die der Entwicklung und dem Einsatz der neuen Technologien zugrunde liegen sollen. Sollen Algorithmen – so ist hier z. B. zu fragen – mit dem vorrangigen Ziel eingesetzt werden, Gesundheitskosten zu reduzieren? Dürfen Algorithmen, die in der Gesundheitsversorgung entwickelt wurden, auch eingesetzt werden, um kommerzielle Zwecke zu verfolgen? Diese und andere Fragen sind gesellschaftspolitischer Natur und bedürfen entsprechender Diskurse und Lösungen.

Weitere Fragen stellen sich mit Blick auf mögliche Auswirkungen der Technologie auf künftige gesellschaftlich-kulturelle Entwicklungen. Wird es angesichts neuer technischer Möglichkeiten, etwas für seine Gesundheit zu tun, auch neue gesundheitsbezogene Pflichten geben? Könnte es z. B. eine Pflicht geben, seine individuellen Vitaldaten zu erfassen, um potenzielle Erkrankungsrisiken frühzeitig erkennbar und damit kostengünstiger behandelbar zu machen? Auch diese Fragen erfordern einen breiten öffentlichen Diskurs, in dem ein Bewusstsein für mögliche Entwicklungen geschaffen und gemeinsame Antworten auf aktuelle und künftige Herausforderungen gefunden werden, die den ethischen Ansprüchen hinsichtlich der Beachtung der oben genannten Kernprinzipien genügen – die also dazu beitragen, die Entscheidungs- und Handlungsfähigkeit sowie die (informationelle) Selbstbestimmung zu befördern, vor potenziellen Schädigungen und Diskriminierung zu schützen und knappe Ressourcen gerecht zu verteilen.

5.2. Chancen und Herausforderungen

Wie in den vorherigen Abschnitten bereits deutlich wurde, sind mit dem Einsatz von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung vielfältige Hoffnungen und Erwartungen verbunden. Einige weitere konkrete Anwendungen werden im nachfolgenden Kapitel 6 erläutert und diskutiert. Zahlreiche aktuelle Berichte über Projekte zur Entwicklung und Nutzung von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung erwecken den Eindruck, die Realisation der jeweiligen präventiven, prädiktiven, diagnostischen, prognostischen, therapeutischen und

Chancen und Herausforderungen – Auf einen Blick



Chancen



Herausforderungen

Verbesserte Früherkennung von Krankheiten	Kein Ersatz für menschliche Urteilskraft Mangelnde Differenzierung zwischen Korrelation und Kausalität
Schnellere und genauere Diagnosen	Mangelnde Kontrollierbarkeit im Fall automatischer Abläufe (Black Box Effekte) Sicherheitsrisiken durch Komplexität & Intransparenz
Verbesserte Sicherheitsstandards	Erschweren die Übernahme von Verantwortung
Individuell auf einzelnen Patienten zugeschnittene Therapie	Beförderung von Automatismen & Bedrohung des Rechts auf Selbstbestimmung
Erhöhte Effizienz & Wirtschaftlichkeit und Entlastung des med. Fachpersonals	Bias-Risiken durch Grenzwertfestlegung Bias-Risiken durch unzureichende Datenbasis
Geringere Fehleranfälligkeit als menschliche Akteure (Erhöhte Patientensicherheit)	Bedrohung des Rechts auf informationelle Selbstbestimmung durch Re-Identifizierung Datendiebstahl & Missbrauchsrisiken
Auffinden von Korrelationen in riesigen Datenmengen zum Zweck der Hypothesengenerierung, um letztlich Kausalitäten zu identifizieren	Neue berufliche Anforderungen für Akteure des Gesundheitswesens

rehabilitativen Ziele stünde unmittelbar bevor. Dem sollte mit einer Portion Skepsis begegnet werden.

Viele Ideen und Projekte haben noch einen langen Weg vor sich, bevor sie realisiert und auf Praxisebene in der gesundheitlichen Forschung und Versorgung auf qualitativ abgesicherter Basis genutzt werden können. Wie in anderen Bereichen muss auch hier damit gerechnet werden, dass nicht alles gelingt und nicht alle Erwartungen erfüllt werden. Die folgende Darstellung der Chancen und Herausforderungen von Algorithmen in Medizin und Gesundheitsversorgung sind insofern als Darstellung der Erwartungen, Wünsche und Hoffnungen zu verstehen. Sie hebt zudem hervor, welche Herausforderungen mit den verschiedenen Anwendungen verbunden sein können. Ziel ist dabei weder eine Zukunftsprognose noch eine Bewertung der mit den formulierten Chancen und Herausforderungen verbundenen Überzeugungen und Vorannahmen.

Chancen

Mit dem Einsatz von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung werden viele teils sehr hohe Erwartungen verbunden: eine erhebliche Erhöhung der Geschwindigkeit, mit der in der Forschung gesundheitsrelevante Erkenntnisse gewonnen und in die Gesundheitsversorgung eingeführt werden; eine erhebliche Verbreiterung der Wissensbasis und des hierauf basierenden medizinischen Leistungsspektrums; die Erhöhung der Präzision von Diagnosen und Behandlungsempfehlungen und, damit verbunden, der medizinischen Sicherheit von Gesundheitsleistungen (Dörn 2018: 352; Wired 2017; De Witte 2017). Mit der auto-

matischen Verarbeitung einer Vielzahl gesundheitsrelevanter personenbezogener Daten verbindet sich zudem die Hoffnung, eine individualisierte Medizin zu entwickeln, eine sogenannte Präzisionsmedizin, und die Kosten im Gesundheitswesen zu reduzieren (IBC 2017: 7; De Witte 2017).

Algorithmen für den Umgang mit Big Data

Die genannten Erwartungen an eine digitalisierte Gesundheitsforschung und -versorgung knüpfen sich vor allem an die Möglichkeit, mithilfe von Algorithmen in kürzester Zeit große Mengen von Datenmaterial aus vielen unterschiedlichen Quellen zu verarbeiten. Zu diesen Quellen zählen Patientenakten, Beiträge aus der medizinischen Fachliteratur, Versicherungsakten, durch Wearables und andere Sensoren in Echtzeit erfasste Vitaldaten sowie eine Vielzahl von Daten, die im Kontext der Nutzung digitaler Angebote wie etwa Onlinerecherchen und sozialer Medien generiert werden. All diese Daten können miteinander verbunden, durch Algorithmen gezielt ausgewertet und für die Gesundheitsversorgung nutzbar gemacht werden (Deutscher Ethikrat 2018: 63).

Die bloße Verfügbarkeit einer erheblichen Menge von Daten gewährleistet allerdings keineswegs schon deren sinnvolle Auswertung. Fachleute kritisieren mit Blick auf Big Data, dass in der aktuellen Anwendungspraxis oft die üblichen Prinzipien der Wissenschaftlichkeit nicht beachtet und die Prinzipien der evidenzbasierten Medizin verletzt werden (Antes 2016). Kritisiert wird dabei vor allem, dass der Theoriebildung bei der Datenauswertung zu wenig Beachtung geschenkt werde (Mayer-Schönberger et al. 2013: 70).

Um die mit der fortschreitenden Digitalisierung verfügbar werdenden Daten in den verschiedenen Bereichen der Medizin sinnvoll analysieren zu können, ist es notwendig, sie zu editieren und zu kuratieren. Diese Aufgabe können nur menschliche Fachleute leisten. Diese können allerdings wertvolle Unterstützung durch Algorithmen erhalten. Algorithmen können eingesetzt werden, um die Datenanalyse zu erleichtern, indem sie so trainiert und eingesetzt werden, dass sie genau und ausschließlich solche Daten verarbeiten, die für die Realisation einer bestimmten Zielsetzung, etwa der Prognose bei einer komplexen Erkrankung, erforderlich sind.

Der Einsatz von Algorithmen verspricht damit Erleichterungen im Umgang mit einer immer größeren und vielfältigeren Menge unterschiedlicher, in medizinischen und außermedizinischen Kontexten, generierter Daten.

Schneller und umfassender Datenabgleich

Verbesserungen verspricht man sich insbesondere von der Fähigkeit algorithmengestützter Systeme, eine große Zahl von Daten in kürzester Zeit automatisch miteinander abzugleichen. Die maschinellen Fähigkeiten übersteigen hier deutlich die entsprechenden Fähigkeiten menschlicher Akteure. Algorithmen erzielen auf der Basis eines solchen Datenabgleichs etwa bei der Diagnose spezifischer Erkrankungen teils dieselbe oder gar eine höhere Genauigkeit als menschliche Experten. Insbesondere bei seltenen Erkrankungen sind sie dem Menschen in der Diagnosestellung sogar überlegen (Esteva et al. 2017; Rajpurkar et al. 2017). Dabei werden unterschiedliche Techniken, z. B. automatische Text- und Bildanalysen, eingesetzt. Algorithmenbasierte Bildanalyseverfahren erlauben beispielsweise einen automatischen Schnellcheck potenzieller Hauterkrankungen. Auf Grundlage eines Fotos der

betreffenden Hautstelle und eines digitalen Fragebogens zur Erfassung weiterer Symptome können Algorithmen Diagnosevorschläge generieren (Dörn 2018: 354).

Auch Wechsel- und Nebenwirkungen von Medikamenten werden bereits – auf Basis der Auswertung von Informationen aus digitalen Patientenakten und medizinischen Fachbeiträgen – durch Algorithmen automatisch erfasst (Dörn 2018: 651). Weitere algorithmengestützte Diagnose- und Therapiesysteme, die schnellere Diagnosen sowie individuellere Therapien versprechen, werden derzeit entwickelt. Die Zahl unzureichender oder unnötiger Behandlungen könnte darüber hinaus durch verbesserte Befunde gesenkt werden.

Konstantes Leistungsniveau und Vermeidung von Fehlern

Zunehmend hohe Prozessorleistungen versprechen neben der erheblichen Beschleunigung in der Datenverarbeitung auch ein konstantes Leistungsniveau. Während die menschliche Leistungsfähigkeit etwa durch Erschöpfung beeinträchtigt sein kann und allgemeinen Schwankungen unterliegt, funktioniert die Rechenleistung gleichbleibend verlässlich, unabhängig von der Tageszeit und der Dauer des Einsatzes. Voraussetzung ist hier lediglich, dass die Energieversorgung gewährleistet ist (Dörn 2018: 352).

Der Einsatz von Algorithmen kann möglichen Fehlern aufgrund von überlasteten Mitarbeitern entgegenwirken. Algorithmen tragen insofern zu einer erhöhten Sicherheit in der Gesundheitsversorgung bei. Darüber hinaus können sie ganz allgemein die Arbeitsbelastung in Medizin und Pflege verringern. Algorithmen können beispielsweise eingesetzt werden, um Vitalwerte von Patienten oder pflegebedürftigen Personen zu überwachen. Abweichungen der sensorisch in Echtzeit erfassten Vitalwerte werden automatisch an das medizinische oder pflegerische Personal gemeldet. Gefahrensituationen können dann von intelligenten Algorithmen automatisch erkannt und es kann ein Notruf ausgelöst werden. Im Idealfall kann die gewonnene Zeit für die Behandlung der Patienten verwendet werden (Dörn 2018: 355) – vorausgesetzt, das Personal wird nicht reduziert.

Übernahme von Routineaufgaben

Auch in anderen Bereichen eröffnet der Einsatz von Algorithmen neue Möglichkeiten für Automatisierungsprozesse. Viele Routineaufgaben, etwa in der Labormedizin, der Kardiologie und Radiologie, könnten künftig von Algorithmen übernommen werden (Rasche 2017: 8). Neben der Entlastung von Fachkräften, die dadurch Zeit für andere Tätigkeiten gewinnen könnten, ist hier auch die Möglichkeit reduzierter Gesundheitskosten durch Personaleinsparungen zu nennen. Die damit einhergehende Bedrohung der Arbeitsplatzsicherheit verdeutlicht die Ambivalenz, die mit der Digitalisierung verbunden sein kann. Die Chancen, Gesundheitskosten durch neue Formen der Automatisierung zu reduzieren, müssen zusammen mit den damit gekoppelten individuellen und arbeitsmarktpolitischen Herausforderungen betrachtet werden.

Individualisierte und vermehrt präventive Medizin

Auf längere Sicht könnte durch die umfassende Auswertung gesundheitsrelevanter Daten eine individualisierte Medizin in den Bereich des Möglichen rücken (IBC 2017: 7). Die jeweilige Therapie könnte mithilfe der Verknüpfung einer Vielzahl gesundheitsrelevanter Personendaten, z. B. genetischer Informationen, Informationen zu Lebensgewohnheiten und Vorerkrankungen, passgenau auf den einzelnen Menschen abgestimmt werden. Dank dieser Individualisierung, so die Hoffnung, könnten Patienten künftig nicht nur besser, sondern auch kostengünstiger versorgt werden, da Nebenwirkungen reduziert und Gesundheitschancen maximiert werden.

Darüber hinaus wird erhofft, dass die heutige, vorrangig reaktive Medizin zunehmend durch eine präventive Medizin abgelöst werden könnte (IBC 2017: 8). Daten aus verschiedenen Quellen, z. B. Wearables und anderen Sensoren, würden hierbei verknüpft und im Hinblick auf Risikofaktoren analysiert. Angesichts des ermittelten Risikoprofils kann der Lebensstil präventiv angepasst werden. Bei Unter- oder Überschreitung gesundheitlich relevanter Grenzwerte in der Umwelt oder dem Organismus eines Menschen könnte ein automatisches Signal generiert und versendet werden. Der oder die Betroffene wäre in diesem Fall vor gesundheitlichen Risiken gewarnt, bevor es zu faktischen Gesundheitsgefährdungen käme (ebd.).

Beschleunigter Transfer von der Forschung in die Praxis – und zurück

Neben positiven Erwartungen für die medizinische Praxis wird auch für die medizinische Forschung mit erheblichen Chancen gerechnet. Durch die größere Verfügbarkeit von Daten und den Einsatz von Algorithmen verspricht man sich einen beschleunigten und umfassenderen Datenaustausch zwischen Forschung und Praxis. Der schnellere Informationsfluss könnte dabei in beide Richtungen erfolgen – von der Forschung in die Versorgungspraxis und von der Versorgungspraxis in die Forschung. Der Forschungsprozess könnte durch die automatische Analyse von Praxisdaten auf eine breitere Datenbasis gestellt werden; der Transfer neuer Forschungsergebnisse in die medizinische Versorgung könnte deutlich beschleunigt werden. Fachleute sprechen im Zusammenhang dieses nachhaltig beschleunigten Austauschs zwischen Forschung und Praxis von der Entstehung eines *Lernenden Gesundheitssystems* (Krumholz 2014).

Herausforderungen

Mögliche Fehleinschätzungen der Leistungsfähigkeit von Algorithmen

Angesichts der hohen Geschwindigkeit und ihrer Fähigkeit, auch größte Datenmengen zu verarbeiten, könnte die Leistungsfähigkeit algorithmenbasierter Systeme leicht überschätzt werden. In der Speicherung und Verwaltung von Daten sind maschinelle Systeme dem Menschen zwar tatsächlich systematisch überlegen, und diese Überlegenheit wird sich künftig voraussichtlich noch verstärken. Geht es allerdings um die Bewertung von Informationen, sind sie dem Menschen systematisch unterlegen.

In vielen, wenn nicht gar den meisten Bereichen der medizinischen bzw. pflegerischen Versorgung und Forschung ist menschliche Urteilskraft erforderlich, etwa wenn zwischen

unterschiedlichen Chancen und Risiken abgewogen werden muss. Gibt es mehrere diagnostische bzw. therapeutische Optionen, die mit je eigenen Vor- und Nachteile verbunden sind, dann, so betonen Experten wie Rasche (2017), kann ein Algorithmus allenfalls unterstützende Funktion haben. Das menschliche Urteilsvermögen kann dadurch nicht ersetzt werden. Bei algorithmengenerierten Empfehlungen ist es daher wichtig, klar zwischen *Empfehlungen* und *Entscheidungen* zu unterscheiden: Digitale Assistenzsysteme könnten zwar Empfehlungen generieren – Empfehlungen, die aufgrund der Qualität und Zahl der verarbeiteten Daten durchaus den „Charakter einer qualifizierten Zweitmeinung“ haben können (Rasche 2017: 8). Eine Entscheidung können sie jedoch nicht treffen. Diese Aufgabe obliegt immer einem Menschen (ebd.).

Zuschreibung und Verteilung von Verantwortung

Dies gilt auch für den Einsatz von Algorithmen in Systemen, die beispielsweise Medikamente automatisch verabreichen, elektrische Impulse auslösen oder Benachrichtigungen an das ärztliche oder das Pflegepersonal verschicken. Beispielhaft seien hier unter der Haut implantierte Sensoren genannt, die die Blutwerte von Diabetikern erfassen, um bei Bedarf automatisch Insulin freizusetzen.¹⁴ In Anwendungen dieser Art scheint der Algorithmus gewissermaßen selbst zu „entscheiden“, ob, wann und wie viel Insulin verabreicht wird. Faktisch wird die Entscheidung über die Programmierung bzw. entsprechende Einstellungen der Funktionen vorgegeben. Auch hier entscheidet der Mensch, also der Programmierer, Patienten, Ärztinnen und Ärzte, Pflegepersonal oder auch andere beteiligte Personen. Im Zusammenhang mit der Programmierung, dem Einsatz und der Einstellung des Systems können sich ethisch und rechtlich problematische Implikationen ergeben, insbesondere mit Blick auf die Zuschreibung von Verantwortung.

Verantwortung für Fehlfunktionen und das Problem mangelnder Transparenz

Offensichtlich kann ein Algorithmus zwar einen Schaden verursachen, indem eine qualitativ schlechte oder gar fehlerhafte Programmierung oder Anwendung der Grund für dessen Entstehen ist. Es wäre jedoch unsinnig zu behaupten, dass der Algorithmus im eigentlichen Wortsinn für einen Schaden verantwortlich ist. Selbst hoch entwickelte Algorithmen sind nicht in der Lage, Verantwortung zu übernehmen. Sie treffen keine moralisch verantwortungsvollen Entscheidungen. Das können allein Menschen. Kommt es infolge einer Algorithmenanwendung zu einem Schaden, sind also diejenigen dafür verantwortlich, die an den entsprechenden Programmierungs- und Anwendungsentscheidungen beteiligt waren. Angesichts der oft großen Zahl an Personen, die solche Entscheidungen mittreffen, stellt sich allerdings die Frage, wer im Einzelnen welche Faktoren und mögliche Fehler verantwortet (Mittelstadt et al. 2016). Ist es der Programmierer, die ein System anbietende Institution, der behandelnde Arzt oder der Patient? Diese Frage ist bislang ungeklärt, doch ihre Beantwortung angesichts der steigenden Nutzung von Algorithmen zunehmend dringlich.

Das Problem der Verantwortungszuschreibung wird durch technische Aspekte noch verschärft. Unterschiedliche Typen von Algorithmen werfen teils unterschiedliche Fragen auf. Diese betreffen vor allem die Transparenz von Verarbeitungsregeln und die damit verbun-

14 www.medtronicdiabetes.com/products/minimed-670g-insulin-pump-system

denen praktischen Möglichkeiten der Verantwortungsübernahme durch Kliniker und andere Anwender (Mittelstadt et al. 2016). Um Entscheidungen treffen zu können, müssen Personen über hinreichende relevante Informationen und praktisches Entscheidungswissen verfügen. Die unterschiedlichen Funktionsweisen von Algorithmen sind jedoch selbst für Informatiker teils kaum, teils gar nicht nachvollziehbar (European Group on Ethics in Science and New Technologies 2018). Im Falle eines Fehlers kann es aufgrund sogenannter Black-Box-Effekte sein, dass weder der Anwender noch der Informatiker erkennt, wo genau der Fehler liegt. Eine Analyse möglicher Fehlleistungen wird hierdurch maßgeblich erschwert, eventuell sogar unmöglich, und es droht ein Kontrollverlust (Jaume-Palasi und Spielkamp 2017).

Teilüberwachtes oder unüberwachtes maschinelles Lernen wirft hierbei die meisten Probleme auf. Die Einzelschritte der jeweiligen Prozesse sind oft selbst für Informatiker und Programmierer nicht mehr nachvollziehbar. Sollte der Algorithmus fehlerhaft funktionieren, können Menschen nicht erkennen, welcher Schritt hierfür ursächlich ist. Bereits bei überwacht lernenden Algorithmen stellen sich Fragen nach der Transparenz und der Verteilung von Verantwortung, z. B. zwischen einzelnen Programmierern und Nutzern. Sie werden eingesetzt, um Informationen zu filtern und aufzubereiten. Damit beeinflussen sie menschliche Entscheidungen. Ein Fehler in der Datenverarbeitung kann infolgedessen zu menschlichen Fehlentscheidungen führen, etwa wenn entscheidungsrelevante Informationen als irrelevant eingestuft werden. Verlassen sich Fachleute auf die Leistungsfähigkeit eines solchen Algorithmus, können entscheidungsrelevante Faktoren leicht übersehen werden. Schlimmstenfalls geht das Bewusstsein dafür verloren, dass entscheidungsrelevante Informationen durch einen Algorithmus übersehen werden können (Mittelstadt et al. 2016).

Einwilligung in automatisierte Prozesse

Zu bedenken ist, dass der Einsatz automatisierter Systeme an die auch sonst üblichen Aufklärungs- und Einwilligungsanforderungen im Bereich medizinischer Maßnahmen gebunden ist (§ 630e BGB). Eine sensorgestützte automatische Erfassung der Vitalwerte eines Patienten, die mit einem Algorithmus verbunden wird, der eine Über- oder Unterschreitung spezifischer medizinischer Grenzwerte automatisch erkennt und ein entsprechendes Signal oder gar eine Medikamentenabgabe auslöst, bedarf der Einwilligung des Patienten. Andernfalls würden sein Recht auf körperliche Integrität und seine Persönlichkeitsrechte verletzt.

Automatische Generierung von Scheinkorrelationen

Neben den bereits genannten Herausforderungen sind Beschränkungen der Leistungsfähigkeit von Algorithmen zu bedenken, die dem aktuellen Entwicklungsstand der Digitalisierung geschuldet sind. Diese Einschränkungen lassen sich zwar ggf. im Laufe der weiteren technologischen Entwicklung beheben, doch zwischenzeitlich sollten keine übermäßigen Erwartungen an verfügbare Systeme gestellt werden.

Wie oben bereits erwähnt, ergeben sich viele aktuelle Herausforderungen vor allem daraus, dass digitale Systeme nicht zwischen Korrelationen und Kausalitäten unterscheiden können (Fasel und Meyer 2016: 9; Wagner et al. 2017). Ein Algorithmus, der beispielsweise auf einen Abgleich der Daten zum Alkoholkonsum und Daten zu kardiovaskulären Erkrankungen programmiert ist, wird ggf. einen Zusammenhang der beiden Variablen anzeigen. Die

Frage, ob eine Kausalitätsbeziehung zwischen den beiden Faktoren vorliegt oder nicht, ist damit aber nicht beantwortet. Möglicherweise handelt es sich um eine sogenannte Scheinkorrelation. Ein übermäßiges Vertrauen in automatische Analysen großer Datenkonvolute kann hier leicht zu fehlerhaften Schlüssen führen.

Ein anderes Beispiel: Die bloße Datenlage liefert Hinweise darauf, dass Menschen, die regelmäßig eher hochpreisigen Rotwein trinken, ein verringertes Risiko für die Entwicklung von Herz-Kreislauf-Erkrankungen haben. Die Vermutung, dass hier ein Kausalitätszusammenhang besteht, wäre allerdings falsch. Der Konsum von hochpreisigem Wein und die (verringerte) Häufigkeit kardiovaskulärer Erkrankungen korrelieren zwar miteinander – ein kausaler Zusammenhang ist aber keineswegs gesichert. Im vorliegenden Fall hat sich beispielsweise gezeigt, dass Menschen, die sich teure Weine leisten können, aufgrund ihres einkommensgebundenen Status häufig weniger sozialem Stress ausgesetzt sind (Mortensen et al. 2001).

Menschliche Forscher und Forscherinnen können aufgrund ihrer Fähigkeit zur Hypothesenbildung und durch Kenntnisse in anderen Wissensbereichen solche Zusammenhänge erkennen – ein Algorithmus kann das nicht. Ein menschlicher Experte unterscheidet, kurz gesagt, auf der Grundlage von Hypothesen und Theorien, die den jeweiligen Anforderungen im Zuge des wissenschaftlichen Fortschritts regelmäßig angepasst werden. Die derzeitige Leistungsfähigkeit von Algorithmen ist in dieser Hinsicht beschränkt (Antes 2016).

Verzerrung von Ergebnissen durch Bias-Phänomene

Weitere Herausforderungen sind mit dem sogenannten Bias-Phänomen verbunden. Mit Bias ist gemeint, dass die Verarbeitungsregeln eines Algorithmus zu einer systematischen Verzerrung oder Einseitigkeit führen. Algorithmen werden beispielsweise eingesetzt, um Zellproben automatisch im Hinblick auf bestimmte Krankheitsmarker zu analysieren und einzugruppieren (Kraemer et al. 2011). In vielen Fällen wird eine solche Eingruppierung eindeutig sein. In anderen Fällen kann die Zuordnung jedoch unklar sein. Dann muss ein Grenzwert festgelegt werden, der bestimmt, ob eine Zellprobe als krankheitsrelevant gekennzeichnet wird oder eben nicht. Eine solche Grenze ist eine Norm, bei deren Festlegung abzuwägen ist, welche Folge eher gutgeheißen wird: ein eventuell häufiger ausgelöster falsch positiver Alarm oder ein eventuell in Kauf genommener höherer Anteil von als falsch negativ gekennzeichneten Proben (ebd.).

Ein Bias kann außerdem dadurch zustande kommen, dass ein Algorithmus auf einer unzureichenden Datengrundlage operiert. Das kann daran liegen, dass der Algorithmus, wie im oben erwähnten Beispiel des Bilderkennungsalgorithmus von Google, mit unzureichenden und vor allem einseitigen Datensätzen trainiert wurde. Es kann aber auch an der Unvollständigkeit oder Widersprüchlichkeit von Datensätzen im Prozess der Anwendung eines lernenden Algorithmus liegen. Gesundheitlich relevante Daten werden bislang häufig nur unvollständig erfasst. Daten in Patientenakten werden zum Beispiel oft nur unzureichend oder uneinheitlich kodiert und Informationen nur unvollständig erfasst.

Solche Unzulänglichkeiten haben Auswirkungen auf die Leistungsfähigkeit von Algorithmen, die derartige Daten oft nicht oder nur unzureichend auswerten können. Weitere Schief-lagen in der Datenbasis können auch hier dadurch bedingt sein, dass von bestimmten Personengruppen besonders viele, von anderen jedoch nur wenige Daten vorliegen. Patienten in bereits digital arbeitenden Krankenhäusern etwa produzieren mehr Daten als jene

in weniger stark digitalisierten Häusern. Ein solches Ungleichgewicht kann ebenfalls zu einem Bias führen (De Laat 2017).

Biasbedingte Fehlleistungen können die Verlässlichkeit von Systemen in der praktischen Nutzung erheblich beeinträchtigen. Die generierten Analysen sind zwangsläufig entweder unvollständig oder sogar falsch. Die weiter oben genannte Chance, dass durch den Einsatz von Algorithmen die Sicherheit und Verlässlichkeit gesundheitlicher Dienstleistungen erheblich zu verbessern ist, gilt aktuell also allenfalls eingeschränkt. Es ist abzuwarten, ob es gelingt, die durch die verschiedenen Arten von Bias verursachten Probleme in absehbarer Zeit zu beheben.

Unzureichende Standards für Datenerfassung und Datenaustausch

Eine automatische bzw. semiautomatische Verarbeitung digitaler Inhalte kann letztlich nur dann funktionieren, wenn ein hinreichendes Maß an Interoperabilität verschiedener Systeme sichergestellt ist. Entsprechend wichtig ist es, gemeinsame Standards für den Datenaustausch zu entwickeln und zu etablieren (Hahn und Schreiber 2018: 340). Aktuell bestehen hier jedoch teils erhebliche Mängel. Dies gilt auf technischer Ebene wie auch auf Anwenderebene, etwa bei der Erfassung von Daten, beispielsweise durch entsprechende Kodierungen in Patientenakten etc. Auf technischer Ebene ist vor allem die flächendeckende Einrichtung schneller und zuverlässiger Datenverbindungen („Telematikinfrastrukturen“) zu nennen, ohne die eine Anwendung algorithmengestützter Systeme nicht funktionieren kann. Auf Anwenderebene ist die Nutzung (und fortlaufende Verbesserung) der Systeme davon abhängig, dass Daten korrekt eingegeben und abgerufen werden (Amarasingham et al. 2016).

Hiermit sind neue persönliche und berufliche An- und Herausforderungen verbunden. Vertreter von Gesundheitsberufen müssen sich ggf. neues technisches Wissen aneignen und auf gemeinsame Standards etwa für den Arztbrief und die Labordaten einigen.¹⁵ Ingenieure und Programmierer stehen vor der Herausforderung, Systeme anwenderorientiert zu gestalten (Rüping 2015). Hierfür benötigen sie Informationen darüber, wie die Anwender die Systeme üblicherweise verwenden, vor welchen Herausforderungen sie dabei stehen und welche Fehler sie typischerweise machen. Nur mit diesem Wissen können algorithmengestützte Systeme so designt werden, dass sie sicher und zielführend genutzt werden können.

Hieraus ergibt sich für die Praxis eine weitere Herausforderung, nämlich eine solche Zusammenarbeit bzw. einen solchen Austausch zu initiieren und ggf. auch hierfür einheitliche Standards zu gestalten. Diese Zusammenarbeit wird mit verschiedenen Fördermaßnahmen unterstützt. Das Bundesministerium für Bildung und Forschung unterstützt im Rahmen einer Medizininformatik-Initiative beispielsweise diverse interdisziplinäre Konsortien, die an entsprechenden Projekten arbeiten.¹⁶

15 Beide Aspekte betonte u. a. Thomas Kriedel aus dem Vorstand der Kassenärztlichen Bundesvereinigung (KBV) auf einer Vertreterversammlung der Organisation im Mai 2018: www.aerzteblatt.de/nachrichten/94956/Einfuehrung-der-Tele%C2%ADma%C2%ADtik%C2%ADinfra%C2%ADstruk%C2%ADtur-hakt-weiterhin

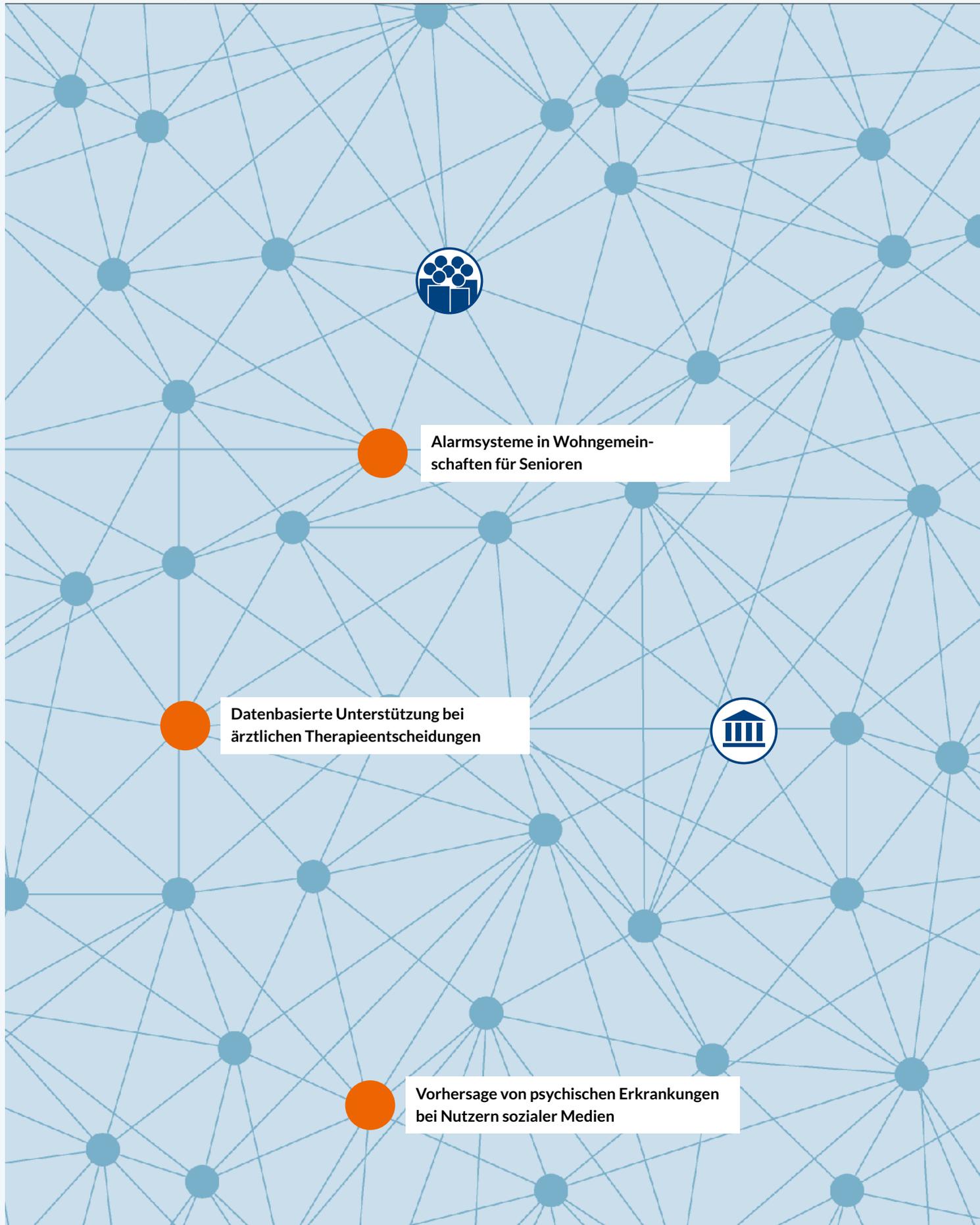
16 www.medizininformatik-initiative.de/

Das Problem der Datenanonymität und -sicherheit

Die Frage nach einem möglichen Missbrauch persönlicher Daten bei der Nutzung von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung und -forschung verweist auf eine weitere, grundsätzliche Herausforderung. Im Zuge der Verarbeitung sensibler gesundheitsbezogener Daten tritt an verschiedenen Stellen das Risiko von Datendiebstählen oder des Missbrauchs von Daten auf (Abouelmehdi et al. 2017). Bei der Erfassung können behandelnde Ärzte oder Pflegepersonal es zum Beispiel versäumen, Daten ausschließlich korrekt verschlüsselt auszutauschen. Darüber hinaus können Unklarheiten bestehen, unter welchen Umständen medizinischen Einrichtungen, Gesundheitsdaten an Programmierer und Medizininformatiker weiter geben dürfen. Powles und Hodson analysieren den bemerkenswerten Fall eines britischen Krankenhauses, dessen Verantwortliche eine erhebliche Zahl von Patientendaten an die Firma DeepMind weitergegeben hatten, die diese Daten zur Entwicklung eines klinischen Analysetools verwendet haben (Powles und Hodson 2017). Die Datenweitergabe stellte sich vor allem insofern als problematisch heraus, als die Forschung keinen individuellen diagnostischen oder therapeutischen Nutzen für die betroffenen Datensubjekte anstrebte, doch die fraglichen Daten den jeweiligen Patienten ohne größeren Aufwand zugeordnet werden konnten (ebd.).

