

HEIDELBERGER
JAHRBÜCHER
ONLINE
Band 6 (2021)

Gesellschaft der Freunde
Universität Heidelberg e.V.



Intelligenz: Theoretische Grundlagen und praktische Anwendungen

Rainer M. Holm-Hadulla, Joachim Funke & Michael Wink (Hrsg.)

HEIDELBERG
UNIVERSITY PUBLISHING

Die Industrialisierung der Intelligenz

MICHAEL BYCZKOWSKI & MAGDALENA GÖRTZ

SAP & Universitätsklinik Heidelberg

Zusammenfassung

Im Folgenden zeigen wir auf Basis der grundsätzlichen Konzepte von Beobachtung, Erfahrung, Erkenntnis und Fertigkeiten rund um den Begriff der Intelligenz auf, wie diese voneinander abhängen und wie moderne, vor allem algorithmische Ansätze der Künstlichen Intelligenz, einzuordnen sind. Wir schließen unsere Betrachtungen mit einem Überblick über Chancen und Herausforderungen, die von diesen ausgehen. – Illustriert werden diese überwiegend anhand von Beispielen aus der Medizin.

1 Vom Streben nach Erkenntnis

„Dass ich erkenne, was die Welt im Innersten zusammenhält.“ (Goethe, 1994) – Schon seit Anbeginn der Zeit strebt der Mensch nach Erkenntnis und nutzt dazu vor allem die ihm gegebene Intelligenz. Das Wort Intelligenz leitet sich von der lateinischen Wurzel *legere* ab, was „sammeln“, „sich versammeln“ und „zusammenstellen“ bedeutet, und das verwandte Wort *intellegere* bedeutet „wissen“, „verstehen“, „wahrnehmen“ und „auswählen“. Mit Intelligenz bezeichnet man also die Fähigkeit, zu lernen und zu verstehen, mit Situationen umzugehen sowie Erkenntnisse und Fertigkeiten anzuwenden, um auf die Umwelt zu reagieren.

Wir wollen hier einen kurzen Überblick über den Stand der Dinge geben, wie die Intelligenz unterstützt und die Erkenntnisse auch in der Breite angewandt werden können; dabei spielt zunehmend auch die sogenannte ‚Künstliche Intelligenz‘ (KI) eine wichtige Rolle, die wir in diesem Bezugssystem einordnen wollen. – Durch

die großen Fortschritte auf diesem Gebiet ist es zwar nicht zwangsläufig so, dass man erkennt, „was die Welt im Innersten zusammenhält“, man kann aber, auch mit Hilfe maschineller Unterstützung, durch Beobachtung der Welt und daraus gemachten Erfahrungen, neben der wissenschaftlichen Forschung *an sich* auch viele nützliche Anwendungen für die Industrie entwickeln.

Betrachtet man die Evolution des Fortschritts über die letzten Jahrhunderte, so lassen sich vier Stufen der industriellen Revolution unterscheiden. Diese führt von dem Einsatz erster mechanischer Produktionsanlagen, über die Einführung arbeitsteiliger Produktion, dem Einsatz von IT zur Automatisierung der Produktion bis zur 4. Industriellen Revolution, der vollständigen Digitalisierung und Vernetzung von industrieller Produktion (Kagermann, Lukas, & Wahlster, 2011). Man geht mittlerweile davon aus, dass die derzeitige vierte Industrielle Revolution (Industrie 4.0) durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz maßgeblich beeinflusst

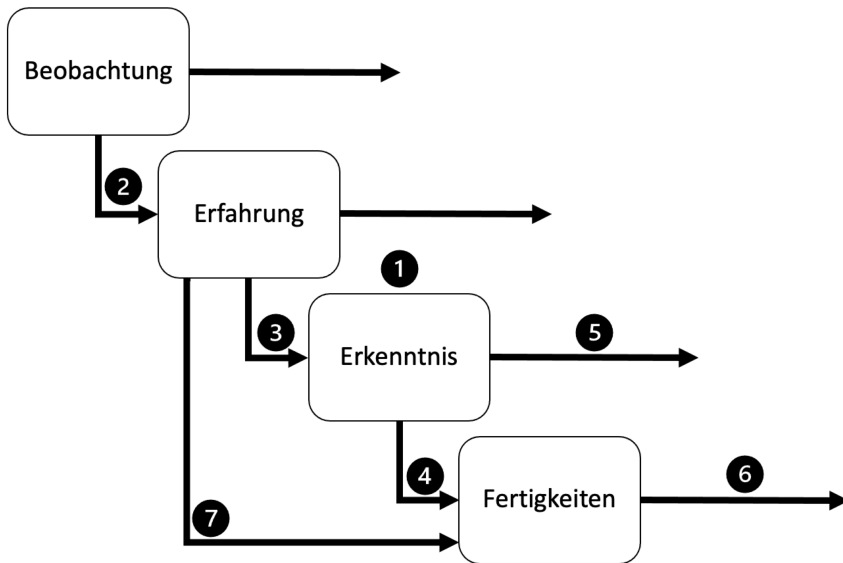


Abbildung 1: Der Gang des Artikels in sieben Schritten: 1: Vom Streben nach Erkenntnis. 2: Von Beobachtung zur Erfahrung. 3: Von Erfahrung zur Erkenntnis. 4: Von Erkenntnis zu Fertigkeiten. 5: Die Verbreitung der Erkenntnis. 6: Die Verbreitung der Fertigkeiten. 7: Von Erfahrung direkt zu Fertigkeiten. Quelle: Eigene Darstellung.

wird, wenn nicht sogar durch eine neue, fünfte Industrielle Revolution abgelöst werden wird. In diesem Artikel werden die Entwicklungsstufen der Intelligenz an ausgewählten Beispielen aus der Medizin beleuchtet, Chancen von Künstlicher Intelligenz aufgeführt und auf die Herausforderungen in der Anwendung intelligenter Maschinen hingewiesen.

2 Von Beobachtung zur Erfahrung

Man kann nur mutmaßen, wie viele Menschen beim Probieren von unbekanntem Pflanzen zu Tode kamen, bis sich bei den überlebenden Zuschauern genug Erfahrungen ansammelten, bestimmte Pflanzen entweder zu meiden oder spezielle Zubereitungsverfahren anzuwenden: die nahrhaften Wurzelknollen der Maniokpflanze beispielsweise enthalten signifikante Mengen an Blausäure, so dass sie im rohen Zustand giftig sind. In Südamerika werden die Knollen deshalb beispielsweise geschält, gerieben, eingeweicht und danach wieder getrocknet, damit die Blausäure entweichen kann (Soentgen & Hilbert, 2012).

Ähnliche Erfahrungen, allerdings viel fokussierter und komprimierter, wurden auch in frühen medizinischen Studien gemacht: auf Grund der dramatischen Todeszahlen bei langen Seefahrten durch Skorbut führte beispielweise im Jahr 1747 der britische Schiffsarzt James Lind die erste kontrollierte Vergleichsstudie in der Geschichte der Medizin durch, wodurch er Zitrusfrüchte als wirksames Mittel gegen Skorbut identifiziert. Vitamine und das Wissen über Skorbut als Vitamin-C-Mangelkrankheit waren zu dieser Zeit noch unbekannt. Lind fand heraus, dass Zitrusfrüchte gegen Skorbut wirken, indem er Skorbut-krankte Matrosen in verschiedene Gruppen einteilte und eine unterschiedliche Diät anordnete. Die eigentliche Kausalität, Vitamin-C-Mangel, blieb aber verborgen; trotzdem war eine Verbesserung des Patientenzustandes auf Basis der statistischen Ergebnisse möglich (Baron, 2009).

3 Von Erfahrung zur Erkenntnis

Der Physiker Wilhelm Conrad Röntgen entdeckte im Rahmen seiner Forschungen zum Verhalten von Elektronenstrahlen im Vakuum eine bis dahin noch unbekanntes Strahlungsart, die sowohl unsichtbar als auch extrem durchdringungsfähig war. Diese bezeichnete er selbst als „X-Strahlen“ und erkannte, dass Materialien abhängig von ihrer Dichte, unterschiedlich stark von diesen Strahlen durchdrungen

wurden (Röntgen, 1895). Röntgen verstand, dass die Röntgenstrahlen von unterschiedlich dichtem Gewebe des menschlichen Körpers unterschiedlich stark absorbiert werden. Er schlussfolgerte, dass dadurch in das Körperinnere gesehen werden kann, um so z. B. vor einer Operation Knochenbrüche zu erkennen. Die Erkenntnis, dass die Strahlen im menschlichen Körper auch Nebenwirkungen auslösen konnten, wurde erst später erlangt.

4 Von Erkenntnis zu Fertigkeiten

Um Röntgenstrahlung zur breiten praktischen Anwendung zu verhelfen, war die Erfindung der Röntgenröhre wegweisend. Es wurde ein Generator genutzt, damit die hohe Spannung zum Betrieb der Röhre erzeugt wird. In dem Röntgengerät wurden Elektronen aus einer Kathode gelöst und durch den Potentialunterschied im erzeugten elektrischen Feld beschleunigt. Am anderen Ende der Röntgenröhre befand sich eine Anode, deren Kupfer-Atomkerne die Elektronen bei Auftreffen stark abbremsen. Diese gaben dadurch Energie in Form von elektromagnetischen Wellen ab, den Röntgenstrahlen. Durch den Bau der Röntgenröhre konnte die Röntgenstrahlung zielgerichtet angewandt werden. Mediziner fanden bald erste praktische Anwendungen: Neben der diagnostischen Bildgebung unter Verwendung von Fotoplatten begannen sie auch mit der Bestrahlung von Kranken zu experimentieren, insbesondere bei Krebs- und Tuberkuloseleiden.

Längst kommt die Medizin nicht mehr ohne bildgebende Verfahren aus. Es ist noch lange kein Ende der Entwicklung abzusehen: der derzeitige Stand bei der Anwendung von Röntgens Entdeckung ist die Röntgenmikroskopie, mit der man z. B. in Zellen hineinschauen kann (Yamamoto & Shinohara, 2002).

Eine innovative Weiterentwicklung des Röntgens ist auch die Computertomographie, die Objekte durch Schichtaufnahmen dreidimensional darstellen kann. Der Transfer gewonnener Erkenntnisse in die breite Anwendung stellt dabei gestern wie heute eine besondere Hürde dar, sowohl bei der Translation an sich als auch der kommerziellen Nutzung einer Erkenntnis. Großgeräte der neuesten Generation in der Radiologie sprengen oft den finanziellen Handlungsrahmen von Krankenhäusern. Auf die bei der Implementierung auftretenden Herausforderungen wollen wir hier nicht näher eingehen, den interessierten Lesern sei z. B. Gruss (2012) empfohlen. – Bemerkenswert ist hier, dass Röntgen 1901 mit dem Nobelpreis in Physik geehrt wurde, gleichzeitig aber darauf verzichtete, seine

Erfindung zu patentieren, weil er sich dadurch eine schnelle Anwendung zum Wohle aller versprach.

5 Die Verbreitung der Erkenntnis

Wichtig ist neben dem Erlernen von Fertigkeiten vor allem die zugrundeliegende Erkenntnis, um die Anwendbarkeit der einzelnen Fertigkeiten in den jeweiligen Situationen gut und logisch beurteilen zu können. Zur Wissensvermittlung ist nicht nur die theoretische wissenschaftliche Lehre an Universitäten und Universitätskliniken erforderlich; auch wissenschaftliche Zusammenhänge müssen einfach nachvollziehbar sein, um einen möglichst großen positiven Beitrag für viele Menschen leisten zu können. Hier bietet sich beispielsweise die Simulation an: Die Anwendung von Virtual Reality etwa ermöglicht durch die verfügbare physikalische Detailgenauigkeit praktische, mehrdimensionale Einblicke in die Anatomie. Dadurch können in der medizinischen Ausbildung Pathologie-Kurse ergänzt und chirurgische Eingriffe realitätsnah simuliert werden. Ein bedeutendes Ziel für die Zukunft ist es, einen echten digitalen Zwilling des Patienten zu schaffen, an dem nicht nur Eingriffe simuliert, sondern auch Diagnosen validiert und Behandlungsalternativen und deren Ergebnisse simuliert werden können.

6 Die Verbreitung der Fertigkeiten

Durch jahrelange Übung und Ausbildung erlangte individuelle Fähigkeiten sind erst einmal auf den Übenden allein beschränkt, unabhängig davon, ob es sich um Geschicklichkeit bei speziellen Operationstechniken oder effiziente Untersuchungsmethoden handelt. Um einen möglichst großen Einfluss beispielsweise auf die klinische Routine ausüben zu können, müssen Fertigkeiten verbreitet, das heißt einfach gelehrt und durchgeführt werden können. Zwei praktische Beispiele sind zum einen die minimalinvasive Chirurgie inklusive der chirurgischen Robotik und zum anderen die Telemedizin:

Maximilian Nitze beschäftigte sich mit Versuchen über die Beleuchtungsmöglichkeit innerer Hohlorgane. Unterstützung bei der technischen Ausgestaltung seiner Versuche bekam er von einem Instrumentenfabrikanten. 1879 präsentierte er erstmals das von ihm entwickelte Endoskop der Öffentlichkeit, mit dem eine Lichtquelle in das Innere des zu betrachtenden Organes geführt werden konnte und das neue Diagnosemöglichkeiten aufzeigte (Nitze, 1879).

Eine weitere revolutionäre Neuerung gelang mit dem Einsatz des starren Endoskops in der Laparoskopie zur Inspektion der Bauchhöhle. Die Operationen können mit Hilfe von kleinen Schnitten über eingeführte Endoskope durchgeführt werden, z. B. zur Blinddarmentfernung. Der Chirurg bedient die Instrumente und evaluiert den Operationsablauf über einen Bildschirm. Die Einführung der minimal-invasiven Chirurgie zur Beurteilung der Bauch- und Beckenorgane lässt Patienten verglichen mit der offenen Schnittoperation schneller mobil und schmerzfrei werden. Doch auch die Endoskopie war kein Endpunkt der Entwicklung: die mechanischen Einschränkungen der geraden Instrumente blieben bestehen und erforderten einen ganz neuen Ansatz. Dieser begann gut 100 Jahre später, als der Bereich der Chirurgie durch das von *Intuitive Surgical* entwickelte robotergestützte Chirurgie-System Da Vinci revolutioniert wurde. Die Roboterarme des Systems können Handbewegungen umsetzen und verfügen über eine dreidimensionale Ansicht mit Vergrößerungsoptionen, die es dem Chirurgen ermöglicht, eine signifikant höhere Präzision zu erreichen. Dabei sind nicht nur die Möglichkeiten der modernen Endoskopie integriert, sondern es sind durch zusätzliche Gelenke in den Manipulationsarmen der Operationsroboters auch Bewegungen auf kleinstem Raum möglich. Diese Bewegungen könnten weder von der menschlichen Hand bei offenen Operationen noch mittels der etablierten starren Endoskope vorgenommen werden. Das robotergestützte Chirurgie-System ist jedoch nicht autonom tätig, sondern wird weiterhin vom Chirurgen bedient (United States of America Patent No. US 2020/0368915 A1, 2020). Zusätzlich ermöglichen Trainingsmodule für die robotischen Konsolen dem Chirurgen, den Umgang mit den verschiedenen Geräten außerhalb von Eingriffen zu trainieren und so die eigenen Fertigkeiten zu steigern.

Das andere Beispiel, die Telemedizin, schließt sich fast nahtlos an: zum einen können dank moderner Robotik und schneller Internet-Verbindungen (z. B. mittels 5G-Telekommunikationsnetzen) auch Operationen durchgeführt werden, bei denen Chirurg und Patient sich nicht im gleichen Gebäude befinden. Dies ist notwendig bei Eingriffen, bei denen der Spezialist räumlich nicht verfügbar ist, bei denen eine hohe Strahlenbelastung im Operationssaal zu erwarten ist oder das Behandlungsumfeld unzugänglich ist, beispielsweise bei Forschungsaufenthalten in der Antarktis oder auf Raumflügen.

Auch jenseits der physischen Manipulationsübertragung durch einen Roboter können durch Telemedizin Fertigkeiten verbreitet werden: über große Distanzen

hinweg können per Videokonferenz Zweitmeinungen abgegeben, Untersuchungen unterstützt und Diagnosen durch Experten gestellt werden, die aus verschiedensten Gründen nicht selbst vor Ort anwesend sein können.

Hier ist es von eminenter Wichtigkeit, auch diese neuen, verbreitbaren Fertigkeiten ethisch verantwortungsvoll einzusetzen. Schnell sind beispielsweise das lokale Gesundheitssystem in einem kleinen Land durch ein massives Telemedizin-Angebot eines hochskalierenden (Technologie-)Anbieters zerstört und die Ärzte abgewandert. Wenn dann nach der erfolgreichen Diagnosestellung weitere Proben entnommen oder Behandlungen vor Ort durchgeführt werden müssen, so fehlt es an ausgebildeten Ärzten am eigentlichen *Point-of-Care*, dem Krankenbett.

7 Von Erfahrung direkt zu Fertigkeiten

Durch die fortschreitende Automatisierung aller oben aufgeführter prozeduraler Schritte werden mittlerweile gigantische Mengen an Daten generiert und durch die Verfügbarkeit und preisliche Attraktivität von Speichermedien auch billig, schnell und einfach zugreifbar gespeichert. Wo früher nur einige relevante Daten ausgewählt und archiviert wurden, ist es mittlerweile problemlos möglich, alle Daten zumindest für eine gewisse Zeit zu speichern und damit auch auswertbar zu machen.

Die dabei anfallenden riesigen Datenmengen, oft auch als ‚Data Lakes‘ bezeichnet, können sowohl Daten in strukturierter als auch unstrukturierter Form beinhalten und sind in ihrer Gänze oft nicht für einen vorbestimmten Zweck oder eine spezielle Auswertung gesammelt. – Im medizinischen Umfeld dient beispielsweise ein Teil der Daten der Dokumentation der durchgeführten medizinischen Prozedur, z. B. in Form elektronischer Patientenakten oder Bilddaten eines Computertomographie-Gerätes, um bei Diagnosen oder Behandlungen herangezogen werden zu können. Andere Datensätze beschreiben beispielsweise die Aktivitäten einer Maschine an sich. Aus diesen lassen sich wiederum Hinweise über eventuelle Betriebsfehler, sich ankündigende Ausfälle von Bauteilen oder Abweichungen in Messungen gewinnen und so ein rechtzeitiges Eingreifen des Personals oder anderer Maschinen initiieren. Diese Daten dienen also hauptsächlich der Validierung der Ergebnisse und der Qualitätssicherung. Der größte Teil der verfügbaren Daten ist aber nicht auf spezielle Zwecke hin ausgerichtet und ihre immense Menge verschließt sie der direkten Auswertung durch den Menschen.

Hier findet sich ein unmittelbares Anwendungsgebiet für wichtige Teilbereiche der Künstlichen Intelligenz und insbesondere des Maschinellen Lernens (ML) und der Mustererkennung: unermüdlich können *solche* Algorithmen diese Data Lakes durchsuchen, um statistische Auffälligkeiten zu erspähen, die einem Menschen nicht auffallen würden. Dies kann auf zweierlei Arten erfolgen: Die Maschine kann sowohl Rohdaten als Input als auch die entsprechenden Antworten, als annotierten Output, zur Verfügung gestellt bekommen, um selbständig Regeln abzuleiten. Diese neuen Regeln werden dann auf neue Daten angewendet, um Antworten in der Form von Vorhersagen zu erhalten. Die Algorithmen verbessern sich dabei selbst und „lernen“ aus Versuch und Irrtum, genau wie der Menschen aus Erfahrung. – Alternativ kann sie auch die Gesamtheit der unveränderten Daten auf statistische Auffälligkeiten, also Muster im Sinne statistischer Modelle, hin untersuchen; man spricht hier auch von unüberwachtem Lernen gegenüber dem zuvor erwähnten überwachten Lernen.

Die Ergebnisse, die diese Algorithmen liefern, sind zumeist rein statistischer Natur, das heißt Wahrscheinlichkeiten von Korrelationen. Wir kennen das aus der Wettervorhersage für den aktuellen Standort: „in 90% der Fälle mit gleicher Wetterlage hat es geregnet“. Es wird weder ausgesagt, dass es innerhalb eines Zeitraumes 90% der Zeit regnet, noch warum dies so ist. Für den Benutzer ist die Information aber sinnvoll, wenn es um die Wahl der richtigen Kleidung für einen Ausflug geht, die zugrundeliegende Kausalität ist hierfür nicht relevant. Es wurde also, basierend auf den verfügbaren Daten, aus Erfahrung eine Fertigkeit der Wetter- beziehungsweise Regenvorhersage entwickelt, ohne dass ein Meteorologe im Einzelfall eine Prognose erstellt hat oder der Benutzer meteorologische Kenntnisse besitzt. Das Ergebnis ist rein anwendungsorientiert und dient der Entscheidungsunterstützung durch Bereitstellen einer Fertigkeit ohne Erkenntnis der meteorologischen Zusammenhänge.

Auf diese Weise kann man auch große Mengen an medizinischen Daten auswerten und auf verschiedene Arten nutzen: der Einzelne kann sich mit relevanten Daten der Data Lakes vergleichen und beispielsweise Verhaltensempfehlungen für seine individuellen Vitalparameter erhalten, sowie gleichzeitig über Fitness-Tracker und andere persönliche Messgeräte direkt selbst Daten beitragen. Ärzte können so auf auffällige Korrelationen in den erfassten Kohorten hingewiesen und auf diese Weise in ihren Entscheidungen in Diagnose und Therapie unterstützt werden.

8 Von Daten zu Künstlicher Intelligenz

Wie zuvor beschrieben, ist es für die maschinelle Erkennung von Korrelationen unabdingbar, hochqualitative Daten zur Verfügung zu haben (Roberts, Driggs, Thorpe et al., 2021). Diese bereitzustellen ist nicht einfach: auf der einen Seite müssen die Daten rechtskonform beschafft, also insbesondere der Daten- und Patientenschutz des jeweiligen Landes strikt berücksichtigt werden. Außerdem muss die Datenerfassung und -nutzung z. B. in der medizinischen Forschung durch entsprechende Ethikanträge abgesichert sein. Andererseits müssen die Daten korrekt und relevant sein, also z. B. die typischen Patienten auch hinreichend divers abbilden. Ferner sollten die Daten idealerweise all die Merkmale beinhalten, die eine Korrelation zu den erwarteten Ergebnissen darstellen könnten. Aus diesen Gründen setzt sich in der Praxis neben der Forderung nach freiem Zugang zu den Daten, insbesondere bei Daten der öffentlichen Hand, die ja zumeist durch Steuermittel erzeugt wurden, und der Datenspende, z. B. zu Forschungszwecken, die Betrachtung von Daten als Wirtschaftsgut durch. Daten können einen hohen inhärenten Wert besitzen, so dass es sinnvoll und geboten ist, auch alle an einer Wertschöpfungskette Beteiligten angemessen an der insgesamt erzeugten Wertschöpfung zu beteiligen.

Die Abhängigkeit der trainierten KI-Algorithmen von den verwendeten Daten führt auch zu neuen Herausforderungen in Support und Wartung: Fehler können hier nicht nur im Algorithmus an sich, sondern auch in den zum Training zur Verfügung gestellten Daten liegen. Dies wird eine um so größere Herausforderung, wenn es sich nicht nur um einen zentralen und damit gut kontrollierten Datensatz eines Herstellers, sondern um kundenindividuelle Data Lakes handelt, die von den KI-Algorithmen genutzt werden, beispielsweise den spezifischen Data Lake einer einzelnen Klinik. Diese Daten sind, da historisch und über viele Abteilungen hinweg gesammelt, oft schwankend in ihrer Qualität und basieren auf unterschiedlichen Kohorten mit variierenden Eigenschaften; insbesondere Fehler in der Annotation von Daten sind hier relevant. In jedem Fall muss daher auch feststellbar sein, welche Daten zu welchen Schlüssen führten, um so neben Korrekturen an der Programmierung auch ein „Un-Learning“, also ein gezieltes Vergessen von Teilen des einmal Gelernten, so dies auf unzulänglichen Daten beruht, zu ermöglichen – um hier z. B. den strikten Anforderungen der einzelnen Zulassungsrichtlinien wie der EU-Medizingeräterichtlinie (Verordnung [EU] 2017/745 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 5. April 2017 über

Medizinprodukte, 2017) gerecht zu werden und zusätzlich auch die Effektivität eines KI-basierten Algorithmus nachweisen zu können. Dies setzt die Auswahl eines fixen und möglichst repräsentativen Datensatzes voraus, anhand dessen zuerst das KI-Modul trainiert wird, welches dann entsprechend getestet und zertifiziert wird. Das derart zertifizierte Modul wird danach als fertiges Produkt zum Einsatz gebracht, kann aber natürlich nicht an den jeweiligen Fällen, die damit behandelt wurden, direkt selbst lernen, da ansonsten die Zertifizierung aufgrund veränderter Datenbasis nicht mehr greifen würde und eine unabhängig nachvollziehbare Validierung nicht möglich wäre. Stattdessen werden Daten separat weitergesammelt und erst für die Optimierung einer zukünftigen Produktversion verwandt, das dann, basierend auf der aktualisierten Datenmenge, den gleichen Zertifizierungsprozess durchläuft. So kann man nicht nur den oben beschriebenen Anforderungen der Regulierungsbehörden gerecht werden, auch die Wartung ist wesentlich einfacher. Der Preis dafür ist allerdings, dass die jeweilige Version eines solchen Programms nicht mit jedem aktuell behandelten Patienten weiter lernt, sondern während der gesamten Nutzungszeit einer Programmversion immer gleich ‚schlau‘ bleibt; erst eine spätere Version verspricht gegebenenfalls neue Erkenntnisse.

Auf der anderen Seite ist es auch spannend, KI-Algorithmen miteinander zu vergleichen, in dem man verschiedene Algorithmen mit den gleichen Daten trainiert, um dann Unterschiede in Effizienz und Effektivität der zugrundeliegenden Algorithmen neutral, sozusagen unter Laborbedingungen, erforschen können. Hier ist beispielsweise der Datensatz *CheXpert* der *Stanford Machine Learning Group* besonders zu erwähnen, der über 220.000 Aufnahmen von über 65.000 Patienten enthält (Irvin, Rajpurkar, et al., 2019) und bei dem sogar ein Ranking der Algorithmen abgebildet wird (Rajpurkar, 2017).

Essenziell ist in diesem Zusammenhang auch, dass gesundheitsbezogene Daten besonders schutzbedürftig sind und Unternehmen oft proprietäre Interessen an den von ihnen gesammelten und zum Teil auch aufwendig aufbereiteten Daten haben. Eine Lösungsmöglichkeit hierfür ist das Föderale Lernen, eine Technik im Bereich des maschinellen Lernens, bei der ein Modell auf mehreren Geräten simultan trainiert werden kann. Jede Institution kann somit mit dem eigenen lokalen Datensatz trainieren, der nicht mit anderen Teilnehmern ausgetauscht wird (Kaissis, Makowski, Rückert, & Braren, 2020). Eine weitere sehr interessante Technologie in diesem Zusammenhang ist *Secure Multiparty Computation*, bei der Berechnungen auf verschiedenen Datenmengen ausgeführt werden, die aus

Vertraulichkeitsgründen nicht bei einem Einzelnen zusammengeführt werden können oder dürfen; man denke z. B. an Studien, die institutionsübergreifend oder gar transnational durchgeführt werden sollen, die jeweiligen Daten aber bei den jeweiligen Institutionen verbleiben sollen (Frikken, 2010).

Oftmals will aber auch der Einzelne diese neuen Möglichkeiten von KI-basierten Algorithmen für sich selbst nutzen: hier bieten sich Gesundheits-Tracker wie z. B. *Fitbit* oder *Apple Watch* an. Diese können die Herzfrequenz, das Aktivitätsniveau und auch den Schlaf überwachen, einzelne Gerätetypen stehen sogar professionellen Elektrokardiogrammen (EKG) in vielen Beziehungen nicht nach (Ott, 2018). Diese neuen Errungenschaften können den Benutzer bei Abweichungen warnen und dem Arzt eine bessere Vorstellung vom Zustand des Patienten über einen längeren Zeitraum hinweg geben beziehungsweise autark Voranalysen vorschlagen.

9 Von Korrelationen zu Kausalitäten

Schlussendlich sind die oben erwähnten Beispiele reine Korrelationen, also statistische Auffälligkeiten und Hinweise; eine Erkenntnis kausaler Abhängigkeiten geht nicht unmittelbar mit ihnen einher. Doch auch hier kann Künstliche Intelligenz helfen: sie kann Forscher darin unterstützen, jene interessanten Bereiche von „Data Lakes“ zu finden, die, unterstützt durch weitere Untersuchungen und klinische Studien, erfolversprechende Bereiche für neue, diesmal kausale Erkenntnisse sein können.

Ferner lassen sich auf Basis eines formalisierten Fachwissens Expertensysteme, bei denen es sich um eine spezielle Form der Künstlichen Intelligenz handelt, erstellen, die in der Lage sind, durch logische Verknüpfung dieses Fachwissens neue Schlüsse zu ziehen. Besonders bemerkenswert ist hier das bereits 1972 an der Stanford University begonnene medizinische Expertensystem MYCIN (Shortliffe, MYCIN, Computer-Based Medical Consultations, 1976), das den Arzt in der Diagnose und Therapie von Infektionskrankheiten unterstützen soll und in seiner Ausprägung ONCOCIN für den Einsatz in der Krebsbehandlung weiterentwickelt wurde (Shortliffe, et al., 1981). Ein großer Vorteil derartiger Expertensysteme ist es, dass sich die abgeleiteten Schlüsse stets logisch nachvollziehen lassen und es jederzeit klar ist, wie das System zu einem Ergebnis gekommen ist.

Das Ziel ist weiterhin die Erklärung des vorliegenden Systems durch explizite Bildung neuer Modelle, ganz unabhängig von der Statistik, den zugrundeliegenden

Daten und der Umweltbeobachtungen, sodass am Ende auch die zuvor gewählte Abkürzung von Erfahrung zur Fertigkeit einen Weg zur Erkenntnis bietet und reines, auf Kausalitäten basierendes, Wissen gewonnen werden kann. Hier ist insbesondere das sogenannte Feld der „erklärbaren Künstlichen Intelligenz“ (Explainable AI, XAI; Turek, 2016) spannend, in dem es darum geht, der „Black Box“, die das maschinelle Lernen oft vermittelt, Erklärungen für die Ergebnisse mitzugeben, sodass das Vertrauen in diese gesteigert wird. Dies ist insbesondere bei breiter Anwendung und in sozial relevanten Fällen wichtig, so z. B. bei der Zuordnung von Kreditwürdigkeiten; hier ist beispielsweise das „Recht auf Erklärung“ explizit im Erwägungsgrund 71 der EU-Datenschutzgrundverordnung fest verankert (Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates, 2016).

10 Modelle als Abbilder der Wirklichkeit

Im Grunde ist das Training von Algorithmen der Künstlichen Intelligenz auch eine Art der Erstellung von Modellen, in diesem Fall der automatischen Erstellung von stochastischen Modellen im weiteren Sinne. Damit stellt sich die gleiche Frage wie bei allen Modellen als Abbildungen der Wirklichkeit: in welchen Bereichen liefert das Modell eine ausreichende Beschreibung der Realität, und wo sind die Grenzen der zuverlässigen Modellanwendung?

Dies ist um so wichtiger, wenn es sich um Modelle in der medizinischen Diagnoseunterstützung und Therapie handelt: wer möchte schon auf eine Art und Weise behandelt werden, die nicht an einem entsprechenden Bevölkerungsteil in einer klinischen Studie erfolgreich erprobt wurde? – Viele Aussagen lassen sich nicht ohne Weiteres von einer Kohorte auf eine andere, wenn auch angrenzende, übertragen: man denke nur an die Medikation von Erwachsenen gegenüber Kindern oder Schwangeren.

Daher ist es für eine erfolgreiche Anwendung der Künstlichen Intelligenz in der breiten medizinischen Praxis unabdingbar, dass der behandelnde Arzt den von der KI generierten Diagnose- oder Behandlungsvorschlag auch detailliert nachvollziehen kann und das insbesondere aus fachlicher und nicht nur aus informatisch/technischer Sicht. Vor allem ist es hier wichtig, dass verständlich wird, aufgrund welcher Korrelationen eine Empfehlung ausgesprochen wurde, denn es ist gut möglich, dass spezielle Eigenschaften eines Patienten in den Trainingsdaten

der verwandten Kohorte gar nicht vertreten waren. Man denke hier nur an das Krankheitsbild der Dextrokardie, bei der sich das Herz auf der rechten Seite des Körpers befindet; ein Schmerz in der rechten Körperhälfte ist dann ganz anders zu interpretieren als bei der breiten Bevölkerung, die dieses Merkmal nicht aufweist.

Auch medizinisch-technischer Fortschritt muss in die Modellbildung der Künstlichen Intelligenz regelmäßig und explizit Einzug halten: wenn die Trainingskohorte beispielsweise ein neues Medikament oder eine andere neue Therapieform nicht nutzt, so kann der Algorithmus diesbezüglich auch keine Vorschläge unterbreiten, da er noch nicht mit diesen Daten trainiert wurde und somit keine Kenntnisse darüber besitzt.

Allerdings sind hier den Möglichkeiten der Beurteilung durch den Arzt sehr schnell Grenzen gesetzt, vor allem, wenn der KI-Algorithmus disziplinübergreifend große Datenmengen analysiert und zahlreiche verschiedene Merkmale berücksichtigt. Schnell werden dann Analysetiefen erreicht, die auch durch Teams von Medizinern fachübergreifend nicht mehr hinreichend beurteilt werden können. Denn hier ist gerade Geschwindigkeit und Umfang der Datenverarbeitung eine Stärke der Maschine; eine Rückkehr zum Allgemeingelehrten ist also keine valide Möglichkeit, denn täglich wird so schnell neues Wissen generiert, dass der Mensch nicht mehr mithalten kann.

Die mit dem Einsatz von Algorithmen-gestützten Entscheidungen einhergehenden rechtlichen und haftungstechnischen Fragen seien hier nur angerissen und sind im Prinzip ähnlich denen, wie sie derzeit auch mit Bezug auf autonomes Fahren diskutiert werden (Gasser, 2015).

Werden wir also am Ende redundante Systeme benötigen, die den Anwender, hier den behandelnden Arzt, bestmöglich darin unterstützen, den Patienten optimal zu diagnostizieren und zu behandeln und sich dabei auch effektiv selbst zu kontrollieren, indem sie beispielsweise unterschiedliche Algorithmen oder Vergleichsdatensätze nutzen, um Ergebnisse und Empfehlungen zu validieren? – Vieles spricht dafür, zumindest in den Bereichen, in denen die zugrundeliegenden Kausalitäten noch nicht hinreichend abgeleitet sind.

11 Ausblick

Algorithmen der Künstlichen Intelligenz werden in Zukunft ein noch integralerer Bestandteil unseres Lebens sein. Daher ist es wichtig, die nächsten Generationen

in Bezug auf die Konzepte und die Anwendbarkeit von Künstlicher Intelligenz zu schulen und ihnen zu zeigen, wie sie *in einem Arbeitsbereich* zusammen mit Maschinen effizient arbeiten können, um eine höhere Präzision und Produktivität zu erreichen. Dabei sind Maschinen nicht als Konkurrenten oder Gegner zum Menschen zu verstehen, sondern Ziel ist es, eine Interaktion von Menschen und Maschine zu schaffen, um die Möglichkeiten des Menschen in mechanischer, kognitiver und intellektueller Hinsicht anzureichern.

Sicher ist aber eines: der Arzt selbst ist mit seinem Wissen in Verbindung mit seiner Intuition nicht durch einen (KI-)Algorithmus zu ersetzen, höchstens durch einen Arzt, der sich zusätzlich auf den intelligenten Einsatz von KI-Algorithmen versteht.

Literaturverzeichnis

- Baron, J. H. (2009, June 1). Sailors' scurvy before and after James Lind – a reassessment. *Nutrition Reviews*, 67(6), 315–332. Retrieved from <https://academic.oup.com/nutritionreviews/article/67/6/315/1807435>.
- Frikken, K. B. (2010). Secure Multiparty Computation. In *Secure multiparty computation. In Algorithms and theory of computation handbook: special topics and techniques* (S. 14-1–14-16).
- Gasser, T. M. (2015). Grundlegende und spezielle Rechtsfragen für autonome Fahrzeuge. In M. Maurer, J. C. Gerdes, B. Lenz, & H. Winner, *Autonomes Fahren* (S. 543–574). Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg. Von https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-662-45854-9_25.pdf abgerufen
- Goethe, J. W. (1994). *Faust. Eine Tragödie*. (A. Schöne, Hrsg.) Frankfurt am Main: Deutscher Klassiker Verlag.
- Gruss, P. (29. August 2012). Von der Erkenntnis zum Gewinn. *Rotary Magazin für Deutschland und Österreich*. Von <https://rotary.de/wissenschaft/von-der-erkenntnis-zum-gewinn-a-1579.html> abgerufen.
- Irvin, J., Rajpurkar, P., & others. (2019, Januar 21). CheXpert: A Large Chest Radiograph Dataset with Uncertainty Labels and Expert Comparison. *AAAI*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1901.07031>.
- Itkowitz, B. D., DiMaio, S. P., Halabe, D. J., Hasser, C. J., Hoffman, B. D., Larkin, D. Q., . . . Zhao, W. (2020). *United States of America Patent No. US 2020/0368915 A1*.
- Kagermann, H., Lukas, W.-D., & Wahlster, W. (2011). Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. industriellen Revolution. *VDI Nachrichten* (13). Von

- https://www.dfki.de/fileadmin/user_upload/DFKI/Medien/News_Media/Presse/Presse-Highlights/vdinach2011a13-ind4.0-Internet-Dinge.pdf abgerufen.
- Kaissis, G. A., Makowski, M. R., Rückert, D., & Braren, R. F. (June 2020). Secure, privacy-preserving and federated machine learning in medical imaging. *Nature Machine Intelligence*(2), 305–311. Von <https://www.nature.com/articles/s42256-020-0186-1> abgerufen.
- Nitze, M. (14. Juni 1879). Eine neue Beobachtungs- und Untersuchungsmethode für Harnröhre, Harnblase und Rectum. *Wiener Medizinische Wochenschrift*, S. 649–652. Von <https://anno.onb.ac.at/cgi-content/anno-plus?apm=0&aid=wmw&datum=18790003&seite=00000325> abgerufen.
- Ott, P. (30. September 2018). *Podcast MST007 – Aktuelles: Apple Watch*. Von Medical Standard Time <https://medical-standard-time.com/358/mst007-aktuelles-apple-watch/> abgerufen.
- Rajpurkar, P. (2017). *CheXpert: A Large Chest X-Ray Dataset And Competition*. Retrieved from Stanford ML Group: <https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/chexpert/>.
- Roberts, M., Driggs, D., Thorpe, M., & others. (2021, March 15). Common pitfalls and recommendations for using machine learning to detect and prognosticate for COVID-19 using chest radiographs and CT scans. *Nature Machine Intelligence*, 3, 199–217. Retrieved from <https://www.nature.com/articles/s42256-021-00307-0>.
- Röntgen, W. C. (1895). *Ueber eine neue Art von Strahlen (Vorläufige Mittheilung)* (2. Ausg.). Würzburg: Stahel. Von https://www.deutschestextarchiv.de/book/view/roentgen_strahlen_1896 abgerufen.
- Shortliffe, E. H. (1976). *MYCIN, Computer-Based Medical Consultations*. New York: Elsevier.
- Shortliffe, E. H., Scott, A. C., Bischoff, M. B., Campbell, A. B., Melle, W. v., & Jacobs, C. D. (1981, August 24–28). ONCOCIN: An Expert System for Oncology Protocol Management. (P. J. Hayes, Ed.) *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI '81*, 876–881.
- Soentgen, J., & Hilbert, K. (2. Oktober 2012). Präkolumbianische Chemie – Entdeckungen der indigenen Völker Südamerikas. *Chemie in unserer Zeit*, 46(5), 322–334.
- Turek, D. M. (2016). *Defense Advanced Research Projects*. Retrieved from Explainable Artificial Intelligence (XAI): <https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence>.
- Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates* (27. April 2016). Von <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/HTML/?uri=CELEX:32016R0679> abgerufen.

Verordnung (EU) 2017/745 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 5. April 2017 über Medizinprodukte (5. April 2017). Von <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2017/745/oj?locale=de> abgerufen.

Yamamoto, Y., & Shinohara, K. (2002, Dezember 26). Application of X-ray microscopy in analysis of living hydrated cells. *The Anatomical Record (New Anat.)*, 269(5), 217–223. Retrieved from <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ar.10166>.

Über die Autoren

Michael Byczkowski ist Global Vice President und Leiter des Industriebereichs Healthcare bei SAP. Er studierte Mathematik an der Ruhr-Universität Bochum und arbeitete im In- und Ausland in den verschiedensten Bereichen von Industrieunternehmen, wie zum Beispiel Prozessoptimierung, Projektleitung, bis hin zum Management globaler Technologiepartnerschaften sowie Design- und Innovationsbereichen. Ein besonderer Schwerpunkt seiner Arbeit sind strategische Innovationsprojekte zusammen mit Kunden und Partnerunternehmen im globalen Gesundheitswesen, derzeit vor allem in den Bereichen Geschäftsplattform, Unternehmensnetzwerke, Datenmanagement und -verwertung, sowie KI.

Magdalena Görtz ist Ärztin an der Urologischen Universitätsklinik Heidelberg und Abteilungsleiterin der wissenschaftlichen Nachwuchsgruppe „Multiparametrische Methoden zur Früherkennung des Prostatakarzinoms“ am Deutschen Krebsforschungszentrum. Sie studierte Humanmedizin an der Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg und an der Columbia University in New York. Ihre Promotion zur Progression und Ausbreitung von bösartigen Tumorzellen wurde von der Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg mit dem Wilma-Moser-Preis ausgezeichnet. Ihr Forschungsschwerpunkt ist es, durch eine integrative Daten- und Biomarker-Analyse individuellere Ansätze für die Diagnostik, Risikostratifizierung und Therapieplanung des Prostatakarzinoms zu entwickeln. Ferner ist Frau Dr. Görtz Projektleiterin in translationalen Kollaborationsprojekten zwischen Klinik, Forschungsinstitutionen und Industrieunternehmen im Bereich KI.

Korrespondenzadresse:

Michael Byczkowski

SAP SE

Dietmar-Hopp-Allee 16

69190 Walldorf

E-Mail: michael.byczkowski@sap.com

Dr. med. Magdalena Görtz

Urologische Klinik

Universitätsklinikum Heidelberg

Im Neuenheimer Feld 420

69120 Heidelberg

E-Mail: magdalena.goertz@med.uni-heidelberg.de