

Das Zukunftslabor Gesundheit

Die Potenziale der digitalen Transformation für eine bessere Gesundheit nutzen

Dagmar Krefting | Oliver Bott | Bart Jan de Noord |
Thomas M. Deserno | Ursula Hübner | Frauke Koppelin |
Michael Marschollek | Bodo Rosenhahn | Christoph Rußmann |
Ramin Yahyapour

Das niedersachsenweite Zukunftslabor Gesundheit entwickelt Methoden und Werkzeuge für eine bessere Gesundheitsversorgung und -forschung. Dabei steht die sichere gemeinsame Nutzung von Gesundheitsdaten – von elektronischen Behandlungsdaten bis hin zu Sensorik in patientennaher Umgebung – für innovative praxisnahe Lösungen im Zentrum. Angebote umfassen Beratung, digitale Kompetenzvermittlung und technische Lösungen.

1. Einleitung

Die Gesundheitsversorgung und die medizinische Forschung befinden sich durch die digitale Transformation aktuell in einem Umbruch mit vielen Widersprüchen: Auf der einen Seite scheinen die Möglichkeiten fast grenzenlos, auf der anderen Seite aber stoßen Verfahren wie das E-Rezept, in anderen Ländern seit Jahren etabliert, in Deutschland auf erhebliche Umsetzungsprobleme. In kaum einem anderen Bereich liegen in Deutschland Chancen und Risiken von Technologie so dicht beieinander und stehen ethische Grundsätze wie Privatsphäre und Gemeinwohl scheinbar unauflösbar im Konflikt. Dabei werden täglich neue Methoden und Werkzeuge in der medizinischen Informatik entwickelt, die den Nutzen der Digitalisierung für die Gesundheitsversorgung und -forschung fördern und die Risiken minimieren können.

Grundlegende Fortschritte in der körpernahen Sensorik, zum Beispiel Smartwatches, liefern im privaten Umfeld aber auch im klinischen Alltag neue Informationen über die Entwicklung von relevanten Messwerten. Die Verknüpfung von Behandlungsdaten aus der ambulanten Versorgung mit den umfangreichen Untersuchungsdaten bei stationären Aufenthalten ermöglicht perspektivisch insbesondere bei chronischen Erkrankungen neue Möglichkeiten, Krankheitsverläufe vorherzusagen und personalisierte Medizin zu praktizieren. Dieser persönliche Gesundheitsdatensatz kann mittelfristig die gesamte Lebensspanne

umfassen und in ein kontinuierliches, personalisiertes Gesundheitsmonitoring münden, mit dem sich anbahnende Krankheiten frühzeitig erkannt und präventive Maßnahmen zu deren Verhinderung ergriffen werden.

Gemeinsam mit den digitalen Daten bieten neue Analysemethoden für große Datenmengen innovative Ansätze für das Verständnis und die Therapie von Erkrankungen. Dabei handelt es sich nicht um den einfachen Einsatz von neuen Technologien, sondern um grundlegende Veränderungen der Gesundheitsversorgung, die sich in einer individuelleren Versorgung und neuen telemedizinischen Angeboten äußern, aber auch ganz neue Möglichkeiten der aktiven Steuerung durch die Patientinnen und Patienten selbst bieten. Zwar ist der primäre Gesundheitsmarkt in Deutschland stark reguliert und stellt für Unternehmen der digitalen Medizin oft hohe Markteintrittshürden dar. Die Vielfalt der Möglichkeiten, wie Digitalisierung die Gesundheitsversorgung verbessern kann, eröffnet gleichzeitig aber auch viele Chancen für den Transfer von Wissen, Methoden und Werkzeugen zwischen Forschung und Entwicklung und Praxis.

Mit dem Zukunftslabor Gesundheit haben sich neun niedersächsische Hochschulen mit aktuell über 20 assoziierten Partnern aus der regionalen Wirtschaft zusammengeschlossen, um gemeinsam mit vereinter Expertise die wichtigsten Themen in der Digitalisierung des Gesundheitswesens zu adressieren, im Rahmen von interdisziplinären Projekten innovative Lösungen zu entwickeln und den Wissenstransfer proaktiv voranzutreiben.