Bei der Weitergabe und Verarbeitung personenbezogener Daten für Forschungszwecke erzeugen Algorithmen zunehmend ein weiteres Problem: Die Anonymisierung personenbezogener Daten gestaltet sich zunehmend schwierig. Eine Re-Identifizierung von Personen auch bei vermeintlich vollständig und umfassend anonymisierten Daten rückt zunehmend in den Bereich des Möglichen. Viele Fachleute gehen schon jetzt davon aus, dass eine Anonymisierung gar nicht mehr gewährleistet werden kann (Mittelstadt und Floridi 2016).

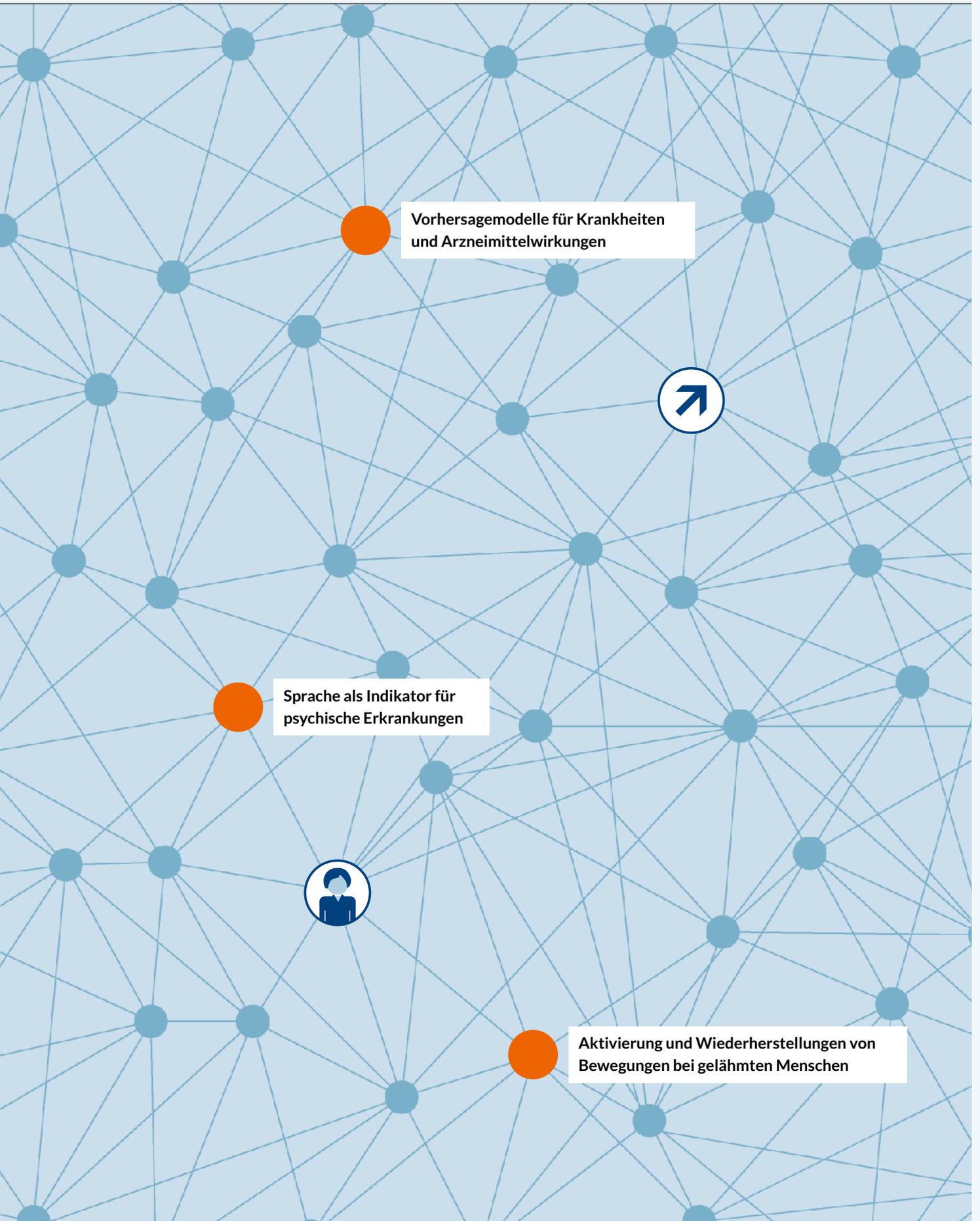
Personenbezogene Daten können für Zwecke gebraucht werden, die das Datensubjekt nicht unterstützt. Offensichtlich ist dies im Fall eines Datenmissbrauchs, der die Betroffenen direkt schädigt, beispielsweise weil das über eine Person gewonnene Wissen etwa durch die Ablehnung einer Versicherung gegen sie verwendet wird. Eventuell weniger offensichtlich, aber gleichwohl relevant ist es, wenn persönliche Daten zu legalen Zwecken, jedoch ohne entsprechende Autorisierung der Betroffenen, verwendet werden. Auch hier läge ein Missbrauch vor.



Alarmsysteme in Wohngemeinschaften für Senioren

Datenbasierte Unterstützung bei ärztlichen Therapieentscheidungen

Vorhersage von psychischen Erkrankungen bei Nutzern sozialer Medien



6 Anwendungsszenarien

Im Folgenden sollen die Chancen und Herausforderungen im Kontext konkreter Anwendungszusammenhängen noch einmal verdeutlicht werden. Die gewählten Beispiele stammen aus der aktuellen Forschung und Praxis – sie reichen von der Algorithmenanwendung bei der Analyse von Bildinhalten in sozialen Medien zur Prädiktion von depressiven Erkrankungen über den Einsatz von Algorithmen in Entscheidungsunterstützungssystemen für den Einsatz in verschiedenen klinischen Kontexten bis hin zur Verwendung von Algorithmen in Monitoringsystemen, die es pflegebedürftigen und hochaltrigen Menschen erlauben sollen, möglichst lange in ihrer gewohnten Umgebung zu leben. In jedem Anwendungsfeld ergeben sich spezifische Chancen und stellen sich jeweils eigene Herausforderungen.

6.1

Vorhersage von psychischen Erkrankungen bei Nutzern sozialer Medien

Soziale Medien wie Facebook oder Instagram werden heute von hunderten Millionen Menschen weltweit genutzt und täglich wird auf diesen Plattformen eine große Menge neuer Inhalte in Form von Fotos oder Kommentaren produziert (vgl. Statista 2018). Diese Inhalte sind auch für medizinische Forschungszwecke potenziell von Interesse. So haben Studien gezeigt, dass depressive Menschen bei Fotos eher dunkle und graue Farben bevorzugen und oft über nur eingeschränkte soziale Kontakte verfügen (Carruthers et al. 2010; Bruce und Hoff 1994). Darauf aufbauend stellten Reece und Danforth (2017) eine Methode vor, mit der sich Depressionen aufgrund einer automatisierten Analyse von auf Instagram veröffentlichten Fotos frühzeitig erkennen lassen.

Ziel der Autoren war es, konkrete Depressionsmarker in den geposteten Fotos mithilfe eines Algorithmus zu identifizieren. Die Wissenschaftler untersuchten dabei die Hypothese, wonach sich die hochgeladenen Fotos und weitere Metadaten von Instagram-Nutzern mit Depression zuverlässig von den Beiträgen gesunder Nutzer unterscheiden lassen. Darüber hinaus stellten sie die Hypothese auf, dass sich auch Instagram-Beiträge, die Nutzer mit Depression vor der ersten klinischen Diagnose hochgeladen haben, zuverlässig von denen gesunder Nutzer unterscheiden lassen. Diese Hypothese ist deshalb besonders interessant, weil ein Nutzer, der von seiner Erkrankung weiß, dadurch gegebenenfalls in seinem Verhalten beeinflusst wird. Ein entsprechendes Bewusstsein kann beispielsweise auch Auswirkungen auf die Selbstdarstellung der Person auf Instagram haben.

Um ihre Hypothesen zu überprüfen, verwendeten Reece und Danforth (2017) Methoden des maschinellen Lernens sowie der Bildverarbeitung und extrahierten bestimmte Merkmale aus den Bildern. Die Wissenschaftler berücksichtigten daher solche Bildmerkmale als Marker in ihrer Untersuchung, die sich bereits in früheren Studien als verlässliche Prädiktoren für eine Depression erwiesen hatten.

Soziale Medien

Früherkennung

medizinische Forschung

Diagnose von Depressionen

Nutzungsverhalten

maschinelles Lernen

Zu diesen Merkmalen gehörten unter anderem das Vorhandensein und die Zahl von Personen auf einem Foto. Diese Merkmale wurden mithilfe eines Gesichtserkennungsalgorithmus erfasst und dienten als Indikator für das soziale Aktivitätsniveau der teilnehmenden Probanden. Weiterhin war für die Autoren interessant, an welchem Ort das Foto aufgenommen worden war (drinnen oder draußen). Erfasst wurden zudem Eigenschaften auf der Pixelebene, wie die durchschnittlichen Farbwerte und die Helligkeit. Darüber hinaus wurden für soziale Medien charakteristische Merkmale berücksichtigt, etwa ob ein Foto mit Kommentaren anderer Nutzer versehen wurde und wie viele „Likes“ es erhalten hatte. Berücksichtigt wurden außerdem Aspekte des Nutzungsverhaltens der betreffenden Person selbst, zum Beispiel die Häufigkeit, mit der sie Instagram aufruft und nutzt.

Die Datengrundlage für das Modell waren 43.950 Fotos von 166 Instagram-Nutzern, von denen 71 als depressiv diagnostiziert worden waren. Die Rekrutierung erfolgte über den Onlinemarktplatz Amazon Mechanical Turk. Verwendet wurde der Fragebogen CES-D

(Center for Epidemiologic Studies Depression Scale), um das Ausmaß der Depression bei potenziellen Teilnehmenden zu identifizieren. Gesunde Teilnehmer wurden weitergehend untersucht, um sicherzustellen, dass keine Depressionen vorlagen. Geeignete Teilnehmer wurden anschließend über ihre bisherige Nutzung von Instagram befragt und konnten sich über eine in die Umfrage eingebettete App in ihr Instagram-Konto einloggen, um so ihre Daten mit den Wissenschaftlern zu teilen.

Die Ergebnisse der Studie bestätigten die beiden oben genannten Hypothesen. Hinsichtlich der Merkmale zeigte sich beispielsweise, dass die von depressiven Patienten auf Instagram geposteten Fotos mit höherer Wahrscheinlichkeit blau, grau und dunkel waren und deutlich weniger „Likes“ erhielten. Depressive Nutzer neigten außerdem dazu, alle Farben aus ihren Bildern herauszufiltern, und zeigten gleichzeitig eine Aversion gegen das künstliche Aufhellen der Bilder. Darüber hinaus waren auf den Fotos depressiver Nutzer seltener mehrere Personen zu sehen.

Um die Genauigkeit des prädiktiven Modells zu testen, verglichen die Wissenschaftler dessen Ergebnisse mit den Daten einer umfangreichen Meta-Analyse (Mitchell et al. 2009). Darin untersuchten die Autoren 118 Studien, die analysieren, wie gut Hausärzte ohne die Hilfe von Fragebögen oder anderen Messinstrumenten in der Lage sind, bei ihren Patienten Depressionen korrekt zu diagnostizieren.

Insgesamt zeigte das Modell von Reece und Danforth (2017) deutlich bessere Ergebnisse bei der Diagnose von Depressionen als die Hausärzte, die eine Diagnose ohne Messinstrumente in ihrer Praxis durchführten. Der Algorithmus erkannte bei einer Mehrheit der Patienten eine Depression allein anhand der bei Instagram hochgeladenen Bilder korrekt, während bei den Allgemeinmediziner*innen mehr als die Hälfte der Diagnosen falsch positiv waren. Das bedeutet, dass die Ärzte eine Vielzahl gesunder Patienten fälschlicherweise als depressiv diagnostizierten. Nach Meinung der Wissenschaftler ließe sich die Vorhersagekraft des Algorithmus noch deutlich verbessern, wenn auch von den Nutzern hochgeladene Textmerkmale analysiert würden. Laut der Autoren hat sich in früheren Untersuchungen eine solche Textanalyse bei der Erkennung verschiedener gesundheitlicher und psychologischer Signale in sozialen Netzwerken bereits als erfolgreich erwiesen.

Chancen

Psychische Erkrankungen gelten als fünftgrößter Faktor der „Global Burden of Disease“ (Whiteford et al. 2013). Die Förderung der psychischen Gesundheit zählt entsprechend zu den zentralen Zielen der Gesundheitsversorgung. Dies betont auch die Weltgesundheitsorganisation (WHO) in ihrem aktuellen Mental Health Action Plan 2013–2020. Angemahnt werden darin unter anderem Verbesserungen beim Monitoring der „population health“, um erkrankungsgefährdete Personen so früh wie möglich identifizieren und ihnen bestmöglich helfen zu können (WHO 2013).

Algorithmen könnten zu einem solchen Monitoring und damit auch zu einer Reduktion der globalen Krankheitslast beitragen. Der beschriebene Algorithmus fällt in den Bereich der „predictive analytics“. Diese sind darüber definiert, dass sie Vorhersagen über künftig wahrscheinliche Ereignisse in Echtzeit erstellen (Cohen et al. 2014). Die Ergebnisse aktueller Studien, wie der von Reece und Danforth (2017), weisen darauf hin, dass predictive analytics auch eingesetzt werden könnten, um Anzeichen von Depressionserkrankungen durch ein automatisiertes Monitoring sozialer Medien zu identifizieren. Die Identifikation erfolgt



dabei extrem schnell – sobald entsprechende Inhalte gepostet werden – und, darauf weisen Reece und Danforth hin, in der Regel auch zuverlässiger als mit bisherigen Methoden. Im Vergleich zu Allgemeinmediziner:innen, die ohne Hilfsmittel wie Fragebögen o.Ä. eine Erstdiagnose stellen sollten, generierten die Algorithmen deutlich weniger falsch positive Diagnosen. Ob auch weniger falsch negative Diagnosen gestellt wurden, geht aus der Projektbeschreibung nicht hervor. Es ist also nicht auszuschließen, dass der Algorithmus in dieser Hinsicht weniger überzeugende Ergebnisse produziert. Beide, Vorhersagen in Echtzeit und die Vermeidung falsch positiver Diagnosen, eröffnen Chancen für eine verbesserte Versorgung von Menschen mit psychischen Erkrankungen.

vermeidbare Kosten

Qualität der Versorgung Monitoring

globale Anwendungsmöglichkeit

„predictive analytics“

Vermeidbar spät oder falsch diagnostizierte psychische Erkrankungen belasten nicht allein den Einzelnen, sondern auch das Gesundheitssystem und die Solidargemeinschaft. Nach Angaben des GKV-Spitzenverbandes betragen die Ausgaben der gesetzlichen Krankenversicherungen für die Behandlung psychischer Erkrankungen im Jahr 2016 rund 9,7 Milliarden Euro (Wissenschaftliche Dienste Deutscher Bundestag 2017). Undiagnostiziert können sich Depressionen bis zu einem Punkt verschlechtern, an dem das Leben der Betroffenen in Gefahr gerät. Falsch positive Diagnosen wiederum verursachen möglicherweise überflüssige Untersuchungen und können faktisch unnötigen Therapien nach sich ziehen. Letztere bedeuten für die Betroffenen unnötige Belastungen und für das Gesundheitssystem vermeidbare Kosten (Reece und Danforth 2017). Ein Monitoring mittels der beschriebenen Algorithmen könnte somit dazu beitragen, die Qualität der Versorgung zu verbessern und unnötige Kosten zu vermeiden.

Darüber hinaus bieten sich Chancen im Hinblick auf die Ausweitung bestehender Angebote, ggf. bis hin zu der Möglichkeit breit angelegter Screenings (ebd.). Bisherige Analyseverfahren, besonders solche mit technischer Unterstützung, sind vergleichsweise teuer und erreichen oft nur einen geringen Teil der Risikogruppe. Die Anwendung prädiktiver Algorithmen unter Verwendung der in sozialen Medien ohnehin auf breiter Basis geteilten Inhalte eröffnet hier grundlegend neue Perspektiven. Soziale Medien werden zunehmend von vielen, unterschiedlichen Bevölkerungsgruppen zugehörigen Menschen genutzt. Dieser Umstand erlaubt es, auch solche Personen zu erreichen, die durch bisherige Versorgungsansätze nicht erreicht werden können. Dazu gehören beispielsweise Menschen, die aus Unkenntnis oder Scheu keinen Kontakt zu Anbietern entsprechender medizinischer oder psychosozialer Leistungen aufnehmen.

Nicht zuletzt könnte der Einsatz von Algorithmen die von der WHO angemahnten Verbesserungen der psychischen Gesundheitsversorgung auf globaler Ebene fördern. In vielen Regionen der Welt sind psychische Gesundheitsdienstleistungen stark unterfinanziert oder gar nicht verfügbar. Soziale Medien werden aber auch dort vielfach genutzt. Der Einsatz prädiktiver Algorithmen zur Früherkennung psychischer Erkrankungen wie etwa Depressionserkrankungen wäre somit auch dort grundsätzlich denkbar (ebd.).

Den geschilderten Chancen stehen verschiedene Herausforderungen gegenüber, die es aus individualethischer, aus institutionenethischer und aus gesellschaftlicher bzw. gesellschaftspolitischer Perspektive zu bedenken gilt. Die Unterscheidung von Individual- und Institutionenethik sowie der gesellschaftlichen Perspektive ist nicht extensional im Sinne dreier Bereichsethiken (mit getrennten Gegenstandsbereichen) zu verstehen. Sie bezeichnet vielmehr – in Anlehnung an die in Kapitel fünf genannten – drei Perspektiven der Verantwortung, die weder aufeinander reduzierbar noch eliminierbar sind (Göbel 2017: 49; Gutmann und Quante 2017: 105).

Individuelethische Herausforderungen



Aus individualethischer Perspektive ist zu fragen, wer bzw. welcher Personenkreis unter welchen Umständen einen prädiktiven Algorithmus zur Analyse der Inhalte sozialer Medien verwenden darf oder eventuell sogar sollte: Die Nutzer, die die jeweiligen Inhalte gepostet haben? Ihre Kontakte? Ausschließlich psychologisch ausgebildete Fachkräfte und Ärzte? Weitere Personen, die ein Interesse daran haben, frühzeitig über mögliche Depressionserkrankungen informiert zu werden, z. B. Arbeitgeber und Versicherungen?

Zudem ist danach zu fragen, welche Rechte bzw. Pflichten aus der Verwendung solcher prädiktiven Algorithmen erwachsen. Haben Nutzer von sozialen Medien ethisch betrachtet eventuell nicht nur ein Recht, sondern auch eine Pflicht, eigene Inhalte auf mögliche psychische Erkrankungsrisiken hin analysieren zu lassen? Immerhin, so ließe sich argumentieren, könnten durch eine solche Früherkennung nicht nur psychisches Leid verringert, sondern auch Behandlungskosten gesenkt werden. Oder sind allein die Nutzer sozialer Medien berechtigt zu entscheiden, ob ihre Inhalte mittels prädiktiver Algorithmen auf psychische Erkrankungsrisiken analysiert werden? Diese Frage wird in unserer Gesellschaft klar und nachdrücklich mit Verweis auf das Recht auf informationelle Selbstbestimmung bejaht (BDSG sowie DSGVO).

informationelle Selbstbestimmung

Schutz der Privatsphäre unzureichende Anonymisierung

individuelle Einwilligung sozialer Druck

Dieses Recht verweist seinerseits auf ein zentrales ethisches Prinzip unserer Gesellschaft: das Prinzip des Anspruchs einer jeden Person auf Privatsphäre. Der Schutz der Privatsphäre ist ein politischer Grundpfeiler freiheitlich demokratischer Gesellschaften und wird auf verschiedenen Ebenen vor allem auch gesetzlich verankert. Beispielhaft sei hier Artikel 8 der Europäischen Menschenrechtskonvention genannt, der nach herrschender Lehrmeinung auch das Recht auf informationelle Selbstbestimmung und Datenschutz umfasst (Europäische Menschenrechtskonvention 1950, aktuelle Fassung 2010; EGMR Urt. v. 26.3.1987 – 9248/81).

Das Recht auf Schutz der Privatsphäre gilt auch und sogar in besonderem Maße, wenn es um gesundheitliche Belange geht (Schaar 2016). Eine Verwendung prädiktiver Algorithmen zur automatischen Analyse von auf Instagram und ähnlichen Plattformen geposteten Inhalten wirft im Hinblick auf den Schutz der Privatsphäre entsprechende Fragen auf. Im Rahmen

einer Studie, wie dieser von Reece und Danforth, waren die Nutzer darüber informiert und haben eingewilligt, dass ihre Bildinhalte ausgelesen und analysiert werden. Halten dergleichen Verfahren jedoch Einzug in die allgemeine gesundheitliche Vorsorgepraxis, wäre eine solche Einwilligung nicht gegeben.

Eine automatisierte Auswertung von Inhalten sozialer Medien in prädiktiver Absicht stellt damit ggf. eine hoch problematische Verletzung der Privatsphäre und des Rechts auf informationelle Selbstbestimmung dar (Guntuku et al. 2017). Dies gilt unabhängig davon, dass die betreffenden Inhalte (Bilder etc.) in öffentlichen Foren gepostet worden sind. Die Nutzer sozialer Medien erwarten in der Regel keine Erhebung und Analyse ihrer Daten für medizinische Zwecke. Die von ihnen avisierte Öffentlichkeit ist nicht medizinisches Fachpersonal, sondern sind andere Nutzer sozialer Medien. Besonders in sensiblen Bereichen wie der psychischen Gesundheit ist eine wissenschaftliche Auswertung öffentlich zugänglicher Daten daher ethisch problematisch. Dies gilt ohnehin, wenn die Daten nicht oder nur unzureichend anonymisiert wurden. Dies alles gilt aber ebenfalls, wenn die Daten „nur“ in der Absicht erhoben werden, einen Algorithmus zu trainieren (Conway und O'Connor 2016). Auch Teilnehmende der Studie von Reece und Danforth (2017) äußerten ein Unbehagen hinsichtlich der Weitergabe ihrer Instagram-Daten an die Wissenschaftler. Einige Probanden, die zunächst an der Studie hatten teilnehmen wollen, entschieden sich schließlich gegen die Freigabe ihrer Daten und sagten die Teilnahme wegen Bedenken im Hinblick auf den Schutz der Privatsphäre wieder ab (ebd.).

Sollte der prädiktive Algorithmus Eingang in die Praxis erhalten, wäre es also erforderlich, von den Nutzern entsprechender Plattformen eine individuelle Einwilligung zu erhalten. Denkbar wären eine zusätzliche Einstellungsoption, die es den Nutzern erlaubt, selbst zu entscheiden, ob der Algorithmus zum Einsatz kommt und sie selbst und/oder andere Personen im Falle typischer Anzeichen einer sich anbahnenden Depressionserkrankung informiert werden. Eine solche Lösung mag zunächst einleuchtend erscheinen. Praktisch läuft sie allerdings Gefahr, an den typischen Verhaltensweisen von Internetnutzern zu scheitern. Denn die meisten Nutzer sozialer Medien stimmen nützlich klingenden Angeboten allzu schnell zu ohne sich der Konsequenzen in vollem Umfang bewusst zu sein.

Neben prinzipiellen Gründen, dient das Recht auf informationelle Selbstbestimmung auch dazu, Personen vor Schäden zu bewahren, die andere durch Nutzung von sie betreffenden Informationen verursachen könnten. Prädiktive Algorithmen zur Erfassung der psychischen Gesundheit könnten beispielsweise von Arbeitgebern genutzt werden, um sich über die psychische Belastbarkeit einer Person zu informieren (Guntuku et al. 2017). Bereits heute nutzen einige Arbeitgeber öffentlich zugängliche Social Media Accounts, um sich ein umfassenderes Bild von Bewerbern zu machen (Büttner 2016). Sollte eine Bewerbung aufgrund entsprechender Analysen der Social Media Accounts trotz fachlicher Eignung einer Person nicht mehr in Betracht gezogen werden, entstünde dem Bewerber oder der Bewerberin ein Schaden.

Menschen mit psychischen Erkrankungen oder einem erhöhten Erkrankungsrisiko sind auch außerhalb solcher beruflicher Kontexte oft von sozialer Benachteiligung und Stigmatisierung bedroht. Durch Preisgabe der mit dem Algorithmus gewonnenen Informationen können den Betroffenen daher erhebliche Schäden entstehen. Dies gilt nicht nur, wenn entsprechende Informationen ohne das Wissen oder sogar gegen den Willen der Betroffenen abgerufen werden.

Auch eine vermeintlich freiwillige Preisgabe der Informationen ist kritisch zu betrachten (Bauer et al. 2017). Soziale Medien werden häufig gemeinsam mit anderen Personen genutzt, gepostete Inhalte etwa auf dem Schulhof oder in der Kantine mit anderen zusammen betrachtet. Dieser Aspekt ist hinsichtlich der Frage, ob und wie die Nutzer selbst über die Ergebnisse der algorithmengenerierten Analysen informiert werden sollten, von Interesse. Eine automatische Anzeige, die über den mentalen Zustand eines Nutzers von Instagram oder anderen sozialen Medien informiert, könnte leicht dazu führen, dass andere Personen ebenfalls Informationen über den mentalen Zustand erhalten. Aber auch Voreinstellungen, die eine solche automatische Anzeige unterbinden, können sich in der Praxis als unzureichend für einen effektiven Schutz erweisen. Es erscheint nicht unwahrscheinlich, dass sich Nutzer bei sozialem Druck auch wider besseres Wissen darauf einlassen, entsprechende Angaben in Anwesenheit Dritter anzufordern oder zuzulassen (ebd.).

Institutionenethische Herausforderungen



Ein wichtiges Kriterium für die Legitimität von institutionellem Handeln ist die ethische Legitimität der Ziele. Institutionen des Gesundheitswesens könnten durch den breiten Einsatz prädiktiver Algorithmen effektiv darin unterstützt werden, ihrem gesellschaftlichen Auftrag gerecht zu werden. Würde die Früherkennung von Depressionserkrankungen effektiver gestaltet, könnte das zur verbesserten Versorgung bei psychischen Erkrankungen beitragen (Reece und Danforth 2017). Dies gilt allerdings nur dann, wenn die entsprechend eingesetzten Algorithmen in ein umfassendes Versorgungskonzept eingebettet sind. Für sich allein genommen wäre der Einsatz von Algorithmen hier nicht hinreichend. Aufgrund ihres gesellschaftlichen Auftrags und der damit verbundenen Fürsorgepflichten stehen institutionelle Akteure des Gesundheitswesens in der Verantwortung, nicht nur die Rahmenbedingungen für den Zugang zu neuen diagnostischen Möglichkeiten zu gestalten, sondern auch geeignete therapeutische Angebote verfügbar zu machen.

ethische Legitimität der Ziele

Fürsorgepflicht

selbstverstärkende Rekursionsschleifen

„Dual Use“ Recht auf Nichtwissen erhebliche Sicherheitsrisiken

Würden Nutzer sozialer Medien ausschließlich über ihr jeweiliges Erkrankungsrisiko informiert, ohne dass entsprechende therapeutische Angebote bereitgehalten würden, wäre ihnen wohl eher geschadet als geholfen. Die automatische Information über eine potenzielle Depressionserkrankung, die nicht in weitergehende Informationen eingebettet und von einer psychologisch ausgebildeten Fachkraft begleitet wird, belastet die Betroffenen eher als dass sie ihnen hilft. Schlimmstenfalls verstärken sich bestehende psychische Probleme dadurch, dass Unsicherheit entsteht und keine professionelle Hilfe in Anspruch genommen wird. Das Selbstbild der Nutzer könnte durch die algorithmische „Fremdwahrnehmung“, also Eingruppierung, so beeinflusst werden, dass selbstverstärkende Rekursionsschleifen erzeugt werden (Cornford et al. 2007). Die Diagnose selbst könnte damit eben die Probleme hervorrufen, denen begegnet werden sollte.

Darüber hinaus darf nicht vorausgesetzt werden, dass Nutzer grundsätzlich über eine mögliche Depressionserkrankung informiert werden wollen. Eine automatisch generierte Information über eine potenziell zeitnah eintretende Depressionserkrankung entspricht einer unangeforderten Diagnostik. In gesundheitlichen Belangen besteht jedoch, zumindest solange keine weiteren Personen – z. B. durch Ansteckungsrisiken – in Gefahr sind, ein Recht auf Nichtwissen. Jeder und jede soll selbst für sich entscheiden können, ob und wie er oder sie über gesundheitliche Risiken informiert werden möchte (Conway und O'Connor 2016). Nutzer sollten daher selbst entscheiden können, ob sie über ihr Risiko einer Depressionserkrankung informiert werden.

Institutionen der Gesundheitsversorgung stehen somit vor der Herausforderung, Rahmenbedingungen und Strukturen zu schaffen, die es erlauben, den Einsatz prädiktiver Algorithmen fachgerecht zu steuern und zu begleiten. Darüber hinaus liegt es in der institutionellen Verantwortung, dafür zu sorgen, dass keine unbefugten Personen Zugriff auf die Inhalte und Ergebnisse der algorithmenbasierten Analysen erhalten. Institutionen sind aufgerufen, die Zugangs- und Nutzungsbedingungen prädiktiver Algorithmen im Interesse der Nutzer zu gestalten. Aus institutionenethischer Perspektive gilt es daher zu klären, wem ein algorithmengestützter Zugriff auf Informationen über mentale Zustände von Nutzern sozialer Medien gestattet sein sollte.

Die sich im Zuge prädiktiver Algorithmen eröffnenden Möglichkeiten wecken auch über den medizinischen Sektor hinaus erhebliches Interesse. Bauer et al. (2017) verweisen auf Schätzungen, denen zufolge die weltweiten Investitionen im Bereich der automatischen Erfassung und Analyse von Emotionen bis zum Jahr 2020 einen Marktwert von 22,65 Milliarden US-Dollar erreichen werden (MarketsandMarkets 2016). Ziel ist dabei sowohl die Erfassung als auch die Manipulation emotionaler Zustände, z. B. um Werbung noch erfolgreicher zu gestalten und zu platzieren, indem die Emotionen der Betrachter direkt und individualisiert angesprochen und Kaufimpulse ausgelöst werden. Derartige Manipulationsversuche sind rechtlich zwar legal, laufen jedoch dem ethischen Prinzip der Bewahrung und Beförderung der Selbstbestimmung zuwider (Glenn und Monteith 2014). Fachleute wie Bauer et al. (2017) fordern eine klare Unterscheidung bei der Nutzung entsprechender Algorithmen: „There must be a clear distinction between the algorithmic findings from the practice of psychiatry, and commercial findings for profit, even though similar analytic approaches are used“.

Algorithmen, die Auskunft über mentale Zustände bzw. Tendenzen geben, werfen damit die Frage auf, wie einem möglichen „Dual Use“, also einer Verwendung nicht allein zu ethisch wünschenswerten, sondern auch zu unververtretbaren Zwecken, begegnet werden kann. Die Frage kann nicht auf individueller, sondern muss mindestens auf institutioneller Ebene geklärt werden. Einzelne Institutionen haben bereits die Erfahrung gemacht, dass ihre mit positiven Intentionen angebotene Software in der praktischen Anwendung mit erheblichen Sicherheitsrisiken verbunden sein kann. Der frühzeitigen Erfassung depressiver Verstimmungen dienende Algorithmen können etwa von Gewalttätern oder Betrügnern auch eingesetzt werden, um Personen zu finden, die sich besonders leicht zu Opfern machen lassen. Die 2014 kurzzeitig verfügbare App „Samaritans Radar“, die ursprünglich zur frühzeitigen Entdeckung depressiver Erkrankungen entwickelt und in sozialen Medien eingesetzt worden war, wurde aufgrund von (Sicherheits-)Bedenken bereits nach wenigen Tagen wieder deaktiviert. Die Bedenken bezogen sich darauf, dass das Wissen um einen emotional besonders angreifbaren Zustand auch von Stalkern und „Internet-Trollen“ genutzt werden kann, um den Betroffenen Schaden zuzufügen (Samaritans 2014).

Weitere Herausforderungen könnten entstehen, sobald öffentliche und private Akteure mit jeweils unterschiedlichen Interessenschwerpunkten kooperieren. Instagram etwa liegt in privater Hand. Private Anbieter können zwar an der Verbesserung gesundheitlicher Dienstleistungen interessiert sein, sind aber keine Anbieter von Gesundheitsleistungen im dafür vorgesehenen institutionellen Rahmen. Kommerzielle Anbieter können auch ein Interesse daran haben, Informationen über den emotionalen Zustand der Nutzer von Instagram und ähnlichen Plattformen zu sammeln, um ihre jeweiligen Angebote zu verbessern oder erfolgreicher zu bewerben. Die ausschließliche Nutzung der durch den Algorithmus gewonnenen Erkenntnisse über emotionale Zustände zu prädiktiven medizinischen Zwecken scheint unwahrscheinlich (Bauer et al. 2017). Dies wirft die Frage auf, ob und ggf. welche Nutzungsbedingungen bei einer Kooperation von (öffentlichen) Gesundheitsdienstleistern und (privaten) kommerziellen Anbietern von Algorithmen erforderlich sind, um die Rechte der Nutzer (v. a. das Recht auf informationelle Selbstbestimmung und den Schutz der Privatsphäre) zu gewährleisten.

Gesellschaftspolitische Herausforderungen



Die algorithmengestützte Analyse der Inhalte sozialer Medien stellt auch gesellschaftlich eine Herausforderung dar. Diese ergibt sich vor allem daraus, dass die Grenze zwischen gesundheitlicher Versorgung und anderen Lebensbereichen hier systematisch aufgehoben wird. Es ist fraglich, ob diese Vermischung der Sphären (Teilen von Fotos, Prädiktion psychischer Erkrankungen) eine Medikalisierung des Lebens befördern könnte (Gadebusch et al. 2017: 95 ff.). Eine solche Medikalisierung wäre insofern problematisch, als dass Gesundheit – und hierzu zählt auch die psychische Gesundheit – zwar als hohes gesellschaftliches Gut anerkannt ist, keineswegs aber als das höchste Gut. Das Gut Gesundheit steht in Konkurrenz mit anderen gesellschaftlichen Gütern, etwa dem der Privatsphäre oder der Freiheit.

Medikalisierung des Lebens

Privatsphäre Freiheit

Verschiebung gesellschaftlicher Werte

neue Gesundheitspflichten

Der Einsatz prädiktiver Algorithmen in sozialen Medien wie Instagram wirft die Frage nach einer möglichen Verschiebung gesellschaftlicher Werte auf. Kommt es zu einer Überbetonung des Wertes Gesundheit, wenn in bislang nicht mit gesundheitlichen Belangen assoziierten Lebensbereichen prädiktive Algorithmen eingesetzt werden? Welche gesellschaftlichen Konsequenzen könnten hieraus erwachsen? Könnten sich z. B. längerfristig neue Gesundheitspflichten entwickeln? Diese könnten sich etwa darin ausdrücken, dass die Bereitschaft, die eigenen Postings in sozialen Netzwerken mittels eines Algorithmus auf Anzeichen für psychische Erkrankungen überprüfen zu lassen, als gesundheitlich verantwortungsvolles Verhalten, der Verzicht dagegen als gesundheitlich fahrlässig gelten könnte. Diese Fragen zu potenziellen gesellschaftlichen Entwicklungen können nicht ohne weiteres beantwortet werden. Wichtig ist aber, für derlei Fragen zu sensibilisieren und eine gesellschaftliche Debatte darüber in Gang zu setzen, wie mit den neuen Möglichkeiten umgegangen werden sollte.

6.2

Sprache
als Indikator
für psychische
Erkrankungen

Für die Untersuchung nonverbaler Manifestationen psychischer Störungen werden in bisherigen Studien typischerweise Mimik, Gestik sowie Blick- und Stimmuster von ausgebildeten Experten analysiert (Scherer et al. 2013). Diese Untersuchungen sind jedoch zuweilen zeit- und kostenintensiv. Weiterhin basieren heutige Screening-Technologien für psychische Störungen in erster Linie auf dem Ausfüllen von Fragebögen. Diese liefern oft nur eine grobe Einschätzung des psychischen Zustandes einer Person. Hinzu kommt, dass Fragebögen keine quantitativen oder qualitativen Informationen über nonverbales Verhalten berücksichtigen (ebd.). Neuere Ansätze untersuchen daher Sprachaufnahmen, um mögliche Indikatoren für psychische Erkrankungen zu identifizieren (ebd.). Scherer et al. (2013) entwickelten beispielsweise einen Algorithmus aus dem Bereich des maschinellen Lernens, der Sprachqualitätsmerkmale als Indikator für das Vorliegen einer Depression bzw. einer posttraumatischen Belastungsstörung (PTBS) untersucht.

Ziel der Wissenschaftler war es, automatisierte Techniken für die Früherkennung psychischer Erkrankungen in der Kombination von strukturierten Fragebögen und einer quantitativen Analyse nonverbaler Verhaltensweisen zu ermöglichen. Die gesammelten Informationen aus den Fragebögen könnten zusammen mit dem automatisch analysierten und quantifizierten Verhalten den Diagnoseprozess effektiver gestalten. Zu diesem Zweck untersuchten die Autoren das Potenzial einer geringen Zahl von Parametern als Indikatoren für psychische Störungen. Dabei sollten bei den Versuchspersonen gezielt Verhaltensweisen hervorgerufen werden. Die Wissenschaftler bezogen sich insbesondere auf eine Metaanalyse, die gezeigt hat, dass Teilnehmende, die an einer Depression leiden, reduzierte affektive Reaktionen auf positive emotionale Stimuli und verstärkte affektive Reaktionen auf negative emotionale Stimuli im Vergleich zu Kontrollteilnehmern zeigen (Bylsma et al. 2008).

Screening-Technologien

automatisierte Techniken

Wizard-of-Oz-Experiment

Früherkennung künstliche Intelligenz

Die Datengrundlage für den Algorithmus waren semistrukturierte Interviews mit 43 Probanden an der University of Southern California, USA. Es handelte sich dabei um ein sogenanntes Wizard-of-Oz-Experiment, bei dem die Versuchspersonen glauben, mit einer rein virtuellen Figur bzw. einer künstlichen Intelligenz zu kommunizieren; tatsächlich wird das System jedoch von einer realen Person gesteuert. Dadurch kann ein fertiges virtuelles System realitätsnah simuliert und entsprechend den Reaktionen der Versuchspersonen während der Entwicklung angepasst werden. Vor den Interviews füllten die Versuchsteilnehmer unter anderem die PTSD Checklist-Civilian version (PCL-C) aus, ein Screening-Instrument für Symptome der PTBS, sowie den Patient Health Questionnaire, depression module (PHQ-9), ein Screening-Instrument für Depressionen. Während der Interviews wurden den Teilnehmenden zunächst allgemeine Fragen gestellt, bevor sie eine Reihe von Fragen beantworten sollten, die typischerweise negative bzw. positive Stimmungen evozieren. Gefragt wurde etwa: „Was sind einige Dinge, die Sie wirklich wütend machen?“ oder „Was sind Dinge, die Ihre Laune verbessern?“.

Alle in den Interviews untersuchten Merkmale weisen darauf hin, dass die Stimmen von Versuchsteilnehmern mit mittelschwerer bis schwerer Depression angespannter sind als die Stimmen von Teilnehmenden ohne Depression. Die untersuchten Sprachqualitätsmerk-

male zeigten sich zudem als geschlechtsunabhängig für alle beobachteten Werte. Diese Ergebnisse konnten auch für die Gruppen PTSD vs. keine PTSD gezeigt werden; die Effekte waren hier jedoch weniger ausgeprägt.

Insgesamt konnten die Wissenschaftler mithilfe des Lernalgorithmus Teilnehmende mit Depression von jenen ohne Depression mit einer Genauigkeit von über 75 Prozent allein durch Auswertung der Interviews unterscheiden. Der Wert der Teilnehmenden mit PTSD lag bei 72,09 Prozent. Diese Werte könnten nach Meinung der Wissenschaftler noch deutlich verbessert werden, wenn der Algorithmus künftig zusätzliche visuelle Aspekte wie Mimik, Blicke, Gesten und Körperhaltungen mit einbeziehen würde.



Chancen

Die mit der Analyse natürlicher Sprache in Kombination mit maschinellem Lernen verbundenen Chancen entsprechen in weiten Teilen den Chancen, die oben bereits mit Blick auf automatische Bildverarbeitungssysteme beschrieben wurden. Auch hier ist ein Beitrag für eine verbesserte psychotherapeutische Versorgung zu erwarten. Zudem könnten aufgrund einer erhöhten Effektivität der Verfahren mehr und genauere Diagnosen in vergleichsweise kurzer Zeit gestellt werden. Ein entscheidender Unterschied zu dem oben diskutierten Algorithmus besteht darin, dass die Anwendung ausschließlich in der Hand von professionellen Gesundheitsversorgern, also Psychiatern, Psychologinnen und Psychotherapeuten liegen soll. Die maschinelle Unterstützung in der (Differenzial-)Diagnostik von Depressionserkrankungen und PTBS soll sie bei der Erhebung der Anamnese unterstützen – mit dem Ziel einer genaueren und sichereren Diagnostik. Die Autoren der Studie betonen, dass die automatische Erfassung von diagnostisch relevanten Informationen wie Modulation, Sprachintensität, Artikulation und Sprechpausen den Fachkräften oft überlegen ist (Scherer et al. 2013). Allerdings, so wird betont, geht es ausdrücklich nicht darum, menschliche Fachkräften zu ersetzen, sondern ihnen neue Diagnostikwerkzeuge bereitzustellen.

Der Standard der Leistungen selbst umfassend ausgebildeter, kompetenter und erfahrener Fachkräfte könnte auf diesem Weg noch weiter erhöht und die Untersuchung von Sprachaufnahmen vergleichsweise kostengünstig gestaltet werden (ebd.).

neue Diagnosewerkzeuge
genauere und sicherere Diagnosen
verbesserte psychotherapeutische Versorgung

Individuethische Herausforderungen



Aus individualethischer Perspektive sind hier vor allem zwei Personengruppen als Objekte sowie Adressaten moralischer Überlegungen relevant: psychisch Erkrankte und psychologisch bzw. psychiatrisch geschulte Fachkräfte. In der Interaktion mit psychisch erkrankten Menschen ist, wie in der Gesundheitsversorgung insgesamt, das Prinzip der Nichtschädigung von besonderer Bedeutung. Es besagt, dass Eingriffe zur Wiederherstellung bzw. Bewahrung der Gesundheit nicht ihrerseits zu Schäden führen dürfen (Beauchamp und Childress 1977). Kranke Menschen sind häufig besonders verletzlich; das gilt auch für psychisch Erkrankte. Werden Algorithmen zur Verarbeitung natürlicher Sprache in Kombination mit maschinellem Lernen eingesetzt, ist es entsprechend wichtig zu gewährleisten, dass die Patienten dadurch nicht unnötig belastet werden. Die Aussicht auf eine verbesserte Differenzialdiagnostik durch den Einsatz von Algorithmen rechtfertigt daher nicht automatisch den Einsatz neuer Technologien. Sichergestellt werden muss auch, dass diese die Patienten nicht schädigen.

Behandler-Patienten-Kommunikation

Prinzip der Nichtschädigung Wahlfreiheit

informierte Entscheidung

In der genannten Studie glaubten die Probanden, mit einer Maschine zu kommunizieren. Dies war zwar tatsächlich nicht der Fall, ist für künftige Anwendungen jedoch vorgesehen. Es wird daher zu klären sein, ob die Kommunikation mit einem bloß virtuellen Gesprächspartner eher vorteilhaft oder aber nachteilig für die fraglichen Patientengruppen ist. Sollte die Kommunikation mit virtuellen „Gesprächspartnern“ negativ erlebt werden, wäre der erwartete diagnostische Vorteil gegenüber diesem weiteren Faktor abzuwägen.

Aber auch positive Effekte sind denkbar. Einigen traumatisierten Personen könnte es leichter fallen, sich gegenüber einer Maschine zu öffnen. Louis-Philippe Morency, Leiter eines Projekts an der University of Southern California's Institute for Creative Technologies (ICT) über den Einsatz von Virtual Reality zur Behandlung von PTSD bei Soldaten: „We have an issue in the military with stigma and a lot of times people feel hesitant talking about their problems.“ „A virtual counselling tool can alleviate some of this reluctance“ (Leithead 2013). Es wird entsprechend wichtig sein zu gewährleisten, dass Patienten die Wahl haben. Diejenigen, die eine persönliche Ansprache benötigen bzw. bevorzugen, sollten diese auch dann noch erhalten können, wenn ein differenzialdiagnostischer Algorithmus in der Praxis verfügbar ist (Deutscher Ethikrat 2018: 275). Behandelnde Ärzte, Psychotherapeutinnen und Psychologen sind insofern gefordert, möglichen Automatismen in der Verwendung der neuen Technologien zu widerstehen.

Im Praxisalltag kann es hier zu neuen Anforderungen in der Behandler-Patienten-Kommunikation kommen. Der Schutz der Patienten vor Schädigungen und auch der Respekt gegenüber ihrem Selbstbestimmungsrecht erfordert, dass sie in die Entscheidung über die verwendeten diagnostischen Verfahren einbezogen werden. Die Einbindung der Patienten in derartige Abwägungsentscheidungen kann aufgrund der Erkrankung allerdings ggf. nur schwer zu bewerkstelligen sein. Behandelnde Ärzte stehen hier vor der nicht unerheblichen Herausforderung sicherzustellen, dass die jeweiligen Patienten eine informierte

Entscheidung darüber treffen können, ob sie sich auf das „Gespräch“ mit dem Algorithmus einlassen können und wollen. Die neuen technischen Entwicklungen können damit sowohl Patienten als auch Behandelnde vor neue Herausforderungen stellen, die vor allem darin bestehen, die neuen Möglichkeiten als Angebot zu begreifen, nicht als Zwang.



Institutionenethische Herausforderungen

Aus institutionenethischer Perspektive besteht hier die Herausforderung vor allem darin, die Rahmenbedingungen für die psychotherapeutische Praxis den obigen Überlegungen entsprechend zu gestalten. Darüber hinaus sind institutionelle Akteure gefordert, einen angemessenen Schutz der informationellen Selbstbestimmung der Patienten zu gewährleisten, die dem Umstand Rechnung tragen, dass bei der Anwendung der beschriebenen Algorithmen sensible Daten erfasst und automatisiert verarbeitet werden. In diesem Kontext stellen sich zum einen Herausforderungen im Hinblick auf die Speicherung und Verwaltung der Daten, zum anderen Herausforderungen beim Umgang mit ihnen.

Psychologisch ausgebildete Fachkräfte sind nicht zwangsläufig darin ausgebildet sicherzustellen, dass elektronisch erhobene Daten adäquat vor unzulässigen Zugriffen oder Verwendungen geschützt sind. Vielmehr ist davon auszugehen, dass selbst technikaffine medizinische Fachkräfte gegenwärtig oft nur unzureichend über die technischen Möglichkeiten in der Nachverfolgung und Zuordnung persönlicher Daten von Patienten informiert sind und die methodischen Grundlagen der algorithmischen Anwendungen im Sinne der evidenzbasierten Medizin nicht vollständig überblicken. Einige Experten wie Bauer et al. (2017) weisen in diesem Zusammenhang auf einen grundsätzlichen Mangel in der medizinischen Aus- und Weiterbildung hin: „physicians and administrators need education with regular updates from independent sources, not vendors selling products“ (ebd.: 8). Ohne entsprechende Aus- und Weiterbildungsmaßnahmen zum Umgang mit Algorithmen besteht damit ein Risiko, dass Daten nur unzureichend geschützt verarbeitet oder aufbewahrt werden.

Datenspeicherung und -verwaltung Aus- und Weiterbildungsmaßnahmen Zusammenarbeit mit Informatikern

In diesem Zusammenhang wird auch zu klären sein, welche Personengruppen unter welchen Bedingungen Zugriff auf Daten und Datensätze erhalten. Im Rahmen einer Therapie können hierzu durchaus verschiedene Personengruppen berechtigt sein, z. B. auch forschende Psychologen, die nach neuen diagnostischen und therapeutischen Ansätzen suchen. Ausschlaggebend ist letztlich die Einwilligung der Patienten (Lipworth et al. 2017). Allerdings wird nicht jede Datenweitergabe im Rahmen eines Behandlungsplans mit den Patienten individuell abgesprochen. Der Informationsaustausch etwa zwischen Ärzten und Assistenten ist in der Regel ohne ausdrückliche Zusatzgenehmigung durch die Einwilligung abgesichert. Hier gilt das Prinzip der impliziten Einwilligung (Vollmann 2000: 38). Die Etablierung und Einführung in sprachverarbeitende Systeme erfordert aber nicht allein psychotherapeutische Expertise, sondern häufig auch die Zusammenarbeit mit Informatikern. Aus institutionenethischer Perspektive stellt sich daher die Frage, inwiefern auch Informatiker bzw. die Anbieter von Sprachverarbeitungssystemen dem Gebot der Schweigepflicht unterstehen müssen, wenn sie Zugriff auf sensible Patientendaten erhalten.

Gesellschaftspolitische Herausforderungen



Gesellschaftlich kulturell stellen sich hier ähnliche Fragen, wie sie bereits im Zusammenhang mit prädiktiven Algorithmen zur Früherkennung von Depressionen per Bildanalyse angesprochen wurden (vgl. Abschnitt 6.1). Auch im Hinblick auf die automatische Analyse natürlicher Sprache ist zu fragen, in welchen Kontexten die Technologie legitimerweise eingesetzt werden darf. Es ist durchaus denkbar, auch in nicht medizinischen Kontexten Sprachanalyse-Systeme einzusetzen, um eine möglichst umfassende Kenntnis über emotionale Zustände anderer Personen zu erhalten. Das Risiko einer damit verbundenen Medikalisierung zunehmend vieler Lebensbereiche wurde bereits genannt.

Legitimation

Medikalisierung manipulative Zwecke

problematische Interessen

Darüber hinaus können, wie ebenfalls schon angesprochen wurde, verschiedene Personengruppen ein für die Betroffenen ggf. problematisches Interesse an Informationen über deren emotionale Zustände haben. Kommerzielle Anbieter könnten den Algorithmus auch zu manipulativen Zwecken einsetzen wollen (Bauer et al. 2017). Bereits heute wird erheblicher Aufwand betrieben, um Onlinewerbung bestmöglich zu platzieren oder das Nutzerverhalten im Bereich von Onlineservices so zu manipulieren, dass es regelrecht reflexhaft und fremdgesteuert wird (Eyal 2014).

Eine Diskussion darüber, welche Möglichkeiten der Manipulation sich hier entwickeln könnten, wird in Fachkreisen schon seit einigen Jahren geführt (Zeng et al. 2009). Aus wirtschaftlicher Perspektive mögen derartige Bestrebungen nachvollziehbar sein – aus ethischer Perspektive stellen sie eine Herausforderung dar, insofern sie die menschliche Fähigkeit zur Selbstbestimmung unterminieren. Gesellschaftspolitisch ergibt sich damit die Herausforderung, wem unter welchen Umständen die Möglichkeit eröffnet werden sollte, mithilfe von Algorithmen natürliche Sprache auf emotionale Zustände hin „auszulesen“ und wer unter welchen Bedingungen die so verfügbar werdenden Informationen zu welchen Zielen nutzen darf. Regulierungen, die die Nutzung derartiger Algorithmen auf entsprechend ausgebildete Fachärzte zu prognostischen Zwecken beschränken, wären durchaus denkbar. Ein gesellschaftlicher und gesellschaftspolitischer Diskurs steht jedoch noch aus.

6.3

Datenbasierte Unterstützung bei ärztlichen Therapie- entscheidungen

Ein weiteres Einsatzgebiet für Algorithmen sind sogenannte Empfehlungssysteme (engl. recommender systems). Diese bieten die Möglichkeit, Nutzer personalisiert zu speziell für sie ausgewählten Inhalten zu führen (Burke et al. 2011). Aktuell werden sie vor allem im Onlinehandel verwendet, um Nutzern gezielt Produkte vorzuschlagen. Grundlage der automatisch generierten, zugleich aber personalisierten Vorschläge sind die dem System verfügbaren Daten über diese Nutzer. Einbezogen werden zudem weitere Daten, etwa über das Kaufverhalten und die Produktbewertungen anderer in ihrem Nutzungsverhalten ähnlicher Personen. Derartige Empfehlungssysteme arbeiten unter der Annahme, dass Benutzer, die ähnliche Interessen aufweisen, auch künftig ähnliche Präferenzen haben werden (Brandl et al. 2015: 229).

In der Medizin werden Empfehlungssysteme bislang kaum eingesetzt (Gräßer et al. 2017). Sie haben jedoch erhebliches Potenzial. Beispielhaft sei hier ein von Gräßer et al. (ebd.) entwickeltes Therapieempfehlungssystem genannt, das auf zwei verschiedenen algorithm-basierten Empfehlungssystemen beruht: dem „Collaborative Recommender“ und dem „Demographic-based Recommender“. Beide Empfehlungsalgorithmen verwenden sowohl explizite als auch implizite frühere Bewertungen der Benutzer als Ausdruck der Präferenz. Unter Präferenz ist hier vor allem zu verstehen, dass ein Patient positiv auf eine Therapie anspricht. Der „Collaborative Recommender“ berücksichtigt die Bewertungen anderer Benutzer, hier in erster Linie das Ansprechen dieser Patienten auf bestimmte Therapien. Auf dieser Grundlage werden Vorhersagen über die Präferenzen weiterer Personen getroffen, also darüber, ob und wie verschiedene individuelle Patienten auf eine Therapie ansprechen. Dazu wertet der Algorithmus Daten über die Ergebnisse aller vorangegangenen medizinischen Konsultationen des Patienten aus. Der hybride „Demographic-based Recommender“ berücksichtigt neben diesen Daten auch noch weitere verfügbare patientenbezogene Daten.

Empfehlungssysteme

personalisierte Vorschläge

„Collaborative Recommender“ lernende Algorithmen

Genauigkeit und Präzision der Vorhersage

„Demographic-based Recommender“

Ziel eines solchen klinischen Entscheidungsunterstützungssystems ist es zu prognostizieren, welche Therapie(n) für einen bestimmten Patienten zu einem bestimmten Zeitpunkt anzuraten ist bzw. sind. Das hier beschriebene Empfehlungssystem von Gräßer et al. wurde anhand von Therapieempfehlungen für Patienten mit der Hautkrankheit Schuppenflechte (Psoriasis) getestet. Als Datengrundlage dienten die Krankenakten von 213 Patienten aus der Klinik und Poliklinik für Dermatologie des Universitätsklinikums Dresden, die insgesamt Daten von 1.111 medizinischen Konsultationen dieser Patienten enthielten. Darin finden sich Patienten- und Therapiebeschreibungen, demographische Daten sowie Informationen zum Gesundheitszustand, zu Komorbiditäten sowie aktuellen Behandlungen. Diese Daten wurden aus den Krankenakten manuell in eine digitale Datenbank überführt; unvollständige oder fehlerhafte Daten wurden korrigiert bzw. entfernt. Die Daten wurden von den Algorithmen verarbeitet, um die potenziell effektivste Therapie für die jeweiligen Patienten zu empfehlen. In einem vorhergehenden Prognoseschritt wurde das individuelle Resultat

aller verfügbarer Therapien geschätzt, die bei dem entsprechenden Patienten bislang noch nicht eingesetzt wurden.

Die Wissenschaftler untersuchten die Wirksamkeit beider Algorithmen anhand der Genauigkeit und Präzision der Vorhersage. Dabei zeigte der „Collaborative Recommender“ bessere Ergebnisse als der „Demographic-based Recommender“. Eine Ursache liegt in der Ähnlichkeitsberechnung, die Letzterem zugrunde liegt und durch weniger relevante Informationen ungünstig beeinflusst wird, während wichtigere Faktoren gleichzeitig zu wenig Einfluss haben. Dies soll künftig insbesondere mithilfe von Methoden zur Auswahl und Gewichtung von Merkmalen verbessert werden. Darüber hinaus ist eine Berücksichtigung weiterer Informationen bei der Therapieempfehlung unerlässlich, wenn zu Patienten keine oder nur wenige Daten über bisher erfolgte Therapien vorliegen. Für das hier vorgestellte System verknüpften die Wissenschaftler die beiden Empfehlungsansätze, um den Nachteil fehlender Informationen auszugleichen und die jeweiligen Nachteile der Einzeltechniken des Data-Mining und Machine-Learning zu überwinden. Die Kombination beider Ansätze zeigte die größte Genauigkeit und Präzision der Vorhersage.



Chancen

Die beschriebenen Empfehlungssysteme eröffnen vor allem Chancen im Hinblick auf eine verbesserte Patientensicherheit und eine erhöhte Effektivität der fachmedizinischen Tätigkeiten. Ein schnellerer und umfassenderer Zugriff auf relevante Informationen erlaubt es Ärzten, zeitnah bessere Entscheidungen zu treffen. Es wird erwartet, dass Empfehlungssysteme zu deutlichen Verbesserungen in der Prognostik beitragen werden, da systematisch geordnete Informationen aus der Patientenakte und den neuesten medizinischen Fachpublikationen zusammengebracht und relevante Muster, z. B. mögliche Wechselwirkungen, automatisch erkannt werden (Rüping 2015). Hierdurch werden durch Informationsmängel bedingte Fehler vermieden und die Patientensicherheit erhöht. Wird die Zeit, die ein Arzt mit der Informationsbeschaffung verbringen muss, reduziert, könnte im Idealfall außerdem Zeit für anderweitige ärztliche Aufgaben, etwa ausführlichere Patientengespräche und die Versorgung von mehr Patienten, gewonnen werden.

erhöhte Effektivität
Fehlervermeidung Patientensicherheit
Digitale Unterstützung
neue Erkenntnisse schneller verfügbar

Neben der Vermeidung menschlicher Fehlentscheidungen durch Informationsdefizite werden auch menschliche Fehler aufgrund von zumindest gelegentlich unvermeidbar auftretenden Konzentrationsmängeln, z. B. durch Übermüdung, reduziert (Lepri et al. 2017). Bonderman (2017) bringt diesen allgemeinen Vorteil digitaler Assistenzsysteme auf den Punkt: „one of the most useful functions of using artificial intelligence in this way was: there is no human error“.

Digitale Unterstützung bei der Verarbeitung klinisch relevanter Informationen ist für Mediziner vor allem auch infolge der zunehmend großen Zahl medizinischer Neuerscheinungen sinnvoll. Aktuelle Schätzungen zufolge wird etwa in der Kardiologie derzeit alle 2,7 Minuten eine Neuerscheinung publiziert (Bonderman 2017). Einzelnen Mediziner, selbst größeren Behandlungsteams, wird es damit praktisch unmöglich, alle potenziell im Rahmen eines individuellen Behandlungsplans relevanten Neuerscheinungen zu erfassen. Systeme zur datenbasierten Unterstützung ärztlicher Therapieentscheidungen können somit dazu beitragen, neue Erkenntnisse aus der Forschung schneller und umfassender in die medizinische Praxis einzuspeisen. Die Versorgung von Patienten kann so fortlaufend aktualisiert und auf den neusten wissenschaftlichen Stand gebracht werden.

Unter der Voraussetzung, dass die Erfahrungen aus der individuellen Praxis in elektronischen Patientenakten ihrerseits festgehalten und zu Zwecken der wissenschaftlichen Auswertung freigegeben werden, ist darüber hinaus auch ein verstärkter und beschleunigter Rückfluss neuer Erkenntnisse aus der Praxis in die wissenschaftliche Forschung zu erwarten. Ein umfassender Datenabgleich, wie er durch Algorithmen ermöglicht wird, kann unter Umständen auch neuartige wissenschaftliche Erkenntnisse zutage fördern. Diese wiederum kommen den Patienten selbst zugute, da die Einordnung von Patienten in spezifische Risikogruppen verbessert werden kann (Gräßer et al. 2017).

Individauethische Herausforderungen



Aus individualethischer Perspektive ist hier zunächst zu fragen, ob die medizinische Sicherheit durch Entscheidungsunterstützungssysteme tatsächlich in allen Anwendungsbereichen erhöht wird. Sollten dergleichen Systeme in einigen Bereichen schlechtere Ergebnisse als menschliche Entscheider erzielen, wäre ihr Einsatz aus Gründen der Patientensicherheit ethisch problematisch und das Prinzip der Schadensvermeidung verletzt.

Die Frage nach der Anwendungssicherheit ist letztlich empirisch zu klären. Dabei wird zu untersuchen sein, wie mit möglichen Fehlern des Systems umgegangen wird. Kritiker der aktuellen Entwicklungen befürchten, dass behandelnde Ärzte künftig die Kontrolle über medizinische Entscheidungen verlieren könnten (Cohen et al. 2014). Empfehlungen des Systems könnte auch dann Folge geleistet werden, wenn menschliche Entscheider es besser könnten. Die Wahrscheinlichkeit diagnostischer und therapeutischer Fehler wäre in diesem Fall nicht verringert, sondern erhöht. Ein Algorithmus wird im Zweifel fehlerhafte Empfehlungen nicht nur in Einzelfällen generieren, sondern systematisch und durchgängig. Ärzte, die sich auf digitale Daten und Algorithmen verlassen, könnten solche Fehlleistungen des Systems nicht oder nur relativ spät bemerken (ebd.).

Außerdem ist aus individualethischer Perspektive nach möglichen Auswirkungen von Entscheidungsunterstützungssystemen auf das Arzt-Patienten-Verhältnis zu fragen (ebd.). Der Einsatz solcher Systeme könnte die Beziehung zwischen Arzt und Patient stärken, indem der Arzt in seiner Kompetenz unterstützt wird und sich dem individuellen Patienten sowohl fachlich als auch menschlich in besonderer Weise widmen kann. Die Beziehung würde andererseits dann beeinträchtigt, als die behandelnden Ärzte zu bloßen „Erfüllungsgehilfen“ und „Übersetzern“ von Empfehlungssystemen werden. Das Vertrauen der Patienten in die Kompetenz von Ärzten ist jedoch ein wichtiger Faktor für eine gelingende Therapie.

Allerdings könnten auch Ärzte ihrerseits dazu tendieren, die durch das System bereitgestellten Informationen stärker zu gewichten als die Informationen, die ihnen von den

Fehlerhafte Empfehlungen
Arzt-Patienten-Verhältnis
Datensubjekt „automation bias“
Verlust von Kompetenzen
Selbstbestimmung
Wertvorstellungen

Patienten selbst gegeben werden. Der Patient könnte gewissermaßen zum bloßen „Datensubjekt“ werden, also weniger als Person denn als Träger bestimmter Datenmerkmale betrachtet werden. Im Verhältnis von Arzt und Patient ist jedoch die ärztliche Zuwendung hin zu einem Patienten als Person für eine gelingende Diagnostik und Therapie von maßgeblicher Bedeutung (Cohen et al. 2014; Fischer et al. 2016).

Bauer et al. (2017) sprechen in diesem Zusammenhang von dem Risiko eines „automation bias“. Ärzte und Ärztinnen unterliegen einem solchen Bias, wenn sie den individuellen Beobachtungen ihrer Patienten weniger Aufmerksamkeit schenken als algorithmisch generierten Informationen. Ein solcher Bias ist insofern nachvollziehbar, als die Evidenz aufseiten des permanent mit großen Datenmengen versorgten Systems ist. Wertvolles kontextuelles Wissen, wie es ein Arzt allein im Patientengespräch gewinnen kann, könnte gleichwohl durch eine übermäßige Konzentration auf algorithmisch generiertes Wissen unterberücksichtigt oder gar unbeachtet bleiben (Bauer et al. 2017; Glenn und Monteith 2014).

Sollte der Einsatz von Algorithmen einen solchen Verlust menschlicher und professioneller Kompetenzen nach sich ziehen, stiege nicht allein das Risiko medizinischer Fehlentscheidungen, sondern auch das Risiko eines grundlegenden Vertrauensverlusts im Verhältnis zwischen Arzt und Patient. Diese Sorge betrifft nicht nur den medizinischen Bereich, sondern ganz allgemein den Einsatz von Algorithmen in Ergänzung oder als Ersatz menschlicher Tätigkeiten (Mittelstadt et al. 2016).

Auch andere relevante Leistungen können von Algorithmen nicht erbracht werden. Dazu zählen etwa die menschliche Fähigkeit, auf persönliche Präferenzen, Ängste und Überzeugungen von Patienten einzugehen. Die Autoren der hier beispielhaft betrachteten Studie heben zwar hervor, dass der von ihnen programmierte Algorithmus auf individuelle Präferenzen und Werte von Patienten rekurren soll (Gräber et al. 2017); andere Autoren wie Fischer et al. (2016) weisen jedoch in ähnlichem Zusammenhang zurecht darauf hin, dass es immer auch auf einer persönlichen Ebene der Kenntnis der Werte und Präferenzen des Patienten bedarf, um eine Prognose in eine ärztliche Empfehlung zu übersetzen. Nur wenn die individuellen Werte und Interessen von Patienten bekannt sind, kann eine individuelle Wahl zwischen verschiedenen „Trade-offs“ getroffen werden (Mittelstadt et al. 2016).

Diese individuelle Wahl ist aufgrund des Respekts gegenüber der Selbstbestimmungsfähigkeit von Patienten ethisch hochgradig bedeutsam. Es wird aus individuaethischer Perspektive daher von entscheidender Bedeutung sein, ob prädiktive oder prognostische Aussagen allein an den klinischen Befunden ausgerichtet werden oder auch die Wertvorstellungen und Interessen der Patienten berücksichtigen.

Institutionenethische Herausforderungen



Institutionenethisch stellt sich hier erneut die Herausforderung, institutionelle Prozesse so zu gestalten, dass die jeweiligen Akteure darin unterstützt werden, ethisch gute Entscheidungen zu treffen und entsprechend zu handeln. Im Hinblick auf Entscheidungsunterstützungssysteme wird die Sorge geäußert, dass Ärzte künftig aus haftungsrechtlichen Erwägungen heraus dazu tendieren könnten, immer den Empfehlungen der Algorithmen zu folgen – ggf. auch wider besseres Wissen (Cohen et al. 2014). Es sei wahrscheinlich, so die Begründung, dass es im Falle von Schäden durch menschliche oder maschinelle Fehlleistungen zu unterschiedlichen Rechtfertigungspflichten komme: Weicht die individuelle therapeutische Entscheidung eines behandelnden Arztes bzw. Teams von den Empfehlungen des Algorithmus ab und es entsteht ein Schaden, wird eine Rechtfertigung schwieriger zu erbringen sein als im umgekehrten Fall. Ein Kläger könnte bei ärztlichen Fehlentscheidungen künftig auf die durch einen Algorithmus vorgegebenen Empfehlungen als Beweis ärztlichen Fehlverhaltens verweisen (Cohen et al. 2014).

Zudem stellen sich hier schwierige Verantwortungsfragen. Lepri et al. (2017) betonen: „Ultimately, we need accountability in decision-making algorithms such that there is clarity regarding who holds the responsibility of the decisions made by them or with algorithmic support“. Das ist nicht leicht zu beantworten: Der Algorithmus wird gewissermaßen zum Mitentscheider, ist aber kein Akteur im eigentlichen Sinne (Jaume-Palasi und Spielkamp 2017). Auch die Arbeit der Entwickler hat Einfluss darauf, wie gut die Empfehlungen der jeweiligen Algorithmen sein können. Die Verantwortung für die Programmierung ist allerdings ebenfalls geteilt, da häufig Teams an der Entwicklung eines Algorithmus arbeiten.

Verantwortungszuschreibung

Transparenz und Nachvollziehbarkeit

Fehlleistungen

Kenntnis der Funktionsweisen

spezifische Schulungen

„system bias“

Wer im Einzelfall welchen Fehler gemacht und ggf. für einen Schaden haften müsse, ist also kaum zu ermitteln (Mittelstadt et al. 2016). Da die Leistungen der Algorithmen zudem von vielen weiteren Faktoren abhängen, wie von der Qualität der Daten und der korrekten Handhabung durch die Nutzer, sind auch Informatiker und Programmierer für eventuelle Fehlleistungen der von ihnen programmierten Systeme nur teilweise verantwortlich. Dementsprechend ist eine klare Zuschreibung von Verantwortung im Falle von Fehlleistungen kaum zu leisten. Eine vermeintliche Lösung des Problems besteht darin, die endgültige Entscheidung ausdrücklich dem behandelnden Arzt vorzubehalten (Cohen et al. 2014). Individuelle Entscheidungen in der Medizin, so betont etwa Bonderman (2017), dürfen in letzter Instanz nicht an ein automatisiertes „Expertensystem“ abgegeben werden.

Diese Forderung ist jedoch nur bedingt praktikabel. Es steht zu bedenken, dass Algorithmen spezifische Entscheidungen eher befördern und andere verhindern: „Selbst wenn formal ein Mensch die endgültige Entscheidung trifft (...) (lässt) das System nur einen begrenzten Spielraum offen (...). Es ist eher unwahrscheinlich, dass ein Mensch die Vorentscheidungen eines Algorithmus revidiert oder nur in Teilen übernimmt“ (Wagner et al. 2017: 12).

Besondere Herausforderungen werfen hier alle Systeme auf, die lernende Algorithmen enthalten. In diesen Fällen überblicken oft weder die Programmierer noch die Anwender die für eine Empfehlungsgenerierung relevanten Prozesse in hinreichendem Maße. Aus institutionenethischer Perspektive stellen sich einige Herausforderungen, die vor allem die Transparenz und Nachvollziehbarkeit der Arbeitsweise von Algorithmen betreffen. Verantwortliche klinische Entscheidungen verlangen eine hinreichende Kenntnis der Funktionsweisen des Systems, damit die Vorteile und Grenzen der jeweiligen Empfehlungen nachvollzogen und die automatisch generierten Vorschläge in der jeweils konkreten Situation bewertet und eingeordnet werden können (Rüping 2015).

Diese Fähigkeit kann zum Teil durch spezifische Schulungen gefördert werden. Zum Teil bleibt das Problem aber auch bei umfassenden Weiterbildungsmaßnahmen bestehen. Transparenzanforderungen scheitern vielfach nicht am Verständnis der Anwender, sondern verweisen zurück auf die Konstruktion des Systems, das die Interpretierbarkeit der Modelle nur teilweise berücksichtigt (Rüping 2015). Amarasingham et al. (2016) betonen: „Transparency in health care predictive analytics must be carefully implemented. Instead of a one-size-fits-all approach, a transparency framework should be adaptable to tailoring a predictive model’s prototype, complexity, and users“.

Insbesondere unüberwacht und teilüberwacht lernende Algorithmen werfen hier Probleme auf. Sie erzeugen eigenständig neue Anweisungen und Modelle, die dann der Steuerung weiterer Prozesse zugrunde gelegt werden. Das Leistungsspektrum dieser Systeme bedingt damit zwangsläufig erhebliche Ungewissheit darüber, wie und warum bestimmte Ergebnisse generiert werden. Die Anwender können entsprechend keine Unterscheidung zwischen einzelnen Fehlleistungen (im Sinne individueller „system bugs“) und systematischen Fehlleistungen, z. B. aufgrund von „system bias“, treffen (Mittelstadt et al. 2016).

Institutionelle Akteure stehen damit vor erheblichen Herausforderungen, wenn es um die Ermöglichung verantwortlichen Handelns durch individuelle Akteure geht. Es gilt die Bedingungen zu klären, unter denen es Ärzten gestattet sein sollte, Empfehlungen des Systems zu ignorieren. Erste Vorschläge wurden bereits formuliert. Cohen et al. (2014) etwa schlagen vor, dass eine maschinell generierte Empfehlung für den behandelnden Arzt in Abhängigkeit davon revidierbar sein sollte, welche Risiken mit der jeweiligen Intervention verbunden sind und welche Kenntnisse der Komplikationsraten bei einem Eingriff und der Fehlentscheidungsraten des Empfehlungssystems existieren.



Gesellschaftspolitische Herausforderungen

Die Frage nach der Verantwortung für ärztliche (Fehl-)Entscheidungen und/oder Fehler von Empfehlungssystemen wirft auch aus gesellschaftspolitischer Perspektive Fragen auf, vor allem die nach der Notwendigkeit einer Anpassung des bisherigen Haftungsrechts (Cohen et al. 2014). Eine weitere und grundlegendere Frage ist, in welchen medizinischen Kontexten und für welche Ziele Empfehlungssysteme künftig eingesetzt werden sollten bzw. dürfen. Sollen Algorithmen beispielsweise auch dazu genutzt werden, Prognosen über die verbleibende Lebensdauer und -qualität schwer kranker Patienten zu generieren? Das von Google mitfinanzierte US-Unternehmen „Aspire Health“ nimmt bereits heute in Anspruch, mittels eines Algorithmus vorhersagen zu können, welche Patienten in einer Woche, in sechs Wochen oder einem Jahr sterben werden. Zudem könne das System die Kosten verschiedener Behandlungspläne errechnen und damit die Kosten, die von einem individuellen Patienten verursacht werden (<http://aspirehealthcare.com/>).

Sollen sie möglicherweise auch eingesetzt werden, um etwas auszusagen über die Effizienz unterschiedlicher Behandlungsmethoden oder die Aussicht auf eine positive Kosten-Nutzen-Ratio bei individuellen Patienten zu bestimmen? Und wie weit soll der Einsatz von Algorithmen in der Prognostik gehen? Sollen Algorithmen auch dann zur Unterstützung ärztlicher Entscheidungen in Frage kommen, wenn es darum geht, lebenserhaltende Maßnahmen vorzuenthalten bzw. abzustellen?

Das Gesundheitssystem steht unter zunehmend hohem Kostendruck. Der Einsatz von Empfehlungssystemen könnte also auch in der Absicht erfolgen, diesen Druck zu senken. Zum einen durch den Ersatz menschlicher Expertise und Arbeitskraft, zum anderen durch Einsatz der Systeme, um den bestmöglichen Kosten-Nutzen-Ratio verfügbarer therapeutischer Alternativen zu ermitteln oder eben die Entscheidung darüber, bei welchem Patienten sich eine bestimmte Behandlung „lohne“ und bei welchem Patienten nicht. In Reaktion auf die Veröffentlichung des „Aspire Health“-Algorithmus wurde etwa in den öffentlichen Medien diskutiert, ob die Kosten für Therapien am Lebensende gesenkt werden könnten (Beck 2016).

Kosten-Nutzen-Bilanz

Würde des Menschen

Vertrauen in das Gesundheitssystem

Verteilungsgerechtigkeit

Werden Algorithmen eingesetzt, um eine solche umfassende Optimierung der Kosten-Nutzen-Bilanz zu erzielen, könnte das das Vertrauen ins Gesundheitssystem nachhaltig erschüttern, da ein zentrales Prinzip der gesundheitlichen Versorgung hierbei auf der Strecke bliebe, nämlich die Würde des Individuums. Der Respekt gegenüber der Würde eines jeden Menschen bzw. Patienten drückt sich nicht zuletzt dadurch aus, dass die Selbstbestimmung eines jeden Patienten berücksichtigt wird. Unterschiedliche Aussichten und Kosten von Behandlungen sind zwar aus Gründen der Gerechtigkeit bei Entscheidungen über die Vergabe knapper Ressourcen zu berücksichtigen. Dies darf aber nicht darauf hinauslaufen, dass bestimmte Patienten bzw. Patientengruppen systematisch von Versorgungsansprüchen ausgeklammert werden (Brock 2003).

In der medial geformten öffentlichen Debatte wird sorgenvoll formuliert, dass mit dem Einsatz von Algorithmen in Entscheidungsunterstützungssystemen eine solche Entwicklung befördert werden könnte (Lobe 2017). Inwiefern diese Sorge berechtigt ist, kann zum gegenwärtigen Zeitpunkt kaum vorhergesehen werden. Jedenfalls muss eine gesellschaftliche Diskussion darüber angestoßen werden, unter welchen Bedingungen ärztliche Entscheidungen durch Algorithmen unterstützt werden sollten und unter welchen Bedingungen ein solcher Einsatz digitaler Systeme nicht infrage kommt.

6.4

Vorhersage- modelle für Krank- heiten und Arzneimittel- wirkungen

Die zunehmende Digitalisierung und Vernetzung im Gesundheitsbereich ermöglichen den Zugriff auf eine große Zahl neuer (Patienten-)Daten. Auf dieser Basis können Algorithmen quantitative Modelle entwickeln, mit deren Hilfe die Entstehung von Krankheiten sowie das Auftreten von Neben- und Wechselwirkungen bei Medikamenten zunehmend präzise vorhergesagt werden können.

Ein Beispiel für ein solches Vorhersagemodell ist das von Miotto et al. (2016) entwickelte System „Deep Patient“, das auf einem Deep-Learning-Ansatz beruht. Das System greift auf alle in einer elektronischen Patientenakte verfügbaren Daten einer Person zurück. Hierzu gehören Daten über soziodemographische Merkmale wie Alter und Geschlecht, klinische Daten wie Diagnosen, Medikation oder Labortests sowie Daten stationärer, ambulanter und notfallmedizinischer Behandlungen. Eine entscheidende Herausforderung bei der maschinellen Verarbeitung solcher Daten liegt in ihrer schweren Darstellbarkeit. Oft sind sie sehr heterogen und unvollständig, außerdem enthalten sie sowohl zufällige Fehler als auch systematische Verzerrungen (ebd.). Um diesem Problem zu begegnen, programmierten die Forscher ein sogenanntes tiefes neuronales Netz, das automatisch stabile Strukturen und regelmäßige Muster in den Daten erkennt. Aufgrund der so aufbereiteten Daten soll das System deutliche Verbesserungen in der Prädiktion von Erkrankungen oder der Vorhersage von Arzneimittelwirkungen ermöglichen.

quantitative Modelle

Deep-Learning-Algorithmen

Wahrscheinlichkeitsvorhersage

Random-Forest-Klassifikationsverfahren

Monitoring

Um die Wirksamkeit von „Deep Patient“ zu untersuchen, verwendeten die Wissenschaftler eine umfangreiche Datenbank mit elektronischen Patientenakten des Mount Sinai Krankenhauses in New York. Die Daten reichen bis ins Jahr 2003 zurück und es wurden für die Evaluation Informationen von 1,2 Millionen Patienten einbezogen. Ziel war es, auf Grundlage des klinischen Status der Patienten vorherzusagen, mit welcher Wahrscheinlichkeit bei einzelnen von ihnen innerhalb eines Jahres eine bestimmte Krankheit diagnostiziert wird. Für diese Wahrscheinlichkeitsvorhersage wurde ein Random-Forest-Klassifikationsverfahren verwendet, das im Vorfeld für jede Erkrankung mithilfe eines Datensatzes von 200.000 Patienten trainiert wurde. Alle klinischen Daten wurden für diesen Zweck vorverarbeitet, um harmonisierte Codes beispielsweise für verschiedene Prozeduren oder Labortests zu erhalten.

Die Ergebnisse zeigen, dass „Deep Patient“ deutlich bessere Ergebnisse erzielt als andere Prognosesysteme auf Basis maschinellen Lernens. Insbesondere bei Krankheiten wie Prostatakrebs oder Sichelzellenanämie zeigt das System eine gute Vorhersagewahrscheinlichkeit. Charakteristisch für „Deep Patient“ ist dabei, dass es im Gegensatz zu bisherigen Systemen nicht auf eine spezifische Erkrankung ausgerichtet ist, sondern alle verfügbaren Daten über den Gesundheitszustand eines Patienten berücksichtigt. Die Entwickler gehen davon aus, dass das System künftig für personalisierte Medikation, für Behandlungsempfehlungen und zur Probandenrekrutierung bei klinischen Studien eingesetzt werden könnte.

„Deep Patient“ könnte Kliniker somit bei ihrer täglichen Arbeit, z. B. im Monitoring von Patienten, unterstützen und automatisch prüfen, ob aufgrund des aktuellen klinischen Status das Auftreten einer Krankheit in naher Zukunft wahrscheinlich ist. Im Krankenhaus könnte das System Patienten, die durch eine bestimmte Krankheit gefährdet sind, automatisch erkennen und entsprechende Meldungen generieren. Um die Patienten optimal zu repräsentieren und entsprechend zuverlässige Vorhersagemodelle zu ermöglichen, sollten nach Meinung der Wissenschaftler künftig auch weitergehende Daten, wie etwa Versicherungsdaten, familiärer Hintergrund und Sozialverhalten in das System integriert werden



Chancen

Vorhersagemodelle, wie der hier beispielhaft beschriebene „Deep Patient“-Ansatz, zeichnen sich dadurch aus, dass sie eine Vielzahl verschiedener gesundheitsrelevanter Daten eines Patienten zusammenführen. Ein solcher holistischer Ansatz lässt erhebliche Fortschritte in Richtung einer personalisierten Medizin erwarten. Idealerweise werden individuelle Erkrankungsrisiken und wahrscheinliche Krankheitsverläufe dank umfassender automatisierter Datenauswertung künftig deutlich früher und sicherer erkannt. Dadurch wiederum eröffnet sich eine bessere Aussicht auf frühzeitige und passgenau zugeschnittene Interventionen. Die Entwickler von „Deep Patient“ verweisen konkret auf mögliche Verbesserungen in der Prädiktion verschiedener schwerwiegender Erkrankungen, wie kardiovaskuläre Erkrankungen, Herzversagen und chronische Nierenerkrankungen. Verwiesen wird auch auf die Möglichkeit, bessere Informationen über mögliche Medikamentenwechselwirkungen zu erhalten (Miotto et al. 2016).

Fürsorge

Schadensvermeidung personalisierte Medizin

Gerechtigkeit

frühzeitige und passgenaue Interventionen

Auch andere Autoren verbinden mit der Nutzung von Deep-Learning-Algorithmen erhebliche Chancen für die klinische Entscheidungsfindung und betonen, dass durch ihren Einsatz die personalisierte Medizin bzw. Systemmedizin in den Bereich des Möglichen rückt (Fischer et al. 2016; Amarasingham et al. 2016; Yuste et al. 2017). Derartige Algorithmen erlauben, eine Vielzahl ganz unterschiedlicher Daten automatisch auszuwerten und zu verknüpfen. Neben klinischen Daten können auch von den Patienten selbst mit Fitnessarmbändern oder anderen Sensoren erhobene Daten verarbeitet werden. Durch die Verarbeitung und Verknüpfung dieser und vieler weiterer Daten verspricht man sich einen direkten prognostischen Nutzen und die Möglichkeit, gesundheitliche Entwicklungen ggf. auch über lange Zeiträume verfolgen zu können (Fischer et al. 2016).

Neben direkten gesundheitlichen Chancen für die Betroffenen könnten auf der Basis dieser Daten darüber hinaus bestehende medizinische Versorgungspfade und die medizinische Versorgung insgesamt optimiert werden. Auch die Auswahl und Rekrutierung von Probanden für klinische Studien könnte effizienter gestaltet werden. Die algorithmengestützte Auswertung einer großen Zahl gesundheitsrelevanter Daten könnte es ermöglichen, die für

eine Studie jeweils bestgeeigneten Probanden gezielt auszuwählen und weniger geeignete oder gar durch eine Studienteilnahme eher gefährdete Probanden mit größerer Gewissheit auszuschließen.

Zusammenfassend eröffnen sich hier also wichtige Chancen für Verbesserungen hinsichtlich der medizinethischen Prinzipien der Fürsorge, der Schadensvermeidung und ggf. sogar der Gerechtigkeit. Verbesserungen im Hinblick auf das Prinzip der Fürsorge sind insofern möglich, als durch den Einsatz von Deep-Learning-Algorithmen eine personalisierte Medizin unterstützt wird, die eine bessere medizinische Versorgung des und der Einzelnen ermöglicht. Schadensvermeidung steht hier in Aussicht, wenn mögliche Wechselwirkungen von Medikamenten oder Ausschlusskriterien für eine Studienteilnahme angezeigt werden. Dem Prinzip der Gerechtigkeit wäre gedient, wenn und insofern Algorithmen dazu beitragen, bisherigen Engpässen in der Versorgung besser zu begegnen und eine allein zufällige und entsprechend problematische Zuteilung knapper medizinischer Ressourcen zu verhindern.

Individuelethische Herausforderungen



Zahlreiche individuelethische Herausforderungen, die weiter oben mit Blick auf algorithmenbasierte Empfehlungssysteme genannt wurden, stellen sich auch hier. Sie müssen nicht erneut aufgegriffen werden. Stattdessen soll die Aufmerksamkeit auf eine weitere Herausforderung gelenkt werden, die sich hier zusätzlich stellt. Die umfassende Sammlung und automatisierte Auswertung von Patientendaten wirft aus individuelethischer Sicht vor allem Fragen nach der Gewährleistung des Rechts auf informationelle Selbstbestimmung und den Schutz der fraglichen Daten auf (Mittelstadt et al. 2016).

Die hier zusammengeführten Patientendaten werden meist im Rahmen eines Therapievertrages bzw. einer therapeutischen Beziehung erhoben. Die informierte Einwilligung zur Verarbeitung dieser Daten wird also in einem spezifischen Kontext erteilt und ist auf diesen begrenzt. Sollte die Einwilligung in eine weitergehende Verarbeitung von Daten vorliegen, etwa für eine Nutzung im Rahmen der klinischen Forschung, bezieht sich diese Freigabe in der Regel allein auf die Nutzung innerhalb des vergleichsweise überschaubaren Rahmens des jeweiligen klinischen Settings. Die Möglichkeit, die in einem spezifischen medizinischen Kontext erhobenen Daten teils Jahrzehnte später digital miteinander zu verknüpfen und auszuwerten, ist den Patienten zum Zeitpunkt der Datenerfassung – im Fall von „Deep Patient“ ab 2003 – hingegen meist nicht bewusst. Eine umfassende Auswertung dieser Daten lässt sich auch nicht durch eine „implizite Einwilligung“ in eine solche Weiterverwendung legitimieren.

Aus individuelethischer Perspektive ist dieses Problem einer nur mangelnden oder gar nicht vorhandenen Einwilligung in die Verarbeitung individueller personenbezogener Daten zumindest in der aktuellen Phase der Forschung ggf. durch eine Anonymisierung der Daten zu lösen. Allerdings wäre damit der eigentliche Zweck des Systems – dem individuellen Patienten gesundheitlich zu nutzen – aufgehoben. Darüber hinaus ist zu bedenken, dass infolge der neuen technischen Möglichkeiten der Datenverknüpfung und -rückverfolgung eine vollständige Anonymisierung patientenbezogener Daten praktisch kaum noch zu gewährleisten ist (Cohen et al. 2014). Hinsichtlich des Rechts auf informationelle Selbstbestimmung stellen sich damit schwerwiegende Herausforderungen.

Weitere Herausforderungen ergeben sich im Hinblick auf die Frage nach möglichen Schädigungen von Patienten durch Datenmissbrauch. Unter der Bedingung, dass die Dateneinhaber prinzipiell (re-)identifizierbar sind, könnte ihnen beispielsweise ein Schaden entstehen, wenn die Daten außerhalb von Forschungskontexten verfügbar gemacht würden. Aus dem Bekanntwerden eines jeweils aktuellen, vergangenen oder auch prospektiven Gesundheitsstatus könnte dem oder der Einzelnen eine Reihe von Nachteilen erwachsen. Denkbar wäre etwa, dass dergleichen Systeme von Arbeitgebern oder Versicherern genutzt werden, um sich über die Gesundheit prospektiver Angestellter oder Kunden zu informieren (Bauer et al. 2017). Eine solche Nutzung der Daten widerspräche nicht nur dem Recht der Betroffenen auf informationelle Selbstbestimmung, sondern könnte ihnen direkt schaden, indem sie beispielsweise eine Stelle nicht erhalten oder eine höhere als die übliche Versicherungsprämie zahlen müssten.

informierte Einwilligung

Recht auf informationelle Selbstbestimmung

Datenmissbrauch

Anonymisierung und Re-Identifizierung von Daten

Denkbar sind mögliche Schädigungen der Dateneinhaber auch dadurch, dass mit der zunehmend umfassenden Auswertung der jeweiligen Datensätze auch prädiktiv relevante Erkenntnisse über mögliche Neu- bzw. Wiedererkrankungen gewonnen werden, für die es keine Behandlungsmöglichkeiten gibt. Es erscheint nicht unwahrscheinlich, dass im Zuge einer weiteren Entwicklung der Analysefunktion immer mehr Nebenbefunde („incidental findings“) anfallen (Fischer et al. 2016). Werden solche Ergebnisse bekannt, muss sich mindestens der Arzt dazu verhalten, also entscheiden, ob entsprechende Befunde mitgeteilt werden sollen oder nicht. Eine Mitteilung über eine mehr oder minder wahrscheinlich eintretende spätere Erkrankung kann die Betroffenen erheblich belasten. Weitere diagnostische Maßnahmen können erforderlich werden, wenn der zum Zeitpunkt der Prognostik (noch) Gesunde mit dem Wissen über eine künftig zu erwartende Erkrankung entlassen wird, für die keine Therapien zur Verfügung stehen. Der Umgang mit Nebenbefunden wird unter diesen Umständen zu einem dringlichen und schwerwiegenden ethischen Problem für Patienten, Anbieter von Algorithmen, Mediziner und Krankenkassen bzw. Versicherer (Drazin et al. 2013; Lipworth et al. 2017; Fischer et al. 2016).

Weitergehende ethische Fragen wirft hier auch die Verwendung von Daten auf, die Rückschlüsse auf gesundheitliche und anderweitige Charakteristika von Familienmitgliedern zu ziehen erlauben. Das ist etwa der Fall, wenn genetische Merkmale zur Erkennung von Krebs in die Analyse eingehen (Fischer et al. 2016). Das Recht der jeweils genetisch verwandten Personen auf informationelle Selbstbestimmung wäre spätestens dann eindeutig verletzt, wenn sie ohne Einwilligung im Zuge der Analyse identifiziert werden. Zudem könnte bei Bekanntwerden ungünstiger Prognosen auch ihnen ein Schaden durch Datenweitergabe entstehen.

Institutionenethische Herausforderungen



Die Frage nach einem angemessenen Umgang mit verschiedenen Arten von Befunden stellt sich vor allem auch aus institutionenethischer Perspektive. In ihrer Funktion, das Wohl der Patienten zu gewährleisten und zu befördern sowie deren Recht auf informationelle Selbstbestimmung zu wahren, sind medizinische Einrichtungen gefordert, geeignete Schutzkonzepte und Verfahrensregeln zu entwickeln, um diese Interessen von Patienten zu schützen.

Aus institutionenethischer Sicht stellt sich zudem die Frage, wann dergleichen Systeme als hinreichend sicher gelten dürfen. Fachleute bemängeln, dass die Datenkompatibilität in einem typischerweise fragmentierten Gesundheitssystem aktuell nur unzureichend gewährleistet ist. Bereits die Kodierung von Diagnosen wird verschieden gehandhabt. Algorithmen müssen daher mit ganz unterschiedlich kodierten Daten arbeiten (Lipworth et al. 2017). Bei der Auswertung dieser Daten durch Deep-Learning-Algorithmen kann es leicht zu Verzerrungen oder auch zur Reduktion der Patienten auf nur einige ihrer Daten kommen (Miotto et al. 2016). Eine verfrühte Praxiseinführung datenverarbeitender Systeme birgt sowohl medizinische als auch soziale Risiken. Sollten unausgereifte Systeme, etwa aufgrund eines erhöhten Kostendrucks, eingesetzt werden, um beispielsweise den Arbeitsfluss zu beschleunigen, könnte es aufgrund möglicher Fehlleistungen zu Schädigungen von Patienten kommen (Cohen et al. 2014).

Weitere institutionenethische Fragen stellen sich im Hinblick auf die Verantwortung für eine sachgemäße Nutzung der erhobenen Daten. Institutionen der Gesundheitsversorgung stehen vor der Herausforderung zu entscheiden, wer welche patientenbezogenen Daten zu welchem Zweck über welchen Zeitraum erheben und verwerten darf: Sollten Institutionen wie Krankenkassen und Krankenhäuser zum Beispiel berechtigt sein, im Zuge der Entwicklung und Nutzung von Algorithmen mit dem Ziel einer umfassenden Patientenaktenverarbeitung, Patientendaten mit kommerziellen Anbietern zu teilen?

Nebenbefunde unausgereifte Systeme sachgemäße Nutzung diverse Sicherheitsrisiken

Solche Fragen sind keinesfalls trivial. Vor einigen Jahren wurde bekannt, dass Kliniker teils in unverantwortlicher Weise bereit sind, Patientendaten kommerziellen Anbietern zu überlassen. In einem von Powles und Hodson (2017) analysierten Fall kam es beispielsweise zu einem umfassenden Datenaustausch zwischen dem englischen Royal Free London NHS Foundation Trust und Google DeepMind. Die Patienten waren hierüber weder informiert, noch hatte es den Anschein, dass die beteiligten Kliniker sich darüber klar waren, dass sie einem Anbieter wie Google DeepMind mit der Freigabe der Daten eine Vielzahl weiterer, teils kommerzieller, Verwendungsmöglichkeiten eröffneten (ebd.). Dergleichen Fälle belegen, dass zu diesen Fragen noch erheblicher Aufklärungs- und Schulungsbedarf besteht.

Neben dem Schutz vor kommerziellen Interessenten haben Institutionen der Gesundheitsversorgung aufgrund ihrer Position die Pflicht, die Daten ihrer Patienten auch angemessen vor kriminellen Zugriffen zu schützen. Eine zentrale Zusammenführung großer Datenmengen, wie sie für „Deep Patient“ erforderlich ist, macht digitale Systeme unter Umständen

auch für Kriminelle besonders attraktiv. Die Entwickler digitaler Technologien stehen bezüglich der Gewährleistung der Datensicherheit bereits heute vor erheblichen Herausforderungen. Diverse Krankenhäuser mussten bereits die Erfahrung machen, dass ihre Systeme von Kriminellen gehackt und wichtige Patientendaten „in Geiselhaft“ genommen wurden. Erst gegen die Zahlung erheblicher (Bitcoin-)Summen wurde den Häusern wieder Zugriff auf ihre Daten gewährt (www.dw.com/en/hackers-hold-german-hospital-data-hostage/a-19076030).

Die Verwendung zunehmend größer, miteinander verknüpfter Datenbanken, die mittels Deep-Learning-Algorithmen in vielfältiger Weise nutzbar werden, generiert, kurz gesagt, ggf. auch diverse Sicherheitsrisiken. Institutionenethisch stehen Entwickler und Anwender damit vor der Herausforderung zu klären, wer unter welchen Umständen für die Sicherheit der Daten im Rahmen des Datenverarbeitungsprozesses verantwortlich ist. Als Verantwortliche kommen neben den Entwicklern und den entsprechende Algorithmen anbietenden Unternehmen vor allem die medizinischen Einrichtungen und nicht zuletzt auch Ärzte und medizinisch Forschende selbst in Betracht. Ein entsprechendes Bewusstsein für die Möglichkeit von Hackerangriffen darf zwar allgemein vorausgesetzt werden, doch institutionelle Regelungen für den Umgang mit ihnen müssen unter Beachtung der Datenschutzgrundverordnung teils erst noch entwickelt werden. Ohne solche Regelungen wären der oder die Einzelne im verantwortlichen Umgang mit sensiblen Patientendaten rasch überfordert.



Gesellschaftspolitische Herausforderungen

Viele der schon bei den anderen Anwendungsbeispielen angesprochenen gesellschaftspolitischen Fragen stellen sich auch hier. Wie soll mit neuartigen haftungsrechtlichen Fragen umgegangen werden? Wie viel Wissen in welchen gesundheitlichen Bereichen ist gesellschaftlich gewünscht? Welche „Nebenwirkungen“ könnten mit der erweiterten Wissensbasis verbunden sein? Und wie soll mit diesem Wissen umgegangen werden? Wie kann (und sollte) gesellschaftlich auf die Möglichkeit einer zunehmenden „Medikalisierung“ immer weiterer Lebensbereiche reagiert werden?

„Nebenwirkungen“
gesellschaftlich gewünschtes Wissen
„Medikalisierung“
Diskriminierungsrisiken

Diese letzte Frage stellt sich mit Blick auf „Deep Patient“ und vergleichbare Anwendungen in verstärkter Form, da hier besonders auch Alltagsdaten in das System eingespeist und mit klinischen Daten verbunden werden sollen. Die Nutzer von Fitnessarmbändern sind als solche keine Patienten. Durch die Verbindung von Daten werden jedoch zunehmend mehr prädiktive Möglichkeiten eröffnet, die dazu führen können, dass eine Unterscheidung zwischen Gesundheitsverhalten und anderweitigen Lebensvollzügen zunehmend erschwert wird (Deutscher Ethikrat 2018: 120).

Ein solcher Trend könnte gesellschaftlich problematische Entwicklungen mit sich bringen. Er könnte etwa dazu führen, dass sich mehr und mehr Menschen verpflichtet fühlen, ihre Daten umfassend und fortlaufend zu erfassen und für Gesundheitsanalysen bereitzustellen. Wer sich, aus welchen Gründen auch immer, gegen eine solche umfassende Datenpreisgabe und -nutzung entscheidet, könnte infolgedessen längerfristig Nachteile haben. Die Gesundheitsversorgung dieser Menschen könnte ggf. nicht allein aufgrund der vergleichsweise geringeren Informationsbasis, auf der präventive und therapeutische Entscheidungen faktisch getroffen werden müssten, relativ schlechter sein. Auch darüber hinaus könnten sie Nachteile erleiden, indem sie beispielsweise höhere Versicherungsprämien zahlen müssten als diejenigen, deren aktueller und künftiger Gesundheitszustand umfassend analysiert und entsprechend behandelt werden kann (IBC 2017: 17 f.; Becker und Strammer 2016: 510 ff.).

Ob eine solche Diskriminierung derjenigen, die sich der Analyse ihrer Daten „verweigern“, gerecht ist, bedarf einer gesellschaftlichen Debatte: Hier stellt sich die Herausforderung zu bestimmen, unter welchen Bedingungen es gerechtfertigt sein kann, Menschen, deren Daten umfassend verfü- und analysierbar sind, und jene, deren Daten nicht entsprechend verarbeitet werden, ungleich zu behandeln. In diesem Kontext wäre auch zu diskutieren, wie mit eventuellen Diskriminierungsrisiken durch die Zugehörigkeit zu spezifischen Risikogruppen umgegangen werden kann und sollte (IBC 2017: 17). Die Zuordnung von Einzelpersonen zu bestimmten Gruppen kann, wie aus vielen anderen Kontexten bekannt, Diskriminierungseffekte hervorrufen. Es wird auf breiter gesellschaftlicher Ebene zu diskutieren sein, wie mit diesen möglichen Effekten umgegangen werden soll.

6.5

Aktivierung und Wieder- herstellung der Bewegungs- fähigkeit bei gelähmten Menschen

Millionen von Menschen leiden weltweit unter Lähmungen, die durch Störungen der Nervenbahnen zwischen Gehirn und Muskeln verursacht werden. Zur Behandlung dieser Lähmungen werden neuerdings auch Neuroprothesen verwendet, die einen „elektronischen neuronalen Bypass“ erstellen und damit die unterbrochenen Bahnen im Nervensystem umgehen. Dabei kommt eine Reihe von Algorithmen zum Einsatz, die hier an dem Beispiel der Forschung von Bouton et al. (2016) beschrieben werden sollen. Konkret geht es um ein System, das intrakortikal – das heißt innerhalb der Hirnrinde – aufgezeichnete Signale in Echtzeit mit der Muskelaktivierung verknüpft und auf diesem Weg die Bewegungsfähigkeit gelähmter Menschen wiederherstellen soll.

Neuroprothesen Bewegungsfähigkeit gelähmter Menschen

Robotiksystem Lernalgorithmen

Das System basiert auf vorangegangenen Studien, in denen bereits gezeigt werden konnte, dass eine Dekodierung intrakortikal aufgezeichneter Signale dabei hilft, Informationen über Bewegungen zu extrahieren und zu verarbeiten. Menschen (oder Primaten) werden auf der Basis der Verknüpfung dieser Informationen mit einem Robotiksystem in die Lage versetzt, Computer oder Roboterarme allein durch imaginäre Bewegungen zu steuern (Hochberg et al. 2012; Aflalo et al. 2015). Zu diesem Zweck ist es erforderlich, dass ein Sensor (ein implantiertes intrakortikales Mikroelektrodenarray) die Aktivität aus der motorischen Hirnrinde erfasst. Ein entsprechend programmierter Lernalgorithmus dient dann zur Entschlüsselung der neuronalen Aktivität. Zusätzlich wurde mithilfe dieses Algorithmus die Aktivierung der Unterarmmuskeln durch ein neu entwickeltes neuromuskuläres Elektrostimulationssystem gesteuert. Die querschnittsgelähmten Testpersonen waren mithilfe des Systems in der Lage, sechs verschiedene Handgelenks- und Handbewegungen kontinuierlich zu kontrollieren sowie funktionelle Aufgaben des täglichen Lebens zu erledigen. Die Ergebnisse zeigen das große Potenzial für den Einsatz von maschinellen Lernalgorithmen bei der Muskelaktivierung mittels intrakortikal aufgezeichneter Signale.

Chancen

Der Einsatz von Algorithmen in Brain-Computer-Interfaces, die bewegungsrelevante Gehirnmuster decodieren und Computer- und Roboterarme durch Gedanken steuerbar machen, eröffnet Menschen mit Bewegungseinschränkungen die Chance, ihren Handlungsradius deutlich zu erweitern und sich unabhängiger von der Unterstützung anderer Menschen zu machen (Hildt 2011). Der Zugewinn motorischer Fähigkeiten gilt als geeignet, psychisches und soziales Leiden der Betroffenen deutlich zu verringern (Nicolas-Alonso und Gomez-Gil 2012). Ein Zugewinn an Privatheit ist ebenfalls zu erwarten, da eine größere Unabhängigkeit von der Hilfe anderer Menschen auch ermöglicht, die eigene Privatsphäre besser zu schützen (Hildt 2011).

Die Forschungsergebnisse lassen erwarten, dass Bewegungsimpulse künftig in Echtzeit auf computergesteuerte Extremitäten übertragen werden können, die selbst anspruchsvolle feinmotorische Bewegungen ausführen können. Die gewonnene Bewegungs- und Handlungsfreiheit ist für gelähmte Personen von erheblichem Nutzen. Sie erleichtert die Bewäl-



Zugewinn motorischer Fähigkeiten

Verringerung von psychischem und sozialem Leid

Selbständigkeit **Privatheit**

wissenschaftliche Erkenntnisse

tigung des Alltags, erhöht die Selbstbestimmung und trägt zu einer grundlegenden Verbesserung der Lebensqualität bei (Bouton et al. 2016).

Die Verwendung von Algorithmen in Brain-Computer-Interfaces könnte darüber hinaus grundlegend neue Erkenntnisse über die Funktionsweisen des menschlichen Gehirns liefern. Dies wiederum wird voraussichtlich viele Chancen für die medizinische Praxis mit sich bringen, die beispielsweise Menschen mit schweren Hirnläsionen zugutekommen können. Die Erforschung des menschlichen Gehirns könnte durch den Einsatz von Algorithmen aufgrund der beschleunigten Datenverarbeitungskapazität damit insgesamt erheblich profitieren (Jordan et al. 2018).



Individuelethische Herausforderungen

Aus individualethischer Perspektive wirft der Einsatz von Algorithmen in der Gehirnforschung und in praktischen medizinischen Anwendungen viele Fragen auf. Diese betreffen insbesondere den Schutz vor Schädigungen (Glannon 2014) und der Privatsphäre sowie das Recht auf Selbstbestimmung (Jebari 2012).

Eine automatisierte Erfassung neuronaler Muster erfordert einen invasiven Eingriff in das Gehirn. Derartige Eingriffe sind mit entsprechenden Risiken verbunden (Hildt 2011). Infektionsrisiken sind dabei ebenso zu bedenken wie das Risiko unbeabsichtigter Läsionen von Gehirnregionen. Solche Eingriffe werden daher sinnvollerweise nur nach strenger Chancen-Risiken-Abwägung und umfassender Aufklärung der Betroffenen vorgenommen. Diese ethischen Forderungen sind keine Besonderheit derartiger Forschung und bedürfen daher kaum einer gesonderten Erläuterung. Relevant ist der Hinweis vor allem, weil ein Einsatz von Brain-Computer-Interfaces (BCI) aus nicht medizinischen Gründen, etwa zu Enhancementzwecken, angesichts der mit solchen Eingriffen verbundenen medizinischen Herausforderungen und Risiken kaum zu rechtfertigen sein wird. Der zu erwartende Nutzen steht zumindest derzeit in keinem hinreichend günstigen Verhältnis zu den Risiken.

Neben medizinischen Schädigungsrisiken sind zudem Risiken für das Recht der Betroffenen auf Selbstbestimmung und den Schutz ihrer Privatsphäre zu bedenken. Eine automatische Erfassung von Gehirnaktivitäten stellt ggf. einen erheblichen Eingriff in die Privatsphäre und das Selbstverständnis von Personen als autonome Akteure dar (Jebari 2012). Untersuchungen haben beispielsweise gezeigt, dass der Impuls für die Ausführung einer bestimmten Handlung – z. B. das Drücken eines Knopfes – bereits nachweisbar ist, bevor die betreffende Person selbst die Handlungsentscheidung getroffen hat. Dieser kurze, aber hinreichend deutliche zeitliche Vorsprung der Gehirnaktivität lässt Neurowissenschaftler und Philosophen heute diskutieren, inwiefern das Gehirn quasi bereits eine Entscheidung getroffen hat, bevor die Person selbst sich über ihre Handlungsabsicht klar ist (Eagleman 2016: 107 ff.). Neue Technologien erlauben es, diese Gehirnaktivität zu erfassen und nutz-

bar zu machen. Ohne Einwilligung der Betroffenen wäre ein solcher Einblick eine erhebliche Überschreitung der Grenzen der Privatsphäre – und damit ethisch eindeutig unzulässig.

Darüber hinaus geben die Ergebnisse der Neurowissenschaften Anlass zu bedenken, dass die Erfassung und Auswertung der Gehirnaktivitäten einer Person auch zu deutlichen Veränderungen in der Selbstwahrnehmung führen können. Die Möglichkeit, dass eine Erfassung und automatische Übersetzung von Gehirnaktivitäten die Selbstwahrnehmung des Menschen als autonom handelnder Akteur beeinflusst, ist keineswegs nur theoretisch relevant. In einer Studie zur Verwendung von BCIs von Gilbert et al. (2017) sprachen einige Probanden beispielsweise von einem Gefühl des Kontrollverlusts und der Selbstentfremdung. Einzelne berichteten darüber hinaus, dass sie die Erkrankung nun als konstanten Teil wahrnahmen, während diese zuvor nur episodisch relevant gewesen sei (ebd.). Es kann durch die digitalgestützten technischen Maßnahmen also sowohl hinsichtlich der Selbstwahrnehmung der Probanden bzw. Patienten als auch hinsichtlich ihrer Wahrnehmung der Erkrankung zu negativen Effekten kommen. Aktuell ist es im Vorfeld eines solchen Eingriffs ungewiss, ob und ggf. wie stark dergleichen Effekte eintreten, und den beschriebenen negativen Erfahrungen stehen vielfache positive Erfahrungen gegenüber. Ein Proband berichtete beispielsweise, das BCI sei zum Teil seines Selbst geworden – ein Effekt, der von der Person begrüßt wurde (ebd.).

Schadenspotenzial

Recht auf Selbstbestimmung

Enhancement

Privatsphärenverlust

Selbstbild

Die Neurowissenschaft ist eine verhältnismäßig junge Disziplin mit entsprechend vielen offenen Fragen. Diese berühren notwendigerweise auch Fragen der jeweiligen Zulässigkeit einer Algorithmenanwendung zum Zweck der Einrichtung und Nutzung von BCIs.

Institutionenethische Herausforderungen



Aus institutionenethischer Perspektive stellt sich hier erneut die Frage nach der Verantwortungszuschreibung und -übernahme im Falle von Schäden aufgrund der Nutzung von Algorithmen. Sollten die in einem BCI eingesetzten Algorithmen zu einer Schädigung der Patienten führen, wäre zu klären, wer hierfür die Verantwortung trägt: die Entwickler der Algorithmen, die Robotiksysteme oder die medizinischen Fachkräfte, welche die entsprechenden Systeme einsetzen? Die Kontrolle über diese Art von System ist geteilt, sodass zu fragen ist, wer bei Schäden Verantwortung für welche Fehlleistungen zu übernehmen hat (Gilbert et al. 2017).

Probleme wie die hier beschriebenen unterschiedlichen Bewertungen der von BCIs hervorgerufenen Veränderungen der Selbstwahrnehmung weisen darauf hin, dass der Einsatz von BCIs mit neuen Anforderungen an das medizinische Fachpersonal verbunden ist. Um eine angemessene Aufklärung von Patienten zu gewährleisten, müssen medizinische Einrichtungen speziell auf den Einsatz der neuartigen Technik abgestimmte Einwilligungsbedingungen definieren und angemessene Aufklärungsmaterialien und -prozesse gestalten (Klein und Jeffrey 2016).

Verantwortung neue Anforderungen hochsensibles Datenmaterial

Weitere institutionelle Herausforderungen ergeben sich hinsichtlich des Datenschutzes. Im Zuge der Erfassung von Hirnaktivitäten wird hochsensibles Datenmaterial erhoben. Der besondere Charakter der Daten macht eine Auseinandersetzung mit der Frage unumgänglich, wer zu welchem Zweck die fraglichen Daten erheben darf und wer die entsprechenden Datensätze wie lange speichern und nutzen darf. Die Datensicherheit muss besonders auch deshalb besonders gewährleistet werden, da derzeit nicht abzusehen ist, welche Konsequenzen ein solch drastisch erweitertes Wissen um die Funktionsweisen des menschlichen Gehirns haben wird.



Gesellschaftspolitische Herausforderungen

Auf gesellschaftlicher und gesellschaftspolitischer Ebene stellen sich hier zunächst ähnliche Fragen, wie sie bereits mit Blick auf andere Anwendungen diskutiert wurden. Auch hier gilt es, neuen haftungsrechtlichen Herausforderungen mit angemessenen Regulationen zu begegnen. So wäre zu klären, wer bei Unfällen haftet, die durch algorithmengestützt gesteuerte Robotiksysteme verursacht werden könnten (Mattia und Tamburrini 2015: 733 ff.). Zudem ergeben sich hier neue Herausforderungen, wie der Zugang zu den neu entstehenden medizinischen Möglichkeiten gerecht gestaltet werden kann. Der Einsatz solcher Systeme ist voraussichtlich auf absehbare Zeit mit hohen Kosten verbunden. Unter welchen Bedingungen sollten Menschen mit Bewegungseinschränkungen mit entsprechenden Systemen versorgt werden?

Auf gesellschaftlicher Ebene zu diskutieren ist außerdem die Frage, ob derartige Technologien auch zu nicht medizinischen Zwecken eingesetzt werden dürfen bzw. sollten. Die Aussicht, Maschinen durch neuronale Aktivitäten unmittelbar steuerbar zu machen, ließe sich beispielsweise auch zu militärischen Zwecken einsetzen. Eine direkte Verbindung des Gehirns mit der zu steuernden Maschine könnte etwa die Reaktionsgeschwindigkeit von Piloten bei Kampfeinsätzen maßgeblich erhöhen. Ein militärischer Einsatz von BCIs gilt gemeinhin als „Dual Use“ und wird von Ethikern, die sich mit Robotik befassen, seit geraumer Zeit kritisch diskutiert (Kotchetkov et al. 2010; Burwell et al. 2017).

Neben solchen Verantwortungs- und Gerechtigkeitsfragen stellt der Einsatz von Algorithmen in BCIs die gesellschaftliche Debatte noch vor einige besondere Herausforderungen. Das mit dieser Verwendung verbundene vertiefte Verständnis von Gehirnaktivitäten hat voraussichtlich tiefgreifende Konsequenzen für das Bild des Menschen von sich selbst. Das Selbstverständnis des Menschen als Person, im Sinne eines autonomen Akteurs mit einer spezifischen sozialen Identität, wird durch aktuelle neurowissenschaftliche Erkenntnisse bereits heute zunehmend erschüttert (Burwell et al. 2017).

Der Einsatz von Algorithmen wird die Forschung voraussichtlich weiter beschleunigen und eine Reihe neuartiger Möglichkeiten schaffen, die hier zu weiteren Verunsicherungen führen. Wie auf gesellschaftlicher Ebene mit diesen Herausforderungen umzugehen ist, wird damit zunehmend dringlicher gefragt. Sollte die Forschung streng reguliert und nur auf ganz spezifische Anwendungsbereiche bezogen zugelassen sein? Sollte Grundlagenforschung

gefördert werden oder Forschung mit dem Ziel konkreter medizinischer Anwendungen? Bedarf es zur Entscheidung dieser Fragen einer begleitenden gesellschaftlichen Debatte auf breiter Ebene? Oder sind solche Spezialfragen allein Sache von Fachleuten in entsprechend spezialisierten Gremien?

Der algorithmengestützte Einsatz von BCIs befeuert zudem einige der bereits seit Jahren unter dem Stichwort des Transhumanismus bzw. Posthumanismus diskutierten Grund-satzfragen nach der Zukunft der Menschheit. Umstritten ist dabei unter anderem, ob es im Zuge neuer technologisch geprägter Entwicklungen zu einer Ausdifferenzierung der menschlichen Spezies in Cyborgs und „konventionelle“ Menschen kommen wird und wie eine solche Entwicklung ethisch zu beurteilen wäre (Smart und Smart 2017; Hildt 2011).

Tatsächlich scheint die Möglichkeit einer grundsätzlichen Aufhebung der Grenze zwischen Mensch und Maschine durch den Einsatz von BCIs in den Bereich des Möglichen zu rücken (Attiah und Farah 2014). In der Fachliteratur wird darüber diskutiert, ob wir heute den Beginn einer grundlegenden Transformation des Menschen hin zu einem Cyborg erleben oder nicht (Burwell et al. 2017). Diese Diskussion kann hier aus Platzgründen nicht ausgeführt werden, doch festgehalten sei, dass der technische Eingriff in das menschliche Gehirn in der beschriebenen Anwendung offensichtlich erheblich ist. Sollte es bei den weiteren Entwicklungen zu einer Ausdifferenzierung der Menschheit in technologisch tiefgreifend veränderte und nicht veränderte Menschen kommen, stellt sich auf gesellschaftlicher und gesellschaftspolitischer Ebene die Aufgabe, die moralischen Rechte aller Personen zu schützen. Die individuelle Identität, im Sinne der körperlichen und mentalen Integrität, sowie die individuelle Entscheidungs- und Handlungsfähigkeit sind Gegenstand grundlegender Menschenrechte und entsprechend zu schützen. Selbstverständlich muss ein solcher Schutz bereits heute bei der Anwendung von BCI gewährleistet werden (Yuste et al. 2017).

Haftungsrecht

Zugangsgerechtigkeit Cyborgs

soziale Identität Selbstverständnis

Grenze zwischen Mensch und Maschine

Eine zusätzliche Herausforderung betrifft die Frage, ob es durch den Einsatz algorithmengestützter BCIs zu einer Stigmatisierung bzw. Diskriminierung derjenigen kommt, die sich gegen die Nutzung dieser neuartigen Möglichkeiten entscheiden. Bewegungseingeschränkte Personen können sich beispielsweise gegen einen solchen Eingriff entscheiden, weil ihnen die damit verbundenen Risiken zu hoch erscheinen. Sie können sich aber auch dafür entscheiden, weil sie mit ihren aktuellen Fähigkeiten zufrieden sind. Eine Veränderung ihres Zustandes käme aus ihrer Perspektive einem Enhancement gleich.

Es fragt sich, ob durch die Schaffung neuer Handlungsoptionen ein gesellschaftliches Umfeld entwickelt bzw. bereits bestehende Tendenzen zur Diskriminierung bewegungseingeschränkter Personen weiter verstärkt werden könnten (Burwell et al. 2017). Sollte dies der Fall sein, wäre die Gesellschaft insgesamt gefordert, Gegenmaßnahmen zu ergreifen, um zu gewährleisten, dass die intendierte Erhöhung der Selbstbestimmungsfähigkeit bewegungseingeschränkter Menschen nicht ins Gegenteil verkehrt wird, indem diese sozial unzulässig eingeschränkt und unter Druck gesetzt werden.

6.6 Alarmsysteme in Wohn- gemeinschaften für Senioren

Algorithmen spielen eine wichtige Rolle bei der Entwicklung und Nutzung sogenannter Ambient Assistent Living Systeme (AAL), also von digitalen Hilfssystemen, die hilfsbedürftige Personen bei der Bewältigung ihres Alltags unterstützen. Eingesetzt werden solche Systeme vielfach, um es den Betroffenen zu ermöglichen, trotz physischer und/oder kognitiver Einschränkungen ein selbstbestimmtes Leben in der eigenen Wohnung zu führen (Braun et al. 2016).

Ein anschauliches Beispiel für den Einsatz von Algorithmen in einem solchen Assistenzsystem liefert ein Studienprojekt von Rantz et al. (2013), in dem ein Alarmalgorithmus entwickelt wurde, der mithilfe passiver Sensornetzwerke in der häuslichen Umgebung der Bewohner einer Senioren-Community in Columbia (USA) ältere Menschen automatisch überwachen kann. Der Algorithmus erkennt typische Anzeichen von Erkrankungen oder Unfällen und kann so einen automatischen Alarm abgeben. Pflegekräften und Ärzten wird damit ermöglicht, zeitnah einzugreifen und schwerwiegende Verschlechterungen des Gesundheits- oder Funktionsstatus zu verhindern oder zumindest zu verzögern. Mithilfe des System könnten Senioren, so die Hoffnung der Forscher, in die Lage versetzt werden, trotz bestehender Einschränkungen und Erkrankungen bis zum Ende ihres Lebens in der eigenen Wohnung bleiben zu können und bei Bedarf Unterstützung zu erhalten.

Ambient Assistent Living Systeme (AAL)

Bewältigung des Alltags automatische Überwachung

Individualisierung

Algorithmen werden hier vor allem eingesetzt, um die Früherkennung von Krankheiten zu verbessern und einer Verschlimmerung chronischer Erkrankungen entgegenzuwirken. Die benötigten Daten liefern in der Wohnung der Bewohner installierte Sensoren. In der Studie von Rantz et al. (2013) handelte es sich um Infrarot-Bewegungsmelder, die die Präsenz und Aktivität der in der Wohnung befindlichen Person(en) überwachten, sowie um Sensoren, die unter der Bettwäsche oder in einem Stuhl platziert Puls und Atmung automatisch erfassten. Am Körper zu tragende Geräte oder aktiv durchgeführte Messungen wurden durch Messinstrumente ersetzt, die in die Umgebung eingebettet wurden. Ziel der Forscher war es dabei zum einen, die Bequemlichkeit für die Bewohner zu erhöhen. So muss mit automatischen Sensoren nicht mehr die Alltagsroutine unterbrochen werden, um medizinische Daten zu erheben. Zum anderen wurde auf diesem Weg die Erfassung von Vitaldaten deutlich besser gewährleistet. Daten wurden unabhängig davon erfasst, ob die Bewohner daran dachten, ihre Pulsfrequenz etc. zu messen.

Auf der Basis dieser Daten wird mithilfe von Algorithmen ein individuelles Profil erstellt. Diese Individualisierung ist wichtig, da jede Person einzigartig ist. Ein „one size fits all“-Modell würde nicht funktionieren. In der Studie wurde daher der Algorithmus für jede Person individuell modelliert und auf Grundlage des Feedbacks von Ärzten weiter angepasst. Weichen die sensorisch erfassten Aktivitäts- und Vitaldatenmuster von den für diese Person typischen Mustern ab, wird ein Alarm ausgelöst und die behandelnden Ärzte werden per E-Mail kontaktiert. Diese können dann eine gesicherte Webseite aufrufen, auf der die Sensordaten angezeigt werden, und analysieren, ob Maßnahmen ergriffen werden müssen.



Chancen

Möglichst lange und sicher in der gewohnten Umgebung zu leben, ist für viele Menschen von erheblichem Wert, und sie erhoffen sich dadurch eine bessere Lebensqualität und eine erhöhte Befähigung, auch in hohem Alter ein selbstbestimmtes Leben zu führen. AAL-Projekte, wie das oben beschriebene, reagieren insofern auf ein weit verbreitetes und für viele Menschen zentrales Interesse. In Möbel und Alltagsgegenstände integrierte Sensoren eröffnen dabei die Möglichkeit, von der Technologie weitgehend unbeeinträchtigt zu leben und dennoch Nutzen aus der Überwachung und Analyse von Vital- und Aktivitätsdaten zu ziehen.

Selbstbestimmtes Leben Lebensqualität Individualisierung Echtzeiterfassung von Risiken Arbeitsentlastungen

Der Einsatz von Algorithmen erlaubt eine hochgradige Individualisierung der Funktionen und damit verbundene Verbesserungen der Verlässlichkeit der Systeme. Abweichungen von individuell typischen Vital- und Aktivitätsdaten können als persönliche Anzeichen einer drohenden Erkrankung oder Verschlechterung des Gesundheitszustandes automatisch und in Echtzeit erkannt werden und automatisch informierte Fachkräfte können zeitnah eingreifen. Dies alles könnte erhebliche gesundheitliche Vorteile für die Betroffenen bringen. Die Autoren der obigen Studie weisen außerdem darauf hin, dass möglichst frühe Interventionen oft besonders effektiv und zudem weniger kostspielig sind, da frühzeitig behandelte Erkrankungen häufig mit einem geringeren Funktionsverlust einhergehen als solche, die erst relativ spät erkannt und behandelt werden (Rantz et al. 2013).

Auch für Pflegekräfte und Kliniker ergeben sich Vorteile, da sie etwa bei ihrer Aufgabe, das körperliche Wohlergehen der Bewohner durchgängig zu überprüfen, entlastet werden (ebd.). Idealerweise gewinnen sie dadurch Zeit für andere Aufgaben, zum Beispiel für Gespräche mit den Bewohnern der Einrichtungen. Denn solche Tätigkeiten, die Empathiefähigkeit erfordern, werden voraussichtlich auch langfristig nicht durch Algorithmen ersetzt werden können (Bonderman 2017).

Zugleich erlaubt die beschriebene Technologie, die Arbeit des Fachpersonals zu erfassen. Eine solche Erfassung kann ggf. dazu beitragen, dass die zu betreuenden Menschen besser ihren individuellen Bedürfnissen gemäß versorgt werden (Jaume-Palásí und Spielkamp 2017).

Über die genannten und direkt zu erwartenden Effekte hinaus bietet der Einsatz von Algorithmen die Chance, die Leistungsfähigkeit des Systems fortlaufend zu verbessern. Neben den individuell erhobenen Daten können weitere klinische Daten in das System eingespeist werden. Im Idealfall werden die erbrachten Leistungen fortlaufend überprüft und verbessert (Rantz et. al. 2013).

Individuethische Herausforderungen



Aus individualethischer Perspektive stellt sich hier zunächst die Frage nach der Wahrscheinlichkeit, mit der die oben geschilderten Chancen in der Praxis realisiert werden. Gegen die Annahme, dass der Einsatz von AALs mehr Lebensqualität bringt, wird zum Beispiel eingewandt, dass es im Zuge einer Weiterentwicklung sensor- und algorithmengestützter Systeme auch zu einer problematischen Verringerung menschlicher Kontakte in der Versorgung und Pflege kommen kann. In diesem Fall wäre statt der erhofften Verbesserung mit einer faktischen Verschlechterung der Lebensqualität von älteren und pflegebedürftigen Personen zu rechnen (Friesacher 2010).

Darüber hinaus ist fraglich, ob der gewonnene Sicherheitszugewinn die damit verbundenen Verluste der Privatsphäre und mögliche Datensicherheitsrisiken aufwiegt. Ein kontinuierliches Monitoring über kaum wahrnehmbare Sensoren, die Erstellung hochgradig individueller Personenprofile und die automatische Weitergabe der Datenanalyse an Fachkräfte oder auch andere Personen (sic!) werfen aus ethischer Sicht bereits in jedem Teilschritt Probleme auf. Miteinander kombiniert könnten sich hierdurch bedingte Herausforderungen potenzieren. Individualethisch ist relevant, ob die Betroffenen sich über die hiermit verbundenen Eingriffe in ihre Privatsphäre hinreichend im Klaren sind und inwiefern sie die Möglichkeit haben, entsprechende Angebote abzulehnen, und ob ihre Interessen im Verlauf weiterer Entwicklungen dauerhaft geschützt werden können.

Privatsphäre Verlust menschlicher Kontakte Informierte Einwilligung Digitale Kompetenz Datensicherheitsrisiken Unsichtbarkeit der Technik

Besondere Schwierigkeiten ergeben sich auch daraus, dass das Verständnis der dem Monitoring zugrunde liegenden Mechanismen von den Betroffenen hohe gesundheitliche und digitale Kompetenz erfordert (Glenn und Monteith 2014; Lepri et al. 2017). Das Verständnis neuer Technologien ist für viele Menschen mit erheblichen Schwierigkeiten verbunden – dies gilt in besonderer Weise für Menschen mit kognitiven Beeinträchtigungen, z. B. aufgrund von Demenzerkrankungen. Dadurch ergeben sich komplexe ethische Fragen im Hinblick darauf, dass die Betroffenen in der Lage sein müssen, eine informierte Einwilligung in die Einrichtung von AAL-Technologien zu geben (Novitzky et al. 2015).

Hinzu kommt, dass die Integration von Sensoren in Alltagsgegenstände langfristig zu einem Verlust des Bewusstseins für die faktisch dauerhafte Erfassung von Daten und deren Auswertung durch Algorithmen führen kann (Yuste et al. 2017). Die Technik und ihre Funktionen werden gewissermaßen unsichtbar und gehen in der alltäglichen Umgebung auf (Monteith und Glenn 2016). Die Fähigkeit, situative Entscheidungen über den Grad der gewünschten Privatheit zu treffen, kann dadurch maßgeblich beeinträchtigt werden. Derartigen Problemen könnte ggf. begegnet werden, indem die jeweiligen Funktionen so gestaltet werden, dass sie individuell aktivier- bzw. deaktivierbar sind. Allerdings erfordern solche individuellen Gestaltungsmöglichkeiten ihrerseits erneut erhebliche Kompetenzen. Um vor möglichen Schäden geschützt zu sein, ist es wichtig, dass die Nutzer die möglichen

Folgen einer Deaktivierung der Sensoren überblicken. Diese Fähigkeit ist keinesfalls immer vorauszusetzen, sodass die Frage bleibt, wer im Fall unzureichender Kompetenz eine entsprechende Einstellung der Systeme vornehmen soll.



Institutionenethische Herausforderungen

Die Etablierung algorithmengestützter AALs stellt die Institutionen der Gesundheitsversorgung vor die bereits oben genannte Herausforderung, wer durch fehlerhafte Systeme oder fehlerhaft genutzte Systeme entstehende Schäden zu verantworten hat (Hofmann 2013). Wer haftet beispielsweise, wenn einer pflegebedürftigen Person aufgrund einer Störung oder Fehleinschätzung des Systems nicht oder zu spät geholfen wird (Friesacher 2010)?

Institutionelle Verantwortung

Arbeitsbild

Ausbildung von Fachkräften

Haftungsfragen

Missbrauch

Haftungsfragen stellen sich darüber hinaus mit Blick auf die Möglichkeit eines Missbrauchs der erhobenen und ausgewerteten Daten. Informationen über das Routineverhalten älterer Menschen könnten zum Beispiel in die Hände von Kriminellen geraten. Einbrecher könnten Informationen über Bewegungsdaten nutzen, um die Wohnungen in Abwesenheit der Bewohner auszurauben. Betrüger könnten behaupten, auf einen Alarm des Systems zu reagieren, um in die Wohnung einzudringen. Ältere Menschen, besonders wenn sie kognitive Einschränkungen haben, sind besonders gefährdet, Opfer von Betrugern zu werden. Individuelle Lösungen wären für die Bewältigung dieser, die Sicherheit der Nutzer von algorithmengestützten AALs betreffenden Herausforderungen kaum aussichtsreich. Um ihnen zu begegnen, werden auch institutionelle Maßnahmen erforderlich sein.

Institutionen stehen darüber hinaus vor der Herausforderung, ggf. auf Auswirkungen reagieren zu müssen, die AALs auf das Berufsbild von medizinischen und pflegenden Fachkräften haben. Der Einzug der Digitalisierung in die Pflege bringt einige deutliche Veränderungen des Berufsbildes und neuartige Anforderungen an Fähigkeiten und Kompetenzen mit sich. Vielfach haben Pflegende ihren Beruf in der Absicht gewählt, „etwas mit Menschen“ zu machen. Neue Anforderungen, die vor allem das Bedienen technischer Systeme betreffen, können der ursprünglichen Motivation für den gewählten Beruf diametral entgegenstehen (Friesacher 2010). Dies wirft die Frage auf, welche institutionellen Maßnahmen ergriffen werden könnten und sollten, um Fachkräfte in ihrem Beruf so zu unterstützen, dass den Pflegebedürftigen optimal gedient ist, ohne dabei die berechtigten Interessen von Pflegenden zu vernachlässigen.

Um zu vermeiden, dass es im Zuge der Digitalisierung zu Arbeitsplatzverlusten und Qualitätseinbußen kommt, wird es erforderlich sein, Fachkräfte den neuen Anforderungen entsprechend zu schulen. Angesichts der Verantwortung von ausbildenden Institutionen, ihre Auszubildenden sachgerecht auf den Arbeitsmarkt vorzubereiten, wären diese gefordert, bestehende Curricula den neuen beruflichen Anforderungen anzupassen.

Gesellschaftspolitische Herausforderungen



Die Nutzung der hier dargestellten Systeme ist, wie schon angesprochen, daran geknüpft, dass ggf. Verluste in der Privatsphäre in Kauf genommen werden. Die Aussicht, länger sicherer in den eigenen vier Wänden zu leben, könnte einen gesellschaftlichen Wandel im Hinblick auf den Wert einleiten, der Privatheit zugemessen wird. Privatheit von Daten könnte angesichts der zu erwartenden verbesserten Lebensqualität hinsichtlich bestimmter Aspekte im privaten wie beruflichen Leben zunehmend geringer wertgeschätzt werden. Eine solche Entwicklung wäre letztlich eine gesellschaftliche Entscheidung im Sinne einer Abstimmung mit den Füßen: Je mehr Menschen bereit sind, ihre Häuser mit Sensoren auszurüsten und ihre individuellen Aktivitätsmuster und Vitaldaten von Algorithmen analysieren zu lassen, desto wahrscheinlicher wird ein Bedeutungsverlust des Konzepts der Privatsphäre als Datenschutz.

Eine solche gesellschaftliche Entwicklung mag für sich genommen verständlich und legitim sein. Problematisch wäre jedoch, wenn infolgedessen auch von denen, die ihrer Privatsphäre einen hohen Wert zumessen, gefordert würde, diese aufzugeben. Dann wäre ein ursprünglich zentrales Ziel von algorithmengestützten AALs, nämlich die Erhöhung der Selbstbestimmungsfähigkeit, in sein Gegenteil verkehrt. Um ein solches Paradoxon zu vermeiden, muss eine umfassend informierte gesellschaftliche Debatte initiiert werden über die möglichen kurz-, länger- und langfristigen Konsequenzen omnipräsenter Sensoren und fortlaufend analysierter Aktivitätsmuster und Persönlichkeitsprofile.

Gesellschaftlicher Wertewandel

Privatsphäre vs. Sicherheit

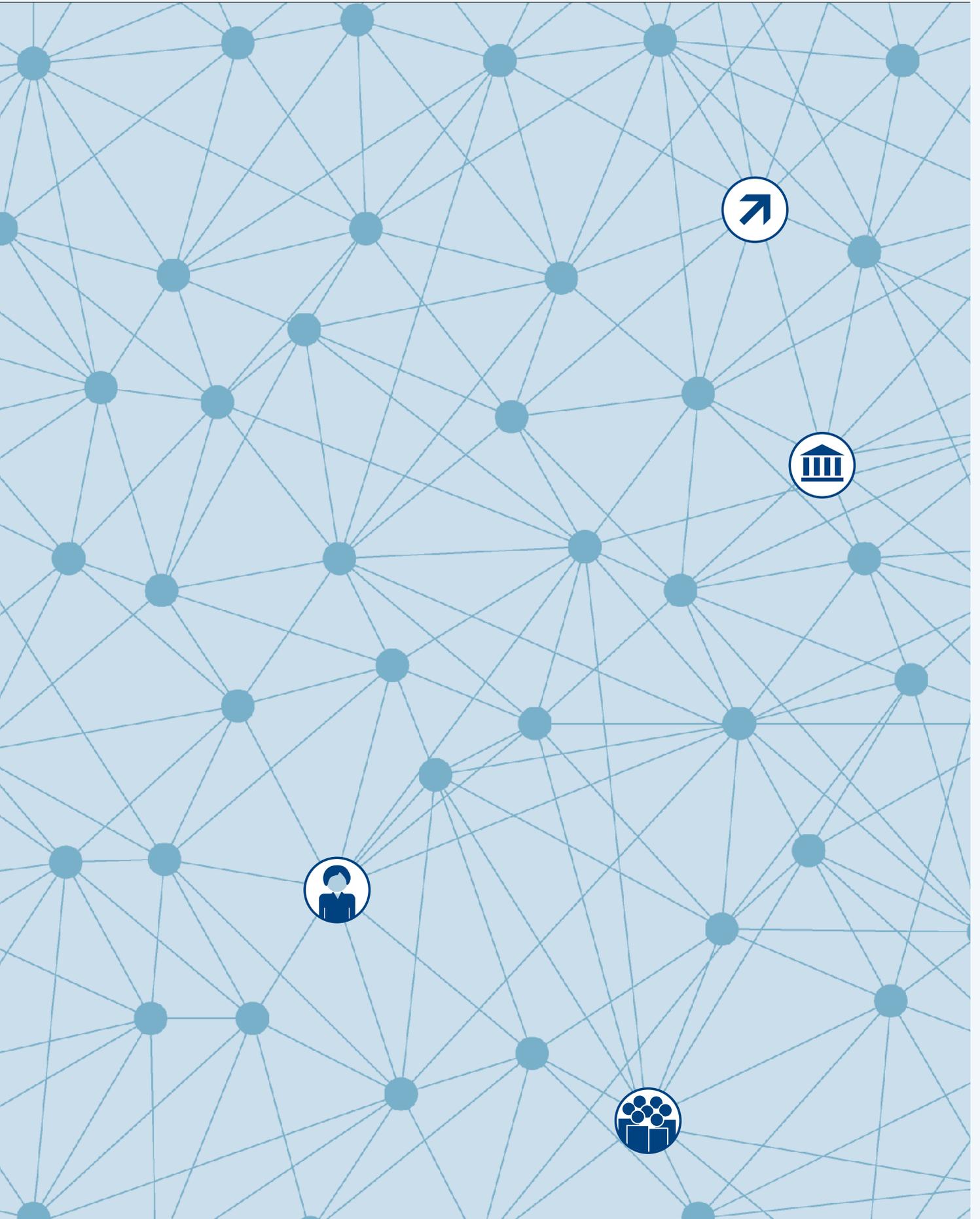
Zugangsgerechtigkeit Ersatz menschlicher Nähe und Pflege

solidarisches Gesundheitssystem

Weitere gesellschaftliche Herausforderungen betreffen die Frage, wer unter welchen Bedingungen Zugang zu den jeweiligen digitalen Angeboten erhalten sollte. Diese bereits oben aufgeworfene Frage nach der Zugangsgerechtigkeit stellt sich auch hier. Aufgrund des demographischen Wandels haben voraussichtlich zunehmend viele Menschen Bedarf an gesundheitlicher Versorgung und Vorsorge. Sie werden zudem vielfach interessiert sein, möglichst lange in den eigenen vier Wänden zu leben. Zumindest auf absehbare Zeit ist nicht damit zu rechnen, dass entsprechende digitale Angebote für alle Interessierten verfügbar gemacht werden können (Friesacher 2010). Gesellschaftspolitisch ergibt sich damit die Herausforderung, nach welchen Kriterien Versorgungsentscheidungen zu treffen sind. Sollte die Verteilung allein nach Marktprinzipien erfolgen, könnten kostspielige Systeme mindestens auf absehbare Zeit nur von gutsituierten Personen in Anspruch genommen werden.

Allerdings könnte es im Zuge der weiteren Entwicklung auch zu einer Umkehrung der Verhältnisse kommen: Längerfristig könnte die algorithmengestützte Versorgung in AALs verglichen mit der Versorgung und Betreuung durch menschliche Pflegekräfte und Kliniker kostengünstiger ausfallen. AALs könnten, so die Befürchtung, zunehmend menschliche Nähe und Pflege ersetzen (Hofmann 2013). Die gesellschaftspolitische Frage bleibt hiervon

letztlich unberührt. In beiden Fällen steht die Gesellschaft vor der Herausforderung zu entscheiden, wer unter welchen Bedingungen Zugang zu den jeweiligen Ressourcen (Mensch oder maschinelles System) erhalten soll. In beiden Fällen wäre eine alleinige Verteilung nach den Prinzipien des freien Marktes nur schwerlich mit den Grundsätzen des solidarischen Gesundheitssystems zu vereinbaren.



7 Zukunftsaussichten

Die in der Gesundheitsversorgung eingesetzten Algorithmen werden fortlaufend verbessert und es ist davon auszugehen, dass sich diese Entwicklung immer mehr beschleunigt. Algorithmen werden in Zukunft voraussichtlich einen wichtigen Beitrag zur Weiterentwicklung einer personalisierten oder Präzisionsmedizin leisten, die möglicherweise etwa folgende Anwendungen enthalten könnte.

Mithilfe leistungsstarker lernfähiger Algorithmen wird etwa eine kostengünstige und schnelle Sequenzierung und Analyse des menschlichen Genoms realisiert werden können, um eine deutlich zielgerichtetere und individuellere Behandlung zu ermöglichen. Darüber hinaus wird die Untersuchung sehr großer Stichproben möglich. Die Untersuchung der Patienten auf allen Ebenen, um ein integriertes Bild aller Prozesse über alle biologischen und auch nicht-biologischen Ebenen zu erstellen – vom Genom über das Epigenom und Proteom zu den Organellen bis hin zum Verhalten und zur Biomechanik des Gesamtorganismus –, liefert ganz neue Erkenntnisse über die Diagnose und Therapie von Krankheiten (Deutscher Ethikrat 2018). Es wird möglich sein, den Beitrag einer sehr großen Zahl an Variationen zur Entstehung bestimmter Krankheiten zu analysieren (Wired 2017). So können Diagnosen und Prognosen möglicherweise allein durch die Analyse des Atems gestellt werden (De Witte 2017). Dadurch sind Krebsarten wie etwa Lungenkrebs früher zu erkennen und potenziell auch früher zu behandeln.

Durch die zunehmende Vernetzung des Gesundheitswesens werden den Ärzten künftig immer mehr Informationen für die Diagnose und Behandlung zur Verfügung stehen. Es ist davon auszugehen, dass effiziente Algorithmen direkt an das Krankenhausinformationssystem der Zukunft angeschlossen sein werden und dem Arzt unmittelbar eine Diagnose für einzelne Patienten liefern (Zukunftsinstitut 2012). Algorithmen werden nicht nur Differentialdiagnosen erstellen, sondern auch diagnostische Tests vorschlagen und gleichzeitig die Anzahl überflüssiger Tests deutlich reduzieren (Obermeyer und Emanuel 2016).

Algorithmen ermöglichen zudem die Ausgliederung vieler Arbeitsbereiche an externe Anbieter. Zahlreiche Aufgaben, die heute noch von mehrköpfigen Teams innerhalb eines Krankenhauses durchgeführt werden, lassen sich durch den Algorithmeinsatz künftig überall auf der Welt schnell und effizient von Zulieferern durchführen. Dazu gehören viele Aufgaben etwa von Laboren oder der Pathologie (ebd.). Algorithmen zerlegen beispielsweise im Rahmen der Diagnostik ein Röntgenbild in Millionen von Einzelvariablen. Darüber hinaus können auch andere Daten, etwa von Versicherungen, in die Diagnose miteinfließen (ebd.). Die so eingesparten Ressourcen könnten Kliniken wiederum für andere Innovationen oder für eine verbesserte Patientenversorgung nutzen (Zukunftsinstitut 2012).

Algorithmen wenden heute in Expertensystemen oft nur Regeln auf Daten an, um beispielsweise Wechselwirkungen zwischen Medikamenten zu identifizieren (Bublak 2016). Selbstlernende Algorithmen sind jedoch in der Lage, Regeln aus Daten abzuleiten. Es ist davon auszugehen, dass die Maschinen in naher Zukunft bei der Diagnose über eine größere Treffgenauigkeit als Experten verfügen. Fraglich ist, inwieweit die Arbeit von Radiologen oder anatomischen Pathologen daher künftig zumindest zu einem erheblichen Teil von Maschinen übernommen wird (ebd.). Ergänzend dazu werden Hochleistungsalgorithmen in der Zukunft auch vermehrt psychosoziale Faktoren bei der Vermeidung, der Entstehung und dem Verlauf von Krankheiten identifizieren und neue epidemiologische Zusammenhänge erkennen (Langkafel 2015).

Mithilfe von Techniken des maschinellen Lernens wird sich die Prognostik verbessern, etwa zur Überlebenschancenwahrscheinlichkeit von Krebspatienten (Obermeyer und Emanuel 2016). Der Einsatz von Algorithmen ermöglicht die Verwendung Tausender Prädiktorvariablen, welche direkt aus elektronischen Patientenakten oder Schadensfalldatenbanken von Versicherungen gezogen werden. Im Gegensatz dazu sind heutige Prognosemodelle, auf wenige Variablen beschränkt (ebd.). Der Einbezug einer größeren Zahl an Variablen wird beispielsweise eine deutlich bessere Planung der Pflege von Patienten mit schweren Krankheiten ermöglichen (ebd.).

Algorithmen könnten in der Zukunft zudem immer genauer prognostizieren, wann ein Patient mit einer spezifischen Erkrankung stirbt. Daraus können möglicherweise Entscheidungsempfehlungen für angemessene Behandlungen am Lebensende, aber – was als problematisch betrachtet wird – auch für Entscheidungen zur Zuteilung knapper Ressourcen benutzt werden (Lobe 2017).

Der Einsatz von Algorithmen verspricht eine Zunahme der Patientensicherheit: Algorithmen machen, im Gegensatz zu Menschen, keine Fehler, wenn sie in technischer und ethischer Hinsicht entsprechend programmiert bzw. trainiert worden sind. Sie brauchen keinen Schlaf und sind zu jeder Tages- und Nachtzeit funktionstüchtig (Obermeyer und Emanuel 2016). Auch können sie die Wirkweise von Medikamenten mithilfe der verfügbaren Vitalparameter eines Patienten simulieren und dadurch wirkungslose Medikationen vermeiden. Zudem lassen sich mit Algorithmen mögliche Wechsel- oder Nebenwirkungen von Medikamenten im Vorhinein berechnen. Es wird davon ausgegangen, dass sich der Behandlungserfolg dadurch – bei gleichzeitigen Kostensenkungen – deutlich erhöhen lässt (Zukunftsinstitut 2012).

Es ist zu erwarten, dass Algorithmen auch verstärkt für Überwachungszwecke eingesetzt werden. An das Krankenhausinformationssystem angeschlossene Algorithmen können jeden Patienten einer Klinik rund um die Uhr überwachen und bei Abweichungen der gemessenen Vitalwerte unmittelbar Gegenmaßnahmen einleiten, wie automatisch die Dosis eines Medikaments über einen Infusionsspender erhöhen oder das zuständige Fachpersonal informieren. Somit ist es wahrscheinlich, dass Algorithmen zukünftig Handlungen nicht nur empfehlen, sondern beispielsweise in der Intensivmedizin auch eigenständig veranlassen (Langkafel 2015). Voraussichtlich werden sie zahlreiche Aufgaben der Anästhesie und Intensivmedizin übernehmen (Obermeyer und Emanuel 2016).

In der Telemedizin werden Algorithmen ebenfalls zunehmend eingesetzt. Kamerabilder (z. B. des gesamten Erscheinungsbildes einer Person oder des veränderten Hautbildes eines Patienten) könnten so direkt ausgewertet werden, um daraus Empfehlungen für den weiteren Behandlungsverlauf zu generieren.

Algorithmengestützte Überwachungssysteme werden auch abseits medizinischer Einrichtungen zunehmen. Künftig werden immer mehr Menschen solche Systeme in ihre „Smart Home“-Anwendungen integrieren – sei es, um bestehende Erkrankungen zu überwachen (Monitoring) oder um die Entstehung von Erkrankungen zu verhindern (Prävention). Algorithmen werden dann den optimalen Tagesablauf von Personen bzw. Patienten berechnen, diese etwa an die Medikamenteneinnahme erinnern oder selbstständig Termine bei Ärzten vereinbaren (Zukunftsinstitut 2012). Algorithmen können so künftig dabei helfen, vermehrt Daten aus der alltäglichen Lebenswelt einer Person zu integrieren und auszuwerten (Individual-health-analytics-Ansatz). Hierdurch könnten ein besseres Verständnis und eine verbesserte Vorhersagbarkeit von Krankheitsrisiken erzielt werden.

Die Analyse dieser Daten – etwa im Zusammenspiel mit anderen Informationen aus dem sozialen oder beruflichen Umfeld – ermöglicht perspektivisch eventuell raschere und zielgerichtete Formen der Prävention von Krankheiten und Epidemien (Langkafel 2015). Maschinelle Lernalgorithmen werden in den gesammelten Umgebungs- und Vitaldaten Muster erkennen, die mit kritischen Gesundheitsereignissen verknüpft sein können (Wired 2017). Dadurch lassen sich bedrohliche Erkrankungen frühzeitig entdecken und es kann rechtzeitig interveniert werden. Eine solche Überwachung kann auch bei psychischen Erkrankungen wie einer Depression eingesetzt werden (ebd.). Dadurch könnte unter anderem die Zahl der Suizide gesenkt werden.

Der Trend zur Selbstvermessung wird in diesem Kontext weiter zunehmen. Künftig wird es für viele Menschen selbstverständlich sein, eine Vielzahl gesundheitsbezogener Daten über sich selbst zu sammeln. Algorithmengestützte Apps auf dem Smartphone werden dann die gesammelten Daten sofort verarbeiten und Empfehlungen etwa in Bezug auf die Ernährung oder das Sportpensum geben. Weiterhin könnten sie auf Grundlage des bisherigen Verhaltens die optimale Strategie berechnen, wie die jeweilige Person motiviert bleibt, die entsprechenden Ziele – z. B. das gewünschte Idealgewicht – zu erreichen. Hier sind vielfältige Einsatzmöglichkeiten denkbar.

Neben den bereits beschriebenen Anwendungsfeldern wird intelligente Software auf der Basis von Algorithmen zukünftig dabei helfen, die große Menge an Informationen aus wissenschaftlichen Fachpublikationen wesentlich zielgerichteter und schneller auszuwerten. Die für eine Diagnose und Therapie relevanten Informationen werden herausgefiltert und direkt in den Behandlungsprozess integriert (Langkafel 2015). Algorithmen haben dabei das Potenzial, den üblichen wissenschaftlichen Arbeitsweg umzukehren: Sie untersuchen große Datenmengen automatisiert nach Zusammenhängen und könnten auf diese Weise Korrelationen entdecken, nach denen gar nicht gesucht wurde. Der Weg führt hier nicht mehr von einer bereits formulierten Hypothese zu der Suche nach und Auswertung von Daten, sondern von den Daten zur Formulierung einer neuen Hypothese.

Insgesamt werden Algorithmen und gut aufbereitete Datensätze in Zukunft dazu beitragen, die Entstehung von Krankheiten immer besser verständlich zu machen und den Prozess des Alterns positiv zu beeinflussen. Es wird daher zunehmend weniger um die Behandlung von Krankheiten gehen als vielmehr darum, diese zu verhindern – oder ihren Verlauf zu begleiten (De Witte 2017).

8 To-dos und Forschungsbedarf

Um die Chancen eines Algorithmeinsatzes im Gesundheitswesen praktisch zu realisieren und den damit einhergehenden Herausforderungen angemessen zu begegnen, bedarf es zahlreicher Maßnahmen auf unterschiedlichen Ebenen.

Das medizinische Fachpersonal wie Ärzte und Pflegekräfte muss umfassend auf die technischen Neuerungen vorbereitet werden, was insbesondere die Vermittlung der notwendigen Technikkompetenzen einschließt. Das Fachpersonal muss verstehen, wie Algorithmen funktionieren und wie die Ergebnisse algorithmenbasierter Entscheidungsunterstützungssysteme zu interpretieren sind. Bei der Gestaltung prädiktiver Algorithmen, aber vor allem bei Entscheidungsunterstützungssystemen, wird häufig der Umgang mit unterschiedlichen Risiken etwa einer Erkrankungswahrscheinlichkeit erforderlich sein. Der Umgang mit Risikoaussagen ist für Experten ebenso herausfordernd wie für Laien. Damit die Systeme eine sinnvolle Unterstützung leisten können, sind medizinische Fachleute in die Lage zu versetzen, die automatisch generierten Ergebnisse nicht nur richtig zu deuten, sondern diese Deutung den Patienten auch sachgerecht und verständlich zu vermitteln.

In der Literatur werden derzeit verschiedene Ansätze der automatisierten Entscheidungsunterstützung diskutiert. Unterschieden werden unter anderem „opting out“- und „opting in“-Modelle sowie solche, die automatisch empfehlenswerte Entscheidungspfade aufzeigen (Cohen et al. 2014). Die Vor- und Nachteile der Modelle gilt es jeweils zu analysieren und zu diskutieren. Dabei ist auch zu klären, wie mit Nebenbefunden („incidental findings“) umgegangen werden soll, also mit Befunden, die nicht mit der ursprünglichen Fragestellung in Verbindung stehen, für die Gesundheit der untersuchten Person und ihre Angehörigen aber von Bedeutung sind.

Neben den Kompetenzen im praktischen Umgang mit den neuen Technologien muss die Fähigkeit gefördert werden, deren Einsatz kritisch zu reflektieren. Alle an der Entwicklung Beteiligten und von ihr Betroffenen sollten um die Chancen und Risiken sowie die Stärken und Schwächen der diversen technischen Optionen in den jeweiligen Settings wissen. Vor dem Start etwaiger Aufklärungskampagnen sollte die Einstellung der Bevölkerung (allgemein, Patientengruppen, medizinisches Personal, Pflegekräfte, Gesundheitsfachleute aus anderen Bereichen, z.B. Versicherungen) zum Einsatz von Algorithmen in der Medizin und anderen Gesundheitsbereichen erforscht werden. So kann besser auf die Ängste und Sorgen der einzelnen Gruppen eingegangen werden.

Eine umfassende Diskussion über die Vor- und Nachteile der neuen Technologien kann durchaus zu einer größeren Technikakzeptanz führen – sofern Ängste und Vorurteile abgebaut und deutlich kommuniziert werden kann, dass es nicht darum geht, medizinisches Fachpersonal durch Computer zu ersetzen. Es handelt sich nicht um einen Konflikt Mensch versus Maschine. Algorithmen im Gesundheitswesen können vielmehr wichtige und sinn-

Handlungsempfehlungen

Um die Chancen eines Einsatzes von Algorithmen im Gesundheitswesen praktisch zu realisieren und den damit einhergehenden Herausforderungen angemessen zu begegnen, bedarf es zahlreicher Maßnahmen auf unterschiedlichen Ebenen.

Technische Voraussetzungen schaffen

- › Etablierung einheitlicher Standards bei Datenerhebung, -verarbeitung und -austausch
- › Schaffung kompatibler Systeme
- › Datengrundlagen (z. B. Elektronische Patientenakten) müssen gewissenhaft gepflegt werden und vollständig sein

Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine stärken

- › Technikkompetenzen z. B. durch Schulungen fördern
- › Kritisch reflektiertes Technikverständnis fördern:
Algorithmen als sinnvolles Werkzeug, Konflikt Mensch vs. Maschine
- › Aufklärungskampagnen über technische Neuerungen, um Ängste und Vorurteile abzubauen
- › Medizinisches Personal hinsichtlich Auswirkungen fehlerhafter Daten sensibilisieren
- › Mehrebenen-Governance zur Stärkung von Vertrauen und Sicherheit

Sicherstellung einer informierten Einwilligung

- › Erläuterung der Verwendung von Algorithmen als Teil der Patientenaufklärung
- › Weitere Chancen und Risiken erforschen und dementsprechend aufklären
- › Entwicklung neuer und angemessener Aufklärungsmaterialien
- › Fragen der Gewährleistung des Rechts auf informationelle Selbstbestimmung klären
- › Anforderungen an Erklärbarkeit von Algorithmen klären

Programmierung von Algorithmen ethisch gestalten

- › Interdisziplinäre Teams zur Planung und Entwicklung von Algorithmen unter Berücksichtigung der möglichen Risiken und Folgen
- › Klare Verhaltensregeln für die Programmierung von Algorithmen definieren

Zuverlässige Anwendung von Algorithmen

- › Etablierung einheitlicher Standards z. B. für die Diagnosen bestimmter Erkrankungen
- › Vermeidung des Auftretens / Entdecken von Scheinkorrelationen
- › Ergebnisse von Entscheidungsunterstützungssystemen (Wahrscheinlichkeiten / Risiken) richtig interpretieren und vermitteln
- › Regeln für den Umgang mit Nebenbefunden
- › Juristische Klärung der Kompatibilität verschiedener Algorithmenarten und -anwendungen mit der seit Mai 2018 gültigen Europäischen Datenschutzgrundverordnung

Vernetzte Strukturen schaffen

- › Etablierung integrativer Versorgungsstrukturen in der klinischen Praxis (z. B. Ineinandergreifen ambulanter und stationärer Behandlung)
- › Förderung der Zusammenarbeit von Forschungseinrichtungen
- › Förderung der Interaktion verschiedener Disziplinen (z. B. Informatik und Ethik)
- › Initiierung interprofessioneller Projekte, um algorithmengestützte Systeme zu entwickeln, zu evaluieren und in Versorgungsinnovationen zu überführen
- › Initiierung einer interdisziplinären Diskussion über soziale Konsequenzen der aktuellen Entwicklungen und Gestaltung eines öffentlichen Dialogs

Entwicklung einer Algorithmenethik und Algorithmenkontrolle

- › Schaffung geeigneter Strukturen, um Algorithmen in der Gesundheitsversorgung je nach Art und Anwendungszweck zu prüfen, ggf. zu zertifizieren und zu kontrollieren
- › Fokus auf ethische Regeln, die maschinellem Lernen zugrunde liegen sollten
- › Überwachung von Deep-learning-Algorithmen auf diskriminierende Effekte

volle Werkzeuge sein, die die Arbeit menschlicher Fachkräfte erheblich erleichtern. Das Ziel liegt in einer sinnvollen Zusammenarbeit von Mensch und Maschine. Dabei kann mithilfe eines Mehrebenen-Governance-Ansatzes das Vertrauen der Menschen in die Technik und den sicheren Umgang damit gestärkt werden. Eine Studie von Wang et al. (2016) hat beispielsweise gezeigt, dass die Unterstützung von Pathologen durch einen lernenden Algorithmus bei der Diagnose von metastasiertem Brustkrebs zur Reduktion der Fehlerquote von über drei Prozent auf weniger als ein Prozent geführt hat.

Von technischer Seite aus ist die Etablierung einheitlicher Standards bei der Datenerhebung und -verarbeitung erforderlich, damit die unterschiedlichen Systeme miteinander kompatibel werden und die Daten keiner grundlegenden zeitintensiven Vorverarbeitung bedürfen. Daher sollten die Datengrundlagen für die Berechnungen der Algorithmen, etwa elektronische Patientenakten, sorgfältig gepflegt werden und vollständig sein. Hier ist auch das Bewusstsein des Personals medizinischer Einrichtungen für die Auswirkungen fehlender oder falsch eingetragener Daten zu schärfen. Die Interoperabilität der Systeme durch Standards für den Datenaustausch sicherzustellen ist zudem wichtig, um die Nutzer nicht von bestimmten Anbietern abhängig zu machen (Hahn und Schreiber 2018: 340).

Hinsichtlich der Entwicklung von Algorithmen sollten klare Verhaltensregeln für die Programmierung aufgestellt werden. So ist eine (Selbst-)Verpflichtung der Programmierer denkbar, jederzeit transparent darzulegen, wie ein Algorithmus funktioniert und welche Daten er erfasst und verarbeitet. Es muss jedoch auch geklärt werden, wie hier möglicherweise entstehende Probleme durch Industriespionage oder Hackerangriffe gelöst werden können. In der Medizinprodukteindustrie ist eine vollständige Transparenz sicherlich nur schwer zu realisieren. Ethische Aspekte sollten von Anfang an in den Gestaltungs- und Entwicklungsprozess einfließen, zum Beispiel in interdisziplinären Teams.

Bei der konkreten Anwendung von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung ergibt sich weiterer Handlungsbedarf. Um lernende Algorithmen in der Diagnosestellung einsetzen zu können, müssen einheitliche Standards für die Diagnose bestimmter Erkrankungen

etabliert werden. Aktuell sind diese oft unklar, etwa bei Sepsis oder rheumatoider Arthritis (Obermeyer und Emanuel 2016). Dies erschwert deutlich das Training der Algorithmen für die Praxis. Weiterhin sollten Wege gefunden werden, um das Auftreten von Scheinkorrelationen („spurious correlations“) zu verhindern. Je größer die Menge der einbezogenen Daten, desto größer das Risiko von Scheinkorrelationen. Bei großen und sehr heterogenen Datensets können sie schlicht zufällig entstehen (Fasel und Meyer 2016: 9). Um dieses Risiko zu verringern, bedarf es spezieller Techniken, wie etwa lernender Algorithmen, die für ein bestimmtes System optimiert werden (ebd.).

Weiterhin sind Verzerrungen, die bereits in den zugrundeliegenden Daten existieren, zu identifizieren und zu beseitigen. Der Einsatz von Algorithmen in der Gesundheitsversorgung sollte schließlich evidenzbasiert sein: Die Unterstützung durch algorithmenbasierte Systeme sollte auf Effektivitäts- bzw. Effizienznachweisen beruhen. In diesem Zusammenhang ist auch eine gesundheitsökonomische Bewertung des Einsatzes von Algorithmen angezeigt, um die Grundlage für eine gerechte Ressourcenverteilung zu schaffen.

In der praktischen Anwendung, z. B. in der Klinik, ergibt sich verstärkter Handlungsbedarf in Bezug auf die informierte Einwilligung von Patienten und den Schutz ihrer Privatsphäre. Patientenaufklärung wird künftig auch eine Aufklärung darüber umfassen müssen, welche Algorithmen im Zuge diagnostischer und therapeutischer Maßnahmen genutzt werden und welche Risiken und Chancen damit verbunden sind. Aktuell sind weder die Risiken und Chancen hinreichend geklärt noch existieren angemessene Ansätze für Aufklärungsmaterialien und -durchführung (Cohen et al. 2014). Angesichts der neuen Möglichkeiten bei der Verarbeitung persönlicher Daten müssen die konkreten praktischen Anforderungen an die Einholung der informierten Einwilligung geklärt werden. Es versteht sich, dass es dabei um mehr als eine bloße formale Aufklärung gehen muss (ebd.).

Sofern eine Vielzahl von Daten verschiedener Personen durch Algorithmen verarbeitet wird, stellen sich zudem grundsätzliche Fragen der Gewährleistung des Rechts auf informationelle Selbstbestimmung – auf individueller Ebene und darüber hinaus. Eine entsprechende Forschung mahnen auch Autoren bereits an: „Further work is required to describe how privacy operates at group level“ (Mittelstadt et al. 2016).

Von juristischer Seite besteht Klärungsbedarf hinsichtlich der Kompatibilität verschiedener Algorithmenarten und -einsatzgebiete (Monitoring, Datenabgleich, Generierung medizinischer Arbeitshypothesen etc.) mit der seit Mai 2018 gültigen Europäischen Datenschutzgrundverordnung.

Auf institutioneller Ebene sollten zudem vermehrt integrative Versorgungsstrukturen für eine Anwendung von Algorithmen in der klinischen Praxis geschaffen werden. Dies beinhaltet beispielsweise ein Ineinandergreifen von ambulanter, stationärer und rehabilitativer Behandlung. Daneben müssen sich auch die Forschungseinrichtungen stärker vernetzen, um Interaktionen zwischen verschiedenen Disziplinen wie klinische Medizin, Epidemiologie und Informatik sowie der Ethik zu fördern. Hierdurch können interdisziplinäre Projekte auf den Weg gebracht werden, um neue algorithmengestützte Systeme zu entwickeln, zu evaluieren und in Versorgungsinnovationen zu überführen.

Insgesamt bedarf es einer interdisziplinären und gesellschaftlichen Diskussion über wahrscheinliche soziale Konsequenzen der aktuellen Entwicklungen und den angemessenen Umgang damit – z. B. Verantwortungsfragen, Fragen nach den Anforderungen an überregionale, regionale und lokale Regulierungen (und Governance), Fragen der Notwendigkeit

von Anpassungen in den Curricula im Medizin- und Ingenieursstudium etc. Darüber hinaus sollte ein öffentlicher Dialog über die Chancen und Risiken von Algorithmen in der Medizin initiiert werden. Dieser muss hinausgehen über eine bloße Information von Laien durch wissenschaftliche, ethische, rechtliche und sozialpolitische Fachleute. Er sollte außerdem alle beteiligten Stakeholder miteinbeziehen.

Insgesamt wächst die Notwendigkeit, sich mit Fragen einer eigenständigen „Algorithmenethik“ und Algorithmenkontrolle auseinanderzusetzen. Eine solche Ethik würde – im Sinne einer Subdisziplin der Maschinenethik – den Fokus statt auf menschliches Handeln auf solche ethischen Regeln richten, die jedem maschinellen Lernen zugrunde liegen sollten. Insbesondere ginge es darum, Regeln zu bestimmen – und zu programmieren –, nach denen moralische Normen zu erkennen und ethische Dilemmata zu lösen wären. Erste Ansätze liegen in der philosophischen Fachdiskussion bereits vor (z. B. Anderson et al. 2004; Mitchell et al. 2009). Sie wären mit Blick auf die Anwendung in medizinischen Bereichen weiterzudenken und zu konkretisieren sowie ggf. in eine institutionalisierte Algorithmenkontrolle einzubringen.

Literatur

- Abouelmehdi, K., Beni-Hssane, A., Khaloufi, H., und Saadi, M. (2017). Big data security and privacy in healthcare: A review. *Procedia Computer Science*, 113 (2019), 73–80.
- Aflalo, T., Kellis, S., Klaes, C., Lee, B., Shi, Y., Pejsa, K., Shanfield, K., Hayes-Jackson, S., Aisen, M., Heck, C., Liu, C., und Andersen, R. A. (2015). Neurophysiology. Decoding motor imagery from the posterior parietal cortex of a tetraplegic human. *Science*, 348 (6237), 906–910.
- Amarasingham, R., Audet, A.-M. J., Bates, D. W., Cohen, G., Entwistle, M., Escobar, G. J., Liu, V., Etheredge, L., Lo, B., Ohno-Machado, L., Ram, S., Saria, S., Schilling, L. M., Shah, A., Stewart, W. F., Steyerberg, E. W., und Xie, B. (2016). Consensus Statement on Electronic Health Predictive Analytics: A Guiding Framework to Address Challenges. *eGEMs (Generating Evidence & Methods to improve patient outcomes)*, 4 (1), 3.
- Anderson, M., Anderson, S. L., und Armen, C. (2004). Towards Machine Ethics. AAI-04 Workshop on Agent Organizations: Theory and Practice.
- Antes, G. (2016). Ist das Zeitalter der Kausalität vorbei? *Zeitschrift für Evidenz, Fortbildung und Qualität im Gesundheitswesen*, 112 (1), 16–22.
- Anzaldi, L. J., Davison, A., Boyd, C. M., Leff, B., und Kharrazi, H. (2017). Comparing clinician descriptions of frailty and geriatric syndromes using electronic health records: a retrospective cohort study. *BMC geriatrics*, 17 (1), 248.
- Arbeitskreis Versorgungsforschung beim wissenschaftlichen Beirat der Bundesärztekammer (2004). Definition und Abgrenzung der Versorgungsforschung. www.definitionen.versorgungsforschung.net/.
- Attiah, M. A., und Farah, M. J. (2014). Minds, motherboards, and money: futurism and realism in the neuroethics of BCI technologies. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 8 (86), 1–3.
- Bakker, E., Tian, K., Mutti, L., Demonacos, C., Schwartz, J.-M., und Krstic-Demonacos, M. (2017). Insight into glucocorticoid receptor signalling through interactome model analysis. *PLoS Computational Biology*, 13 (11), e1005825.
- Banerjee, S. (2017). Automated interpretable computational biology in the clinic. A framework to predict disease severity and stratify patients from clinical data. *Interdisciplinary Description of Complex Systems*, 15 (3), 199–208.
- Bauer, M., Glenn, T., Monteith, S., Bauer, R., Whybrow, P. C., und Geddes, J. (2017). Ethical perspectives on recommending digital technology for patients with mental illness. *International journal of bipolar disorders*, 5 (1), 6.
- Beauchamp, T. L., und Childress, J. F. (1977). *Principles of Biomedical Ethics*. 6. Auflage. Oxford 2008.
- Beck, M. (2016). Can a death-predicting algorithm improve care? *Wall Street Journal*. www.wsj.com/articles/can-a-death-predicting-algorithm-improve-care-1480702261.
- Becker, A. S., Blüthgen, C., Mühlematter, U., und Boss, A. (2018). Medicina ex Machina: Machine Learning in der Medizin. *Praxis*, 107 (1), 19–23.

- Becker, K., und Strammer, Y. (2016). Sensorbasierte Gesundheitservices für mehr Fitness im Alltag. In S. Müller-Mieltz und T. Lux (Hrsg.): *E-Health-Ökonomie*, Wiesbaden, 501–516.
- Bonderman, D. (2017). Artificial intelligence in cardiology. *Wiener klinische Wochenschrift*, 129 (23–24), 866–868.
- Bouton, C. E., Shaikhouni, A., Annetta, N. V., Bockbrader, M. A., Friedenberg, D. A., Nielson, D. M., Sharma, G., Sederberg, P. B., Glenn, B. C., Mysiw, W. J., Morgan, A. J., Deogaonkar, M., und Rezai, A. R. (2016). Restoring cortical control of functional movement in a human with quadriplegia. *Nature*, 533 (7602), 247–250.
- Brady, E. S., Leider, J. P., Resnick, B. A., Alfonso, Y. N., und Bishai, D. (2017). Machine-Learning Algorithms to Code Public Health Spending Accounts. *Public health reports*, 132 (3), 350–356.
- Brandl, P., Aschbacher, H., und Hösch, S. (2015). Mobiles Wissensmanagement in der Industrie 4.0. In A. Weisbecker, M. Burmester und A. Schmidt (Hrsg.): *Mensch und Computer*, 225–232.
- Braun, A., Kirchbuchner, F., und Wichert, R. (2016). Ambient Assisted Living. In F. Fischer und A. Krämer (Hrsg.): *eHealth in Deutschland*. Berlin, Heidelberg, 203–222.
- Braun, V. (2018a). Diagnostik. Pschyrembel Online. www.pschyrembel.de/diagnostik/K05UB/doc/.
- Braun, V. (2018b). Prognose. Pschyrembel Online. www.pschyrembel.de/Prognose/K0HR4/doc/.
- Brock, D. (2003). Ethik und Altersrationierung in der Medizin: Ein konsequentialistischer Standpunkt. In G. Marckmann (Hrsg.): *Gesundheitsversorgung im Alter*. Stuttgart, 89–115.
- Broy, M., und Spaniol, O. (1999). VDI-Lexikon Informatik und Kommunikationstechnik. VDI-Lexikon Informatik und Kommunikationstechnik. Berlin, Heidelberg.
- Bruce, M. L., und Hoff, R. A. (1994). Social and physical health risk factors for first-onset major depressive disorder in a community sample. *Social psychiatry and psychiatric epidemiology*, 29 (4), 165–171.
- Bublak, R. (2016). Macht Big Data Mediziner arbeitslos? *ÄrzteZeitung* 31.10.2016. www.aerztezeitung.de/praxis_wirtschaft/e-health/article/922490/zukunft-medizin-computer-besseren-aerzte.html.
- Büttner, R. (2016). Effizientes Recruiting von Fachkräften im Web 2.0 (Efficient Recruiting 2.0): Hoch-automatisierte Identifikation und Rekrutierung von Fachkräften durch Analyse internetbasierter sozialer Netzwerke mittels intelligenter Softwareagenten. Abschlussbericht zum BMBF-Forschungsprojekt. München. www.prof-buettner.com/downloads/buettner2017b.pdf.
- Bundesministerium für Bildung und Forschung (2018). Mathematik fürs Ohr. *Newsletter* 89. www.gesundheitsforschung-bmbf.de/de/mathematik-furs-ohr-7827.php.
- Burke, R., Felfernig, A., und Göker, M. H. (2011). Recommender Systems: An Overview. *AI Magazine* (32) 3, 13–18.
- Burkhardt, M. (2017). Vorüberlegungen zu einer Kritik der Algorithmen an der Grenze von Wissen und Nichtwissen. In A. Friedrich, P. Gehring, C. Hubig, A. Kaminski und A. Nordmann (Hrsg.): *Technisches Nichtwissen*, 55–68.
- Burwell, S. Sample, M., und Racine, E. (2017). Ethical aspects of brain computer interfaces: a scoping review. *BMC Medical Ethics*, 18, 60.
- Bylsma, L. M., Morris, B. H., und Rottenberg, J. (2008). A meta-analysis of emotional reactivity in major depressive disorder. *Clinical psychology review*, 28 (4), 676–691.
- Carruthers, H. R., Morris, J., Tarrier, N., und Whorwell, P. J. (2010). The Manchester Color Wheel: development of a novel way of identifying color choice and its validation in healthy, anxious and depressed individuals. *BMC medical research methodology*, 10, 12.

- Chakraborty, C. (2017). Chronic Wound Image Analysis by Particle Swarm Optimization Technique for Tele-Wound Network. *Wireless Personal Communications*, 96 (3), 3655–3671.
- Chandrasekhar, S., Laxminarayana, G., und Chakrapani, Y. (2017). Novel Hybrid Segmentation Techniques for Cardiac Image Processing in Remote Health Care Monitoring Systems. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 7 (6), 1153–1159.
- Cohen, I. G., Amarasingham, R., Shah, A., Xie, B., und Lo, B. (2014). The legal and ethical concerns that arise from using complex predictive analytics in health care. *Health affairs (Project Hope)*, 33 (7), 1139–1147.
- Conway, M., und O'Connor, D. (2016). Social Media, Big Data, and Mental Health: Current Advances and Ethical Implications. *Current opinion in psychology*, 9, 77–82.
- Corcoran, C. M., Carrillo, F., Fernández-Slezak, D., Bedi, G., Klim, C., Javitt, D. C., Bearden, C. E., Cecchi, G. A. (2018). Prediction of psychosis across protocols and risk cohorts using automated language analysis. *World Psychiatry*, 17 (1), 67–75.
- Cornford, C. S., Hill, A., und Reilly, J. (2007). How patients with depressive symptoms view their condition: A qualitative study. *Family Practice*, 24 (4), 358–364.
- DeBoer, E. M., Swiercz, W., Heltshe, S. L., Anthony, M. M., Szeffler, P., Klein, R., Strain J., Brody, A. S., und Sagel, S. D. (2014). Automated CT scan scores of bronchiectasis and air trapping in cystic fibrosis. *CHEST*, 145 (3), 593–603.
- Dente, C. J., Bradley, M., Schobel, S., Gaucher, B., Buchman, T., Kirk, A. D., und Elster, E. (2017). Towards precision medicine: Accurate predictive modeling of infectious complications in combat casualties. *Journal of Trauma and Acute Care Surgery*, 83 (4), 609–616.
- Deutsche Gesellschaft für Humangenetik e.V. (2013). Stellungnahme der Deutschen Gesellschaft für Humangenetik zu genetischen Zusatzbefunden in Diagnostik und Forschung. www.gfhev.de/de/leitlinien/LL_und_Stellungnahmen/2013_05_28_Stellungnahme_zu_genetischen_Zufallsbefunden.pdf.
- Deutsche Gesellschaft für Public Health e.V. (2018). Was ist Public Health? www.deutsche-gesellschaft-public-health.de/informationen/public-health/.
- Deutscher Ethikrat (2018). Big Data und Gesundheit – Datensouveränität als informationelle Freiheitsgestaltung. Stellungnahme (30. November 2017), Berlin 2018.
- Deutsches Referenzzentrum für Ethik in den Biowissenschaften (2018). Medizinische Forschung. www.drze.de/im-blickpunkt/medizinische-forschung-mit-minderjaehrigen/module/medizinische-forschung.
- De Laat, P. B. (2017). Algorithmic Decision-Making based on machine learning from big data: Can transparency restore accountability? *Philosophy & Technology*, 1–17.
- De Witte, B. (2017). Algorithms will outperform doctors in just 10 years time. *Dataconomy*. <http://dataconomy.com/2017/10/18532/>.
- Divita, G., Carter, M., Redd, A., Zeng, Q., Gupta, K., Trautner, B., Samore, M., und Gundlapalli, A. (2015). Scaling-up NLP Pipelines to Process Large Corpora of Clinical Notes. *Methods of Information in Medicine*, 54 (6), 548–552.
- Dörn, S. (2018). Digitale Technologien. In S. Dörn (Hrsg.): *eXamen.press. Programmieren für Ingenieure und Naturwissenschaftler*. Berlin, Heidelberg, 333–370.
- Drazin, D., Spittler, K., Cekic, M., Patel, A., Hanna, G., Shirzadi, A., und Chu, R. (2013). Incidental finding of tumor while investigating subarachnoid hemorrhage: ethical considerations and practical strategies. *Science and engineering ethics*, 19 (3), 1107–1120.
- Duden (o.J.). Rehabilitation. Duden online. www.duden.de/rechtschreibung/Rehabilitation
- Eagleman, D. (2016). *The Brain. The Story of You*. New York.
- Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., und Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542 (7639), 115–118.
- Europarat (1950). Europäische Menschenrechtskonvention. EMRK. www.menschenrechtskonvention.eu/

- European Group on Ethics in Science and New Technologies (2018). Statement on Artificial Intelligence, Robotics and ‚Autonomous‘ Systems. Brüssel.
- Eyal, N. (2014). *Hooked: How to Build Habit-Forming Products*. New York.
- Fasel, D., und Meier, A. (2016). Was versteht man unter Big Data und NoSQL? In D. Fasel und A. Meier (Hrsg.): *Edition HMD. Big Data: Grundlagen, Systeme und Nutzungspotenziale*. Wiesbaden, 3–16.
- Fechter, T., Adebahr, S., Baltas, D., Ben Ayed, I., Desrosiers, C., und Dolz, J. (2017). Esophagus segmentation in CT via 3D fully convolutional neural network and random walk. *Medical Physics*, 44 (12), 6341–6352.
- Fischer, P., und Hofer, P. (2008). *Lexikon der Informatik*. Berlin, Heidelberg.
- Fischer, T., Brothers, K. B., Erdmann, P., und Langanke, M. (2016). Clinical decision-making and secondary findings in systems medicine. *BMC medical ethics*, 17 (1), 32.
- Fraunhofer Institut (2018). Algorithmen für die Leberchirurgie – weltweit sicherer operieren. www.fraunhofer.de/de/presse/presseinformationen/2018/Mai/algorithmen-fuer-die-leberchirurgie-weltweit-sicherer-operieren.html.
- Friesacher, H. (2010). Pflege und Technik – eine kritische Analyse. *Pflege & Gesellschaft*, 293–367.
- Gadbusch Bondio, M., Gordon, J. S., und Sporing, F. (Hrsg.) (2017). *Medical Ethics, Prediction, and Prognosis: Interdisciplinary Perspectives*. Oxford.
- Gilbert, F., Cook, M., O'Brien, T., und Illes, J. (2017). Embodiment and Estrangement: Results from a First-in-Human „Intelligent BCI“ Trial. *Science and engineering ethics*, 1–14. DOI: 10.1007/s11948-017-0001-5.
- Gkoulalas-Divanis, A., Loukides, G., und Sun, J. (2014). Publishing data from electronic health records while preserving privacy: a survey of algorithms. *Journal of Biomedical Informatics*, 50, 4–19.
- Glannon, W. (2014). Ethical issues with brain-computer interfaces. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 8, 136.
- Glenn, T., und Monteith, S. (2014). New measures of mental state and behavior based on data collected from sensors, smartphones, and the Internet. *Current psychiatry reports*, 16 (12), 523.
- Göbel, E. (2017). *Unternehmensethik. Grundlagen und praktische Umsetzung*. 5., überarbeitete und aktualisierte Auflage. Konstanz.
- Goldspiel, B. R., Flegel, W. A., DiPatrizio, G., Sissung, T., Adams, S. D., Penzak, S. R., Biesecker, L. G., Fleisher, T. A., Patel, J. J., Herion, D., Figg, W. D., Lertora, J. J. L., und McKeeby, J. W. (2014). Integrating pharmacogenetic information and clinical decision support into the electronic health record. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 21 (3), 522–528.
- Gombolay, M., Jessie Yang, X., Hayes, B., Seo, N., Liu, Z., Wadhwanja, S., Yu, T., Shah, N., Golen, T., und Shah, J. (2016). Robotic Assistance in Coordination of Patient Care. *The International Journal of Robotics Research*, 0278364918778344.
- González, G., Ash, S. Y., Vegas-Sánchez-Ferrero, G., Onieva, J., Rahaghi, F. N., Ross, J. C., Díaz, A., San José Estépar, R., und Washko, G. R. (2018). Disease Staging and Prognosis in Smokers Using Deep Learning in Chest Computed Tomography. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, 197 (2), 193–203.
- Grant, K. A., Apffelstaedt, J. P., Wright, C. A., Myburgh, E., Pienaar, R., De Klerk, M., und Kotze, M. J. (2013). MammaPrint Pre-screen Algorithm (MPA) reduces chemotherapy in patients with early-stage breast cancer. *South African Medical Journal*, 103 (8), 522–526.
- Gräßer, F., Beckert, S., Küster, D., Schmitt, J., Abraham, S., Malberg, H., und Zaunseder, S. (2017). Therapy Decision Support Based on Recommender System Methods. *Journal of Healthcare Engineering*, 2017, 8659460.

- Guntuku, S. C., Yaden, D. B., Kern, M. L., Ungar, L. H., und Eichstaedt, J. C. (2017). Detecting depression and mental illness on social media: an integrative review. *Current Opinion in Behavior Sciences*, 18, 43–49.
- Gutmann, T., und Quante, M. (2017). Individual-, Sozial- und Institutionenethik. In I.-J. Werkner und K. Ebeling (Hrsg.): *Handbuch Friedensethik*, Wiesbaden, 105–114.
- Haahr-Raunkjær, C., Meyhoff, C. S., Sørensen, H. B. D., Olsen, R. M., und Aasvang, E. K. (2017). Technological aided assessment of the acutely ill patient – The case of post-operative complications. *European Journal of Internal Medicine*, 45, 41–45.
- Hahn, H., und Schreiber, A. (2018). E-Health. In R. Neugebauer (Hrsg.): *Digitalisierung*. Berlin, Heidelberg, 321–345.
- Hanton, C., Kwon, Y.-J., Aung, T., Whittington, J., High, R. R., Goulding, E. H., Schenk, A. K., und Bonasera, S. J. (2017). Mobile Phone-Based Measures of Activity, Step Count, and Gait Speed: Results from a Study of Older Ambulatory Adults in a Naturalistic Setting. *JMIR mHealth and uHealth*, 5 (10), e104.
- Hecker, D., Döbel, I., Rüping, S., und Schmitz, V. (2017). Künstliche Intelligenz und die Potenziale des maschinellen Lernens für die Industrie. *Wirtschaftsinformatik & Management*, 9 (5), 26–35.
- Hildt, E. (2011). Brain-computer interaction and medical access to the brain: individual, social and ethical implications. *Science and Engineering Ethics*, 4, 3.
- Hochberg, L. R., Bacher, D., Jarosiewicz, B., Masse, N. Y., Simeral, J. D., Vogel, J., Haddadin, S., Liu, J., Cash S. S., Smagt, P. v. d., und Donoghue, J. P. (2012). Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm. *Nature*, 485 (7398), 372–375.
- Hofmann, B. (2013). Ethical challenges with welfare technology: A review of the literature. *Science and Engineering Ethics*, 19 (2), 389–406.
- International Bioethics Committee (IBC) United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (UNESCO) (2017). Report of the IBC on Big Data and Health, Paris, 15. Sept. 2017. <http://unesdoc.unesco.org/images/0024/002487/248724e.pdf>.
- Iqbal, E., Mallah, R., Rhodes, D., Wu, H., Romero, A., Chang, N., Dzahini, O., Pandey, C., Broadbent, M., Stewart, R., Dobson, R. J. B., und Ibrahim, Z. M. (2017). ADEPt, a semantically-enriched pipeline for extracting adverse drug events from free-text electronic health records. *PloS one*, 12 (11), e0187121.
- Jaume-Palasi, L., und Spielkamp, M. (2017). Ethics and algorithmic processes for decision making and decision support. AlgorithmWatch Working Paper No. 2. Berlin.
- Jebari, K. (2012). Brain Machine Interface and Human Enhancement – an ethical review (Appendix 2, ETHENTECH, Final report, August 2012). www.kth.se/polopoly_fs/1.333040!/Menu/general/column-content/attachment/Ethentech%20Appendix%2002.pdf.
- Jernite, Y., Halpern, Y., Horng, S., und Sontag, D. (2013). Predicting Chief Complaints at Triage Time in the emergency department. NIPS 2013 Workshop on Machine Learning for Clinical Data Analysis and Healthcare.
- Jordan, J., Ippen, T., Helias, M., Kitayama, I., Sato, M., Igarashi, J., Diesmann, M., und Kunkel, S. (2018). Extremely Scalable Spiking Neuronal Network Simulation Code: From Laptops to Exascale Computers. *Frontiers in neuroinformatics*, 12, 2.
- Kasperkevic, J. (2015). Google says sorry for racist auto-tag in photo app. *The Guardian* 1 July 2015. www.theguardian.com/technology/2015/jul/01/google-sorry-racist-auto-tag-photo-app.
- Kim, S. J., Lim, G. J., Cho, J., und Côté, M. J. (2017). Drone-Aided Healthcare Services for Patients with Chronic Diseases in Rural Areas. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 88 (1), 163–180.
- Klein, E., und Jeffrey, O. (2016). Informed consent in implantable BCI research: Identification of research risks and recommendations for development of best practices. *Journal of Neural Engineering*, 13 (4), 43001–43011.

- Kotchetkov, I. S., Hwang, B. Y., Appelboom, G., Kellner, C. P., und Connolly, E. S. Jr. (2010). Brain-computer interfaces: military, neurosurgical, and ethical perspective. *Neurosurgical Focus*, 28 (5), E25.
- Kraemer, F., van Overveld, K., und Peterson, M. (2011). Is there an ethics of algorithms? *Ethics and Information Technology*, 13 (3), 251–260.
- Krumholz, H. M. (2014). Big Data and new knowledge in medicine: The thinking, training, and tools needed for a learning health system. *Health Affairs*, 33 (7), 1163–1170.
- Kruse, R., und Borgelt, C. (2015). *Computational Intelligence: Eine methodische Einführung in Künstliche Neuronale Netze, Evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Systeme und Bayes-Netze*. 2. Auflage. Wiesbaden.
- Lämmel, U., und Cleve, J. (2012). *Künstliche Intelligenz: Mit 51 Tabellen, 43 Beispielen, 118 Aufgaben, 89 Kontrollfragen und Referatsthemen*. 4., aktualisierte Auflage. München.
- Landon, B. E., Keating, N. L., Barnett, M. L., Onnela, J.-P., Paul, S., O'Malley, A. J., Keegan, T., und Christakis, N. A. (2012). Variation in patient-sharing networks of physicians across the United States. *JAMA*, 308 (3), 265–273.
- Langkafel, P. (2015). Auf dem Weg zum Dr. Algorithmus? Potenziale von Big Data in der Medizin. *Aus Politik und Zeitgeschichte* 11–12, 27. www.bpb.de/apuz/202246/dr-algorithmus-big-data-in-der-medizin?p=all.
- Leithead, A. (2013). Almost human: Lab treats trauma with virtual therapy. *BBC News*, Los Angeles 27.5.2013, www.bbc.co.uk/news/magazine-22630812.
- Lepri, B., Oliver, N., Letouzé, E., Pentland, A., und Vinck, P. (2017). Fair, Transparent, and Accountable Algorithmic Decision-making Processes. *Philosophy & Technology*, 84 (3), 488.
- Lippert-Rasmussen, K. J. (2016). Is health profiling morally permissible? *Medical Ethics*, 42, 330.
- Lipworth, W., Mason, P. H., Kerridge, I., und Ioannidis, J. P. A. (2017). Ethics and Epistemology in Big Data Research. *Journal of bioethical inquiry*, 14 (4), 489–500.
- Lobe A. (2017). Müssen Roboter-Ärzte einen hippokratischen Eid ablegen? *Spektrum der Wissenschaft Online* 13.6.2017. www.spektrum.de/kolumne/muessen-roboter-aerzte-einen-hippokratischen-eid-ablegen/1463833.
- Mainzer, K. (2016). *Künstliche Intelligenz – Wann übernehmen die Maschinen?* Berlin, Heidelberg.
- Mantzaras, G., und Voudrias, E. A. (2017). An optimization model for collection, haul, transfer, treatment and disposal of infectious medical waste: Application to a Greek region. *Waste management*, 69, 518–534.
- Marketsandmarkets.com (2016). Emotion Detection and Recognition Market by Technology (Bio-Sensor, NLP, Machine Learning), Software Tool (Facial Expression, Voice Recognition), Service, Application Area, End User, and Region – Global Forecast to 2021. www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/emotion-detectionrecognition-market-23376176.html; www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/emotion-detection-recognition-market-23376176.html.
- Mattia, D., und Tamburrini, G. (2015). Ethical issues in brain-computer interface research and systems for motor control. *Handbook of Neuroethics*. Dordrecht. 725–740.
- Mayer-Schönberger V., Cukier K., und Mallett, D. (2013). *Big Data. Die Revolution, die unser Leben verändern wird*. 2. Auflage. München.
- Miotto, R., Li, L., Kidd, B. A., und Dudley, J. T. (2016). Deep Patient: An Unsupervised Representation to Predict the Future of Patients from the Electronic Health Records. *Scientific Reports*, 6, 26094.
- Mitchell, A. J., Vaze, A., und Rao, S. (2009). Clinical diagnosis of depression in primary care: A meta-analysis. *The Lancet*, 374(9690), 609–619.

- Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., und Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3 (2), 205395171667967.
- Mittelstadt, B. D., und Floridi, L. (2016). The Ethics of Big Data: Current and Foreseeable Issues in Biomedical Contexts. *Science and Engineering Ethics*, 22, 303–341.
- Monteith, S., und Glenn T. (2016). Automated Decision-Making and Big Data: Concerns for People with Mental Illness. *Curr Psychiatry Rep*, 18:112.
- Mortensen, E. L., Jensen, H. H., Sanders, S. A., und Reinisch, J. M. (2001). Better psychological functioning and higher social status may largely explain the apparent health benefits of wine: a study of wine and beer drinking in young Danish adults. *Archives of internal medicine*, 161 (15), 1844–1848.
- Moyer, J. W. (2016). After computer hack, L.A. hospital pays \$17,000 in bitcoin ransom to get back medical records. *The Washington Post* 18.2.2016. Zugriff am 20.7.2018 über www.washingtonpost.com/news/morning-mix/wp/2016/02/18/after-computer-hack-l-a-hospital-pays-17000-in-bitcoin-ransom-to-get-back-medical-records/?noredirect=on&utm_term=.706ec777deb4.
- Myles, P. S., Bellomo, R., Corcoran, T., Forbes, A., Peyton, P., Story, D., Christophi, C., Leslie, K., McGuinness, S., Parke, R., Serpell, J., Chan, M. T. V., Painter, T., McCluskey, S., Minto, G., und Wallace, S. (2018). Restrictive versus Liberal Fluid Therapy for Major Abdominal Surgery. *The New England Journal of Medicine*, 378 (24), 2263–2274.
- Nahrstedt, H. (Hrsg.) (2018). *Algorithmen für Ingenieure*. Wiesbaden.
- Napoli, A., Glass, S. M., Tucker, C., und Obeid, I. (2017). The Automated Assessment of Postural Stability: Balance Detection Algorithm. *Annals of Biomedical Engineering*, 45 (12), 2784–2793.
- Nicolas-Alonso, L. F., und Gomez-Gil, J. (2012). Brain Computer Interfaces, a Review. *Sensors*, 12 (2), 1211–1279.
- Novitzky, P., Smeaton, A.F., Chen, C., Irving, K., Jacquemard, T., O’Brocháin, F., O’Mathúna, D., und Gordijn, B. (2015). A review of contemporary work on the ethics of ambient assisted living technologies for people with dementia. *Science and Engineering Ethics*, 21 (3), 707–765.
- Nürnbergger, S., und Bugiel, S. (2016). Autonome Systeme. *Datenschutz und Datensicherheit*, 40 (8), 503–506.
- O’Brocháin, F., und Gordijn, B. (2015). Ethics of Brain-Computer Interfaces for Enhancement Purposes. In J. Clausen und N. Levy (Hrsg.): *Handbook of Neuroethics*. Dordrecht. 1207–1226.
- Obermeyer, Z., und Emanuel, E. J. (2016). Predicting the Future – Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine. *The New England Journal of Medicine*, 375 (13), 1216–1219.
- Pfannstiel, M. A., Krammer, S., und Swoboda, W. (Hrsg.) (2017). *Digitale Transformation von Dienstleistungen im Gesundheitswesen III. Impulse für die Pflegepraxis*. Wiesbaden.
- Poplin, R., Varadarajan, A. V., Blumer, K., Liu, Y., McConnell, M. V., Corrado, G. S., Peng, L., und Webster, D. R. (2018). Prediction of cardiovascular risk factors from retinal fundus photographs via deep learning. *Nature Biomedical Engineering*, 2 (3), 158–164.
- Porcalla, A., Barshteyn, N., Snyder, S., und Bhattacharya, M. (2017). An Innovative, Collaborative, and Strategic Approach to Proactively Evaluate and Update Drug Interactions Based on Prescribing Information of Newly Approved Medicinal Products. *Therapeutic Innovation & Regulatory Science*, 51 (6), 780–786.
- Poulin, C., Shiner, B., Thompson, P., Vepstas, L., Young-Xu, Y., Goertzel, B., Watts, B., Flashman, L., und McAllister, T. (2014). Predicting the risk of suicide by analyzing the text of clinical notes. *PloS one*, 9 (1), e85733.
- Powles, J., und Hodson, H. (2017). Google DeepMind and healthcare in an age of algorithms. *Health and Technology*, 7 (4), 351–367.

- Pschyrembel W., und Dornblüth, O. (2002). Rehabilitation. *Pschyrembel Klinisches Wörterbuch*. 258. Auflage. Berlin.
- Pschyrembel Online (2017) Prädiktion. www.pschyrembel.de/Pr%C3%A4diktio%20n/H0J25.
- Pschyrembel Online (2018a) Prävention. www.pschyrembel.de/Pr%C3%A4vention/KoHLD/doc/.
- Pschyrembel Online (2018b). Therapie. www.pschyrembel.de/therapie/KoMEH/doc/.
- Pschyrembel Online (2018c). Pflege. www.pschyrembel.de/pflege/Ko1BX/doc/.
- Pschyrembel, W., Braun, R. N., und Engst, R. (Hrsg.) (2002). Rehabilitation. *Pschyrembel Klinisches Wörterbuch*. 259. Ausgabe. Berlin.
- Rajpurkar, P., Irvin, J., Zhu, K., Yang, B., Mehta, H., Duan, T., Ding, D., Bagul, A., Ball, R.L., Langlotz, C., Shpanskaya, K., Lungren, M. P., und Ng, A. Y. (2017). CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning. *arXiv*, 1711.05225v3.
- Rantz, M. J., Scott, S. D., Miller, S. J., Skubic, M., Phillips, L., Alexander, G., Koopman, R. J., Musterman, K., und Back, J. (2013). Evaluation of health alerts from an early illness warning system in independent living. *CIN: Computers, Informatics, Nursing*, 31 (6), 274–280.
- Rasche, C. (2017). Digitaler Gesundheitswettbewerb: Strategien, Geschäftsmodelle, Kompetenzanforderungen. In M. A. Pfannstiel, P. Da-Cruz und H. Mehlich (Hrsg.): *Digitale Transformation von Dienstleistungen im Gesundheitswesen I. Impulse für die Versorgung*. Wiesbaden, 1–30.
- Reece, A. G., und Danforth, C. M. (2017). Instagram photos reveal predictive markers of depression. *EPJ Data Science*, 6 (1), 157.
- Rimscha, M. v. (2017). *Algorithmen kompakt und verständlich: Lösungsstrategien am Computer*. 4., durchgesehene Auflage. Wiesbaden.
- Rüping, S. (2015). Big Data in Medizin und Gesundheitswesen [Big data in medicine and healthcare]. *Bundesgesundheitsblatt, Gesundheitsforschung, Gesundheitsschutz*, 58 (8), 794–798.
- Samaritans (2014). Samaritans Radar. www.samaritans.org/how-we-can-help-you/supporting-someone-online/samaritans-radar.
- Schaar, P. (2016). Schutz der Privatsphäre im Gesundheitswesen. Zu den rechtlichen Grenzen der Überwachung in der Medizin. *Zeitschrift für medizinische Ethik*, 62, 31–39.
- Scherer, S., Stratou, G., Gratch, J., und Morency, L.-P. (2013). Investigating Voice Quality as a Speaker-Independent Indicator of Depression and PTSD. *Interspeech*, 847–851.
- Schmidt, M., Schmidt, S. A. J., Sandegaard, J. L., Ehrenstein, V., Pedersen, L., und Sørensen, H. T. (2015). The Danish National Patient Registry: a review of content, data quality, and research potential. *Clinical Epidemiology*, 7, 449–490.
- Schubert, S., und Schwill, A. (2011). Didaktik der Informatik. In S. Schubert und A. Schwill (Hrsg.): *Didaktik der Informatik*. Heidelberg, 1–30.
- Smart, A., und Smart, J. (2017). *Posthumanism: Anthropological insights*. *Anthropological insights*. Toronto.
- Solymosi, A., und Grude, U. (2017). *Grundkurs Algorithmen und Datenstrukturen in JAVA: Eine Einführung in die praktische Informatik*. 6., aktualisierte und ergänzte Auflage. Wiesbaden.
- Somanchi, S., Adhikari, S., Lin, A., Eneva, E., und Ghani, R. (2015). Early Prediction of Cardiac Arrest (Code Blue) using Electronic Medical Records. Proceedings of the 21th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. ACM, 2119–2126.
- Statista (2018). Anzahl der monatlich aktiven Facebook-Nutzer weltweit vom 3. Quartal 2008 bis zum 1. Quartal 2018. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/37545/umfrage/anzahl-der-aktiven-nutzer-von-facebook/>.

- Stiftung Datenschutz (2017). *Neue Wege bei der Einwilligung im Datenschutz – technische, rechtliche und ökonomische Herausforderungen. Handlungsempfehlung.* Leipzig.
- Stusser, R. J., und Dickey, R. A. (2013). Quality and cost improvement of healthcare via complementary measurement and diagnosis of patient general health outcome using electronic health record data: research rationale and design. *Journal of Medical Systems*, 37 (6), 9977.
- Szucs, T. D., Puri, D., und Blank, P. R. (2014). The use of the EVITA algorithm for clinical assessment of novel agents used in prostate cancer, metastatic melanoma, and systemic lupus erythematosus. *European Journal of Clinical Pharmacology*, 70 (8), 983–990.
- Tafelski, S., Nachtigall, I., Deja, M., Tamarkin, A., Trefzer, T., Halle, E., Wernecke, K. D., und Spies, C. (2010). Computer-assisted decision support for changing practice in severe sepsis and septic shock. *The Journal of International Medical Research*, 38 (5), 1605–1616.
- Tartof, S. Y., Sy, L. S., Ackerson, B. K., Hechter, R. C., Haag, M., Slezak, J. M. Luo, Y., Fischetti, C. A., Takhar, H. S., Miao, Y., Solano, Z., Jacobsen, S., und Tseng, H.-F. (2017). Safety of Quadrivalent Meningococcal Conjugate Vaccine in Children 2–10 Years. *The Pediatric infectious disease journal*, 36 (11), 1087–1092.
- TU Berlin (2017). Modulares Gangstudio NeuroReha „GSNeuro“. www.ige.tu-berlin.de/bemobil/forschung/teilprojekt_b.
- Vallot, D., Caselles, O., Chaltiel, L., Fernandez, A., Gabiache, E., Dierickx, L., Zerdoud, S., Bauriaud, M., und Courbon, F. (2017). A clinical evaluation of the impact of the Bayesian penalized likelihood reconstruction algorithm on PET FDG metrics. *Nuclear Medicine Communications*, 38 (11), 979–984.
- Van Solm, A., Hirdes, J. P., Eckel, L. A., Heckman, G. A., und Bigelow, P. L. (2017). Using standard clinical assessments for home care to identify vulnerable populations before, during, and after disasters. *Journal of emergency management*, 15 (6), 355–366.
- Vollmann, J. (2000). *Aufklärung und Einwilligung in der Psychiatrie. Der Beitrag zur Ethik in der Medizin.* Darmstadt.
- Wagner, B., und Vieth, K., im Auftrag der Bertelsmann Stiftung (2017). *Teilhabe, ausgerechnet.* Gütersloh.
- Wang, D., Khosla, A., Gargeya, R., Irshad, H., und Beck, A. H. (2016). Deep Learning for Identifying Metastatic Breast Cancer. arXiv preprint arXiv:1606.05718.
- Weicker, K. (2015). *Evolutionäre Algorithmen.* 3., überarbeitete und erweiterte Auflage. Wiesbaden.
- Whiteford, H. A., Degenhardt, L., Rehm, J., Baxter, A. J., Ferrari, A. J., Erskine, H. E., Charlson, F. J., Norman, R. E., Flaxman, A. D., Johns, N., Burstein, R., Murray, C. J. L., und Vos, T. (2013). Global burden of disease attributable to mental and substance use disorders: findings from the global burden of disease study 2010. *Lancet*, 382 (9904), 1575–1586.
- World Health Organization (WHO) (2013). Mental health action plan 2013–2020. Geneva. http://www.who.int/mental_health/publications/action_plan/en/.
- Wilder, B., Suen, S.-C., und Tambe, M. (2018). *Preventing Infectious Disease in Dynamic Populations under uncertainty.* Association for the Advancement of Artificial Intelligences. www.cais.usc.edu/wp-content/uploads/2017/11/aaai_tb_final.pdf.
- Wired (2017). *Behandlungen und Technologien der Medizin der Zukunft.* www.wired.de/collection/science/medizin-der-zukunft.
- Wissenschaftliche Dienste Deutscher Bundestag (2017). Kurzinformation. Ausgaben für die Behandlung psychischer Erkrankungen WE 9–3000–041/17. www.bundestag.de/blob/531100/4f36889840d1105fc512aaf45fe12b40/wd-9-041-17-pdf-data.pdf.

- Wolf, B., Scholze, C., und Friedrich, P. (2017). Digitalisierung in der Pflege – Assistenzsysteme für Gesundheit und Generationen. In M. A. Pfannstiel, S. Krammer und W. Swoboda (Hrsg.): *Digitale Transformation von Dienstleistungen im Gesundheitswesen III. Impulse für die Pflegepraxis*. Wiesbaden, 113–135.
- Wu, X., Zhu, X., Wu, G.-Q., und Ding, W. (2014). Data mining with big data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 26 (1), 97–107.
- Xu, G., Song, A., und Li, H. (2011). Adaptive Impedance Control for Upper-Limb Rehabilitation Robot Using Evolutionary Dynamic Recurrent Fuzzy Neural Network. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 62 (3–4), 501–525.
- Yokoi, A., Yoshioka, Y., Hirakawa, A., Yamamoto, Y., Ishikawa, M., Ikeda, S.-I., Kato, T., Niimi, K., Kajiyama, H., Kikkawa, F., und Ochiya, T. (2017). A combination of circulating miRNAs for the early detection of ovarian cancer. *Oncotarget*, 8 (52), 89811–89823.
- Yuste, R., Goering, S., Arcas, B. A. Y., Bi, G., Carmena, J. M., Carter, A., Fins, J. J., Friesen, P., Gallant, J., Huggins, J. E., Illes, J., Kellmeyer, P., Klein, E., Marblestone, A., Mitchell, C., Parens, E., Pham, M., Rubel, A., Sadato, N., Specker Sullivan, L., Teicher, M., Wasserman, D., Wexler, A., Whittaker, M., und Wolpaw, J. (2017). Four ethical priorities for neurotechnologies and AI. *Nature*, 551 (7679), 159–163.
- Zeng, Z., Pantic, M., Roisman, G. I., und Huang, T. S. (2009). A survey of affect recognition methods: audio, visual, and spontaneous expressions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31, 39–58.
- Zukunftsinstitut GmbH (2012). HEAG 2040 – Die Stadtwirtschaft von morgen. Darmstadt. www.zukunftsinstitut.de/fileadmin/user_upload/Publikationen/Auftragsstudien/HEAG-2040-zukunftsstudie_2.pdf.

Gesetzliche Grundlagen:

- BDSG – Bundesdatenschutzgesetz (BDSG-neu). www.gesetze-im-internet.de/bdsg_2018/index.html#BJNR209710017BJNE001900000.
- DSGVO – Datenschutz-Grundverordnung. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016R0679&from=de>.

Anhang

Anwendung	Funktion	Autor	Jahr	Quelle
Public Health heute				
Identifizierung von unerwünschten Nebenwirkungen bei der Einnahme von Antipsychotika und Antidepressiva (GB)	Auswertung von elektronischen Patientenakten durch NLP-Algorithmus (Natural Language Processing) („ConText algorithm“)	Iqbal et al.	2017	PLoS ONE
Identifizierung und Bewertung von Wechselwirkungen bei Arzneimitteln mit dem Wirkstoff Ritonavir (USA)	Auswertung von Beipackzetteln und klinischen Daten sowie Informationen aus Post-Marketing-Studien durch Algorithmus im Rahmen eines pharmakokinetischen Simulationsmodells	Porcalla et al.	2017	Therapeutic Innovation & Regulatory Service
Identifizierung von Nebenwirkungen eines Konjugat-Impfstoffes gegen Meningokokken bei Kindern zwischen 2 und 10 Jahren (USA)	Auswertung elektronischer Patientenakten aus Krankenhäusern und Notfallpraxen durch automatisierten Fallidentifikationsalgorithmus	Tartof et al.	2017	The Pediatric Infectious Disease Journal
Identifizierung von geriatrischen Symptomen und Inanspruchnahme von Gesundheitsleistungen durch ältere Erwachsene (USA)	Auswertung von elektronischen Patientenakten durch NLP-Algorithmus (Natural Language Processing)	Anzaldi et al.	2017	BMC Geriatrics
Public Health zukünftig				
Schätzung öffentlicher Gesundheitsausgaben (USA)	Schätzung der Ausgaben durch maschinellen Lernalgorithmus auf Basis von Daten der öffentlichen Gesundheitsdienste	Brady et al.	2017	Public Health Reports
Identifizierung von vulnerablen Personen zur Priorisierung und Zuweisung von Ressourcen während eines Katastrophenfalls (CAN)	Entscheidungsunterstützungsalgorithmen auf Basis der Datenbank „Ontario Resident Assessment Instruments – Home Care (RAI-HC)“	Van Solm et al.	2018	Journal of emergency management
Prozesse in der Gesundheitsversorgung (Versorgungsforschung) heute				
Verbreitung von Innovationen oder neuen Prozessabläufen in Ärztenetzwerken (USA)	Fruchterman-Reingold-Algorithmus analysiert virtuelle Behandler-netzwerke, sog. „patient-sharing networks“ (PSN), auf der Grundlage von Medicare-Daten, um faktische regionale Vernetzungsstrukturen von Ärzten aufzuzeigen	Landon et al.	2012	JAMA

Anwendung	Funktion	Autor	Jahr	Quelle
Prozesse in der Gesundheitsversorgung (Versorgungsforschung) zukünftig				
Planung der Sammlung, des Transfers und der Entsorgung von infektiösem medizinischem Abfall (GRC)	Verwendung eines genetischen Algorithmus innerhalb des Optimierungsmodells zur Berechnung von optimalen Standorten der Müllverarbeitungsanlagen und optimalen Fahrtrouten der speziellen Müllfahrzeuge	Mantzaras und Voudrias	2017	Waste management
Planung von Logistikzentren und Flugrouten für den Transport von Medikamenten zu Patienten in ländlichen Gebieten durch Drohnen (USA)	Algorithmus zur Berechnung der optimalen Anzahl und der Standorte von Logistikzentren sowie der optimalen Flugrouten der Drohnen (preprocessing algorithm)	Kim et al.	2017	Journal of Intelligent & Robotic Systems
Terminvergabe in einer Arztpraxis	Automatische Vergabe längerer und kürzerer Termine in einer Arztpraxis durch Algorithmus innerhalb eines Optimierungsmodells auf Grundlage des Konsultationsgrundes sowie weiterer Patientendaten	Becker et al.	2018a	Praxis

Medizinische Forschung heute

Datenschutz bei wissenschaftlichen Veröffentlichungen (USA, UK)	Anonymisierung der strukturierten Patientendaten aus den medizinischen Datenbanken durch Datenschutzalgorithmen	Gkoullas-Divanis et al.	2014	Journal of Biomedical Informatics
Identifizierung forschungsrelevanter Gesundheitsereignisse (DK)	Auswertung des Dänischen Nationalen Patientenregisters durch Suchalgorithmen	Schmidt et al.	2015	Clinical Epidemiology

Medizinische Forschung zukünftig

Quantifizierung von Bronchiektasen bei Kindern mit einer zystischen Fibrose als mögliche Endpunkte einer klinischen Studie (USA)	Automatisierte Quantifizierung von Bronchiektasen auf CT-Scans von Kindern durch iterativen Algorithmus	DeBoer et al.	2014	CHEST
--	---	---------------	------	-------

Prädiktion/Risikoprofilbildung heute

Vorhersage von Überempfindlichkeitsreaktionen durch Arzneimittelwechselwirkungen (USA)	CDS-Algorithmen (Clinical Decision Support) entscheiden auf Basis der Daten aus elektronischen Patientenakten über eine Genehmigung der Medikamentenbestellung durch die zuständigen Ärzte	Goldspiel et al.	2014	Journal of the American Medical Informatics Association
Arzneimittelbewertung von neuartigen Wirkstoffen bei Prostatakrebs, Metastasenmelanom und systemischen Lupus erythematoses (CH)	EVITA-Algorithmus (Evaluation of pharmaceutical Innovations with regard to Therapeutic Advantage) generiert einen Nutzen-Risiko-Score auf Grundlage von Studienergebnissen	Szucs et al.	2014	European Journal Clinical Pharmacology

Anwendung	Funktion	Autor	Jahr	Quelle
Vorhersage der fruchtbaren Tage im Laufe eines Menstruationszyklus zur Schwangerschaftsplanung oder Verhütung (UK)	Algorithmus zur Berechnung der fruchtbaren Tage im Menstruationszyklus auf Basis der in die App „Natural Cycles“ eingegebene Daten wie z. B. Körpertemperatur oder Zykluslänge	Natural Cycles	2018	https://www.naturalcycles.com/de

Prädiktion/ Risikoprofilbildung zukünftig

Prädiktives klinisches Werkzeug zur Vorhersage der Wirkweise von Glukokortikoid-Hormonen im Körper (GB)	Analyse der Wirkweise von Glukokortikoid-Hormonen durch Algorithmus (semi-quantitative signal transduction score flow algorithm)	Bakker et al.	2017	PLoS Computational Biology
Präzise Risikoabschätzung und automatisierte Beobachtung von unerwünschten postoperativen Ereignissen auf Intensivstationen (DK)	Automatisierte Beobachtung der Vitalparameter von Patienten durch Computeralgorithmen mit angeschlossenem Alarmsystem bei unerwünschten postoperativen Ereignissen und automatisierten Empfehlungen für Interventionen	Haahr-Raunkjær et al.	2017	European Journal of Internal Medicine
Warnsystem zu Komplikationen und Komorbiditäten bei Patienten in der Hausarztpraxis (USA)	Auswertung von elektronischen Patientenakten durch Deep-Learning-Algorithmus	Miotto et al.	2016	Scientific Reports
Vorhersage der Erkrankungswahrscheinlichkeit, des Schweregrads der Erkrankung und Identifizierung neuer Biomarker bei Brustkrebs (USA)	Auswertung des Wisconsin-Brustkrebs-Datensatzes durch maschinellen Lernalgorithmus	Banerjee	2017	Interdisciplinary Description of Complex Systems: INDECS

Prädiktion/ Risikoprofilbildung zukünftig

Abschätzung des Suizidrisikos bei US-amerikanischen Veteranen (USA)	Computergestützte Textanalyse von unstrukturierten klinischen Notizen in US-amerikanischen Veteranen-Verwaltungsakten mithilfe maschineller Lernalgorithmen	Poulin et al.	2014	PLoS ONE
Vorhersage kardiovaskulärer Erkrankungen und Risikofaktoren (USA)	Analyse von Netzhaut-Scans durch Deep-Learning-Algorithmus zur Identifizierung von kardiovaskulären Risikofaktoren wie z. B. Alter oder Blutdruck	Poplin et al.	2018	Nature Biomedical Engineering
Vorhersage von Depressionen bei Nutzern sozialer Medien (USA)	Auswertung der Merkmale und Metadaten von Nutzerbildern bei Instagram durch Machine-Learning-Algorithmus und Algorithmus zur Gesichtserkennung	Reece und Danforth	2017	EPJ Data Science
Vorhersage von Psychosen innerhalb jugendlicher Risikogruppen (USA)	Automatisierte Analyse von Sprachaufnahmen Jugendlicher durch Machine-Learning-Algorithmus	Corcoran et al.	2018	World Psychiatry
Früherkennung und Subtyp-Bestimmung bei Eierstockkrebs (JPN)	Vorhersagemodell mit prädiktivem Algorithmus unter Verwendung verschiedener miRNAs	Yokoi et al.	2017	Oncotarget

Anwendung	Funktion	Autor	Jahr	Quelle
Diagnostik heute				
Früherkennung und Klassifizierung von Hautkrebs (USA)	Auswertung von Bildern der Haut durch Deep-Learning-Algorithmus	Esteva et al.	2017	Nature
Diagnose von Brustkrebs bei Patientinnen im Frühstadium (ZAF)	Auswertung eines Gentests (70-Gen-Profil) durch Mamma-Print-Pre-Screen-Algorithmus (MPA)	Grant et al.	2013	South African Medical Journal
Prüfung des Vorhandenseins eines Verweilkatheters bei Patienten in einem Veteranen-Krankenhaus zur Diagnose einer katheter-assoziierten Harnwegsinfektion (USA)	Auswertung klinischer Informationen in Textform durch NLP-Algorithmus (Natural Language Processing)	Divita et al.	2015	Methods of Information in Medicine
Diagnostik zukünftig				
Diagnose der Hauptbeschwerden eines Patienten bei Hospitalisation (USA)	Auswertung elektronischer Patientenakten durch einen NLP-Algorithmus (Natural Language Processing) mit Fokus auf den Vitalwerten der Patienten bei Aufnahme anhand der eingetragenen Bewertung des körperlichen Zustandes durch das Krankenhauspersonal	Jernite et al.	2013	NIPS 2013 Workshop on Machine Learning for Clinical Data Analysis and Healthcare
Diagnose von Schädel-Hirn-Traumata und Gehirnerschütterungen (USA)	Automatisierte Bewertung der Haltungsstabilität durch Auswertung der Daten von Microsoft Kinect [®] -Sensoren mithilfe eines Algorithmus (balance error detection algorithm)	Napoli et al.	2017	Annals of Biomedical Engineering
Verbesserung der Bildqualität von PET- (Positronen-Emissions-Tomographie) sowie CT-Aufnahmen bei Krebspatienten (FRA)	Verbessertes Signal-Rausch-Verhältnis durch Verwendung eines Algorithmus (Bayesian penalized likelihood algorithm)	Vallot et al.	2017	Nuclear Medicine Communications
Diagnose des Frailty-Phänotyps bei älteren Menschen (USA)	Auswertung der Daten von Mobiltelefonen älterer Menschen, wie Anzahl der Schritte, Ganggeschwindigkeit etc., durch Algorithmen	Hanton et al.	2017	JMIR mHealth and uHealth
Wunddiagnose im Rahmen telemedizinischer Behandlungen (IND)	Anwendung eines Particle-Swarm-Optimization-Algorithmus (PSO-Algorithm) zur Verbesserung der Bildqualität und der Genauigkeit sowie Effizienz bei der medizinischen Wunddiagnose	Chakraborty	2017	Wireless Personal Communications
Diagnose von Brustkrebs (CH)	Auswertung von Mammographie-Aufnahmen durch einen Deep-Learning-Algorithmus	Becker et al.	2018	Praxis
Diagnose von Pleuraergüssen und intrapulmonalen Zeichen einer aktiven Lungentuberkulose bei HIV-Patienten (CH)	Auswertung von Thoraxröntgen-Aufnahmen durch einen Deep-Learning-Algorithmus	Becker et al.	2018	Praxis

Anwendung	Funktion	Autor	Jahr	Quelle
Entscheidungsunterstützung für den Arzt bei Diagnosestellung (USA)	Diagnosealgorithmus als automatisches Entscheidungsunterstützungssystem auf Basis von Daten der elektronischen Patientenakten	Stusser und Dickey	2013	Journal of Medical Systems
Diagnose von chronisch obstruktiver Lungenerkrankung (COPD) bei Rauchern (USA)	Auswertung von CT-Aufnahmen durch Deep-Learning-Algorithmus	González et al.	2017	American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine

Therapie heute

Therapie eines septischen Schocks bei Intensivpatienten (DE)	Computergestütztes Entscheidungsunterstützungssystem auf Grundlage von Algorithmen gibt dem Arzt evidenzbasierte Diagnostik- und Therapieempfehlungen unter Berücksichtigung komplexer standardisierter Verfahrensanweisungen	Tafelski et al.	2010	The Journal of International Medical Research
--	---	-----------------	------	---

Therapie zukünftig

Operationsplanung bei Speiseröhrenkrebs (DE)	Erprobung eines Random-Walk-Algorithmus zur Segmentierung von Tumoren der Speiseröhre	Fechter et al.	2017	Medical Physics
Analyse von Wunden im Rahmen telemedizinischer Behandlungen (IND)	Anwendung eines Particle-Swarm-Optimization-Algorithmus (PSO-Algorithm) für die Segmentierung von Wundbereichen bei medizinischen Bilddaten	Chakraborty	2017	Wireless Personal Communications
System zur datenbasierten Unterstützung bei ärztlichen Therapieentscheidungen (DE)	Abwägung verschiedener Therapien mittels Prognose der individuellen Reaktion eines Patienten auf verschiedene Optionen durch prädiktive Algorithmen, auf Grundlage verschiedener Patientendaten aus klinischen Datenbanken am Beispiel der Autoimmunerkrankung Psoriasis	Gräßer et al.	2017	Journal of Healthcare Engineering
Planung der Strahlentherapie bei Krebspatienten mit Kopf-Hals-Tumoren (UK)	Googles Künstliche Intelligenz „DeepMind“ segmentiert gesunde und therapiebedürftige Strukturen anhand von Körperscans	Powles und Hodson	2017	Health and Technology

Prognose zukünftig

Vorhersage von Komplikationen wie Bakteriämie und Pneumonie bei schwerstverletzten Patienten (USA)	Auswertung der Daten aus Gewebe-, Serum- und Wundflüssigkeitsproben durch einen Algorithmus zur Unterstützung der klinischen Entscheidungsfindung	Dente et al.	2017	Journal of Trauma and Acute Care Surgery
Vorhersage von akuten respiratorischen Erkrankungen und Mortalität bei Rauchern (USA)	Analyse von CT-Aufnahmen durch Deep-Learning-Algorithmus	González et al.	2018	American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine

Anwendung	Funktion	Autor	Jahr	Quelle
Frühwarnsystem für kritische kardiale Ereignisse (IND)	Auswertung kardialer Magnetresonanztomographie durch Chan-Vese Algorithmus zur Identifizierung von Veränderungen im linken Ventrikel im Rahmen einer Aortenstenose	Chandrasekhar et al.	2017	Journal of Medical Imaging and Health Informatics
Vorhersage von Herzstillständen bei Krankenhauspatienten (USA)	Algorithmus innerhalb eines Frühwarnsystems, das auf Basis von demographischen Informationen, Krankenhausaufnahmen, Vitalwerten und Labormessungen in elektronischen Patientenakten den Code Blue bis zu 4 Stunden früher voraussagen kann	Somanchi et al.	2015	Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining

Rehabilitation heute

Trainingstherapie für Parkinson-Patienten auf Fahrradergometer mit akustischem Feedback in Form von Musik (DE)	Automatisierte Tempoanalyse von Musik und deren Geschwindigkeitsänderungen in Echtzeit durch Algorithmen	Wolf et al.	2017	Digitale Transformation von Dienstleistungen im Gesundheitswesen III
--	--	-------------	------	--

Rehabilitation zukünftig

Rehabilitationsroboter für die Bewegungstherapie der oberen Extremitäten nach einem Schlaganfall (CN)	Impedanzsteuerungsalgorithmus, um eine dynamische Beziehung zwischen Mensch und Maschine herzustellen und damit Kraft- und Bewegungsunterstützung individuell anzupassen	Xu et al.	2011	Journal of Intelligent & Robotic Systems
Ganganalyse und Gangphasenerkennung bei Prothesenträgern zur Berechnung, welche Elektrostimulation an welchen Stimulationsorten gerade erforderlich ist (DE)	Algorithmen verarbeiten Informationen von am Bein angebrachten Bluetooth-Sensoren zur Messung von Beschleunigung, Winkelgeschwindigkeit und Magnetfeld	TU Berlin	2017	https://www.ige.tu-berlin.de/bemobil/forschung/teilprojekt_b

Pflege heute

Algorithmengesteuertes Warnsystem in einer Wohngemeinschaft für Senioren (TigerPlace) (USA)	Algorithmus meldet Abweichungen der täglichen Routine (Messungen durch Sensoren in den Räumlichkeiten) als Alarm an die Betreuer	Rantz et al.	2013	CIN: Computers, Informatics, Nursing
---	--	--------------	------	--------------------------------------

Pflege zukünftig

Computergestütztes Entscheidungsunterstützungssystem für das Pflegepersonal auf einer Entbindungsstation (USA)	Algorithmus erlernt vor dem Einsatz, was gute und was schlechte Entscheidungen sind, und gibt auf dieser Grundlage Empfehlungen, wie das Pflegepersonal und die Zimmer auf der Station verteilt werden sollen, um eine optimale Pflege zu gewährleisten	Gombolay et al.	2016	The International Journal of Robotics Research
--	---	-----------------	------	--

Autoren



Marc Jannes, M.Sc., studierte Gesundheitsökonomie an der Universität zu Köln. Von 2010 bis 2015 war er als studentische und wissenschaftliche Hilfskraft an der Forschungsstelle Ethik der Uniklinik Köln tätig. Seit 2015 arbeitet er als wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Forschungsstelle Ethik sowie bei ceres. Er ist Moderator des Themenschwerpunktes Gesundheit und Gesellschaft im Digitalen Zeitalter, Koordinator der ceres Expertengruppe Digitale Transformation sowie Mitautor der Studie Digitale Selbstbestimmung. Seine Forschungsinteressen liegen in den Bereichen Technikeinsatz im Gesundheits- und Pflegesystem, Digitalisierung des Gesundheitswesens, Online-Gesundheitsinformationen, digitale Selbstbestimmung und Lebensqualitätserfassung.



Dr. Minou Friele ist seit 2016 wissenschaftliche Mitarbeiterin der Forschungsstelle Ethik, Kölner Uniklinik sowie ceres. Als promovierte Philosophin arbeitete sie zuvor u. a. am Institut für Wissenschaft und Ethik der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität, Bonn; dem Philosophischen Institut und dem Institut für Medizinsoziologie der Heinrich-Heine-Universität, Düsseldorf sowie an der Europäischen Akademie zur Erforschung von Folgen wissenschaftlich-technischer Entwicklungen, Ahrweiler. Ihr Arbeitsschwerpunkt liegt auf der Untersuchung von Fragen der Technikfolgenabschätzung, der Bioethik und der politischen Philosophie.



Christiane Jannes (geb. Noack), M.A. absolvierte ihren Bachelor in Gesundheitsökonomie an der Universität zu Köln und ihren Master in Medizinmanagement an der Universität Duisburg-Essen. Sie arbeitete von 2011 bis 2016 als studentische bzw. wissenschaftliche Hilfskraft an der Forschungsstelle Ethik und bei ceres. Seit Juni 2016 ist sie dort wissenschaftliche Mitarbeiterin und unter anderem Koordinatorin für das Projekt „PerF-ICF“ im Bereich der Versorgungsforschung. Ihre Forschungsschwerpunkte liegen im Bereich der Digitalisierung im Gesundheitswesen, der Versorgung Frühgeborener sowie im Bereich der International Classification of Functioning, Disability and Health (ICF).



Christiane Woopen ist Professorin für Ethik und Theorie der Medizin an der Universität zu Köln. Dort ist sie Direktorin des Cologne Center for Ethics, Rights, Economics, and Social Sciences of Health (ceres). An der Medizinischen Fakultät leitet sie die Forschungsstelle Ethik und ist Prodekanin für akademische Entwicklung und Gender. Im Rahmen von nationalen und internationalen Forschungsprojekten befasst sie sich u. a. mit Lebensqualität im Lebensverlauf, Genomeditierung, Neuroethik, Fortpflanzungsmedizin sowie dem digitalen Wandel insbesondere im Bereich der Gesundheitsversorgung. Zudem engagiert sie sich im Bereich der Politikberatung u. a. als Vorsitzende des Deutschen Ethikrates (2012–2016), als Präsidentin des Global Summit der Nationalen Ethikräte (2014–2016) sowie seit 2017 als Vorsitzende des Europäischen Ethikrates (EGE: European Group on Ethics in Science and New Technologies) und seit 2018 als Co-Sprecherin der Datenethikkommission der Bundesregierung.

Aktivitäten der Bertelsmann Stiftung zum Thema

Der digitale Patient

Das Projekt beschäftigt sich mit den Chancen und Risiken des digitalen Wandels im Gesundheitswesen. Es entwickelt Konzepte und Handlungsempfehlungen für eine Digitalisierung im Dienst der Gesundheit

(Blog unter: blog.der-digitale-patient.de)

Ethik der Algorithmen

Das Projekt setzt sich mit den grundsätzlichen gesellschaftlichen Folgen algorithmischer Entscheidungsfindung auseinander. Es will zu einer Gestaltung algorithmischer Systeme beitragen, die zu mehr Teilhabe für alle führt

(Blog unter: algorithmenethik.de)

Impressum

© November 2018
Bertelsmann Stiftung,
Gütersloh

Bertelsmann Stiftung
Carl-Bertelsmann-Straße 256
33311 Gütersloh
Telefon +49 5241 81-0
www.bertelsmann-stiftung.de

Verantwortlich
Uwe Schwenk

Autoren
Dr. Minou Friele
Christiane Jannes
Marc Jannes
Prof. Dr. Christiane Woopen

Lektorat
Heike Herrberg, Bielefeld

Gestaltung
Dietlind Ehlers

Bildnachweis
© peshkova, flareimages,
Photographiee.eu – stock.adobe.
com; Minou Friele; Medizin-
FotoKöln; Reiner_Zensen

Adresse | Kontakt

Bertelsmann Stiftung
Carl-Bertelsmann-Straße 256
33311 Gütersloh
Telefon +49 5241 81-0

Dr. Thomas Kostera
Project Manager
Programm Versorgung verbessern – Patienten informieren
Telefon +49 5241 81-81204
Telefax +49 5241 81-681204
thomas.kostera@bertelsmann-stiftung.de

www.bertelsmann-stiftung.de

Algorithmen-Stiftung | Bertelsmann-Stiftung

Algorithmen-Stiftung | Bertelsmann-Stiftung