In einem Flächenland wie Niedersachsen sind insbesondere neue digitale Methoden der ortsunabhängigen Erhebung und Analyse von Gesundheitsdaten von besonderem Interesse. Nur so können auch über räumliche Distanzen hinweg notwendige Informationen und wichtiges Wissen zeitnah sicher mit allen Beteiligten geteilt werden. Damit wird die Gesundheitsversorgung in allen Teilregionen direkt verbessert. Mindestens ebenso wichtig ist die Entwicklung von neuen Verfahren für smarte Entscheidungsunterstützung in der diagnostischen und therapeutischen Medizin sowie in der Pflege.

Damit diese Errungenschaften digital unterstützter Praktiken in Medizin und Pflege bei den Patient*innen ankommen und effektiv genutzt werden können, bedarf es umfassender digitaler Kompetenzen: Betroffene, die ihre Gesundheitsdaten teilen und für die Forschung bereitstellen, müssen digitale Methoden und Werkzeuge so weit verstehen, dass sie Nutzen und Risiken selbstbestimmt abwägen können. Angehörige von Gesundheitsberufen und Forschende wiederum müssen die ihnen anvertrauten Daten verantwortungsbewusst und rechtssicher nutzen.

Im Folgenden geben wir Einblicke in die bisherigen Arbeiten des Zukunftslabors Gesundheit mit besonderem Fokus auf die Transfer- und Partizipationsmöglichkeiten für die assoziierten Partner.

2. Datenaustausch und -analyse

Die Pandemie hat uns deutlich gemacht, wie wichtig die Verfügbarkeit von strukturierten digitalen Gesundheitsdaten sowohl für die medizinische Versorgung als auch für die Steuerung des Gesundheitssystems ist. Dies gilt auch für die angewandte Forschung, die für die Entwicklung von Innovationen – etwa auf Künstlicher Intelligenz basierende klinische Entscheidungsunterstützungssysteme – auf repräsentative, möglichst flächendeckende Daten angewiesen ist. Aus diesem Grund ist die Nutzarmachung von neuen Verfahren und Technologien der Datenanalyse und des Datenaustauschs zwischen Forschung und Praxis ein zentrales Ziel des Zukunftslabors. Ein Maß für die Verfügbarkeit sind die sogenannten FAIR-Kriterien: Daten müssen auffindbar (Findable), erreichbar (Accessible), interoperabel (Interoperable) und wiederverwendbar (Reusable) sein (Wilkinson 2016). Die jeweilige Umsetzung dieser generisch formulierten Kriterien – die sogenannte FAIRification – hängt allerdings stark von der jeweiligen Fachdomäne ab. Schwerpunkte des Zukunftslabors sind in diesem Zusammenhang die Entwicklung einer Plattformlösung für den sicheren Gesundheitsdatenaustausch sowie die Entwicklung privatheitsbewahrender Analyseverfahren.

2.1 Eine FAIRe Plattform in der Gesundheitsversorgung und -forschung

Bundesweit werden zurzeit – zum Beispiel durch die Medizininformatikinitiative (MI-I) mit fast einer halben Milliarde Euro an Fördermitteln in Zusammenarbeit mit dem Netzwerk Universitätsmedizin (NUM) – verteilte Infrastrukturen und zentrale Plattformen zum Teilen von klinischen Behandlungsdaten aus den Universitätskliniken aufgebaut. Sowohl die Medizinische Hochschule Hannover als auch die Universitätsmedizin Göttingen sind hier als Gründungsstandorte des HiGHmed-Konsortiums (HiGHmed 2023) wesentlich am Aufbau beteiligt. Doch nicht alle Gesundheitsdaten werden in der Universitätsmedizin erhoben: Ambulante und außeruniversitäre Versorgung, Heilbehandlungen oder Pflege werden nur in den sogenannten Fortschrittshubs Gesundheit der MI-I punktuell im Zusammenhang mit spezifischen Krankheiten betrachtet. Unternehmen, die Gesundheitsdaten beispielsweise für die Entwicklung einer Digitalen Gesundheitsanwendung (DiGA) sammeln und nutzen möchten, werden nicht pro Jahr eine halbe Million Euro für den Betrieb eines Datenintegrationszentrums aufbringen wollen oder können. Deshalb sehen wir es als notwendig an, die in den großen Forschungsverbünden entwickelten Lösungen möglichst niedrigschwellig für andere Anwendungsfälle nutzbar und die für den Transfer notwendige Expertise möglichst umfassend für eine breite Nutzung verfügbar zu machen (Koch 2023).

Im Rahmen des HiGHmed-Konsortiums wurden zahlreiche Lösungen auf Basis des Interoperabilitätsstandards »openEHR« entwickelt, die im Rahmen der Pandemiebekämpfung im Netzwerk Universitätsmedizin weiterentwickelt wurden. openEHR ermöglicht die Verwaltung und Speicherung sowie den Abruf und den Austausch von Gesundheitsdaten und ist besonders gut für elektronische Patientenakten (englisch: Electronic Health Record, kurz EHR) geeignet. International wird der Standard zum Beispiel in Norwegen und Slowenien für nationale Lösungen eingesetzt und findet zunehmend auch bei Herstellern von Health-IT-Systemen Verbreitung. Komplementär zum Standard »Fast Healthcare Interoperability Resources« (FHIR) der Standardisierungsorganisation »HL7«, der insbesondere für den Transfer von Gesundheitsdaten entwickelt wurde und Basis der verpflichtend umzusetzenden Schnittstellen im deutschen Gesundheitssystem ist, ist openEHR ein Standard zur Speicherung von Gesundheitsdaten. Durch ein Baukastenprinzip ist es besonders gut geeignet, um Gesundheitsdaten aus unterschiedlichen Kontexten vergleichbar und zusammen auswertbar zu machen. Die einzelnen »Bausteine« – sogenannte Archetypen – können dann je nach Anwendung zu sogenannten Templates vergleichbar mit klinischen Dokumenten zusammengestellt werden. Sowohl die Spezifikationen der Archetypen als auch Templates aus internationalen Initiativen und Projekten sind frei im Internet verfügbar. Sie sind oft bereits mehrsprachig und damit für den zukünftigen Europäischen Gesundheitsdatenraum hervorragend geeignet. Neben verschiedenen kommerziellen Softwareanbietern gibt es auch quell-offene und freie Lösungen, sodass ein nahtloser Übergang von einer kostenlosen Testinstallation zu einem professionell gewarteten Produktivsystem möglich ist. Durch den offenen Standard wird auch der sogenannte »Vendor lock-in« vermieden, bei dem ein Wechsel des Anbieters aufgrund des hohen Aufwands nahezu unmöglich gemacht wird. Ebenso gibt es inzwischen verschiedene Lösungen für die Bereitstellung einer FHIR-Schnittstelle, sodass die Kompatibilität zu den verschiedenen deutschen Interoperabilitätsstandards einfach hergestellt werden kann.

Auf Basis von frei verfügbaren Softwarekomponenten, insbesondere der »EHR-Base«, einem openEHR-Server zur Datenverwaltung, und der »NUM-Plattform«, einem Portal zum Suchen, Beantragen und Abrufen von medizinischen Daten für Forschungszwecke, stehen ein umfangreich dokumentiertes Demonstratorpaket und eine Testinstanz zur Verfügung, die kostenlos selbst installiert und getestet werden können. Um den automatischen Datenimport aus beliebigen Quellen zu erleichtern, wurde mit dem »Flat-Loader« ein Tool entwickelt, das tabellarisch vorliegende Daten in eine openEHR-Datenbank importiert.

Die drei Plattformwerkzeuge openEHR-Server, NUM-Plattform und FLAT-Loader können modular in eine Datenplattform integriert werden. Auf der Basis von

Rückmeldungen durch Testnutzer*innen wird die Usability sowohl der Installation als auch des Betriebs kontinuierlich verbessert.

2.2 Vertrauenswürdige Künstliche Intelligenz

Während die datenschutzrechtlich abgesicherte Verfügbarkeit geeigneter Daten eine Grundvoraussetzung für die Entwicklung von datenbasierten Innovationen ist, sind die Algorithmen der eigentliche Kern digitaler Lösungen zur Entscheidungsunterstützung. Insbesondere dort, wo in der Praxis smarte Systeme sensible Daten für Entscheidungen mit möglicherweise weitreichenden Konsequenzen für die Betroffenen verarbeiten (sogenannte Consequential Recommendations) sind hohe ethische Anforderungen zu erfüllen. Diese werden insbesondere im Bereich der Künstlichen Intelligenz unter dem Begriff »Vertrauenswürdigkeit« (englisch: trustworthiness) zusammengefasst. Ein wesentlicher Aspekt ist dabei die Erklärbarkeit (englisch: explainability), mit der das in der Datenschutzgrundverordnung Artikel 15 verbürgte Recht umgesetzt werden kann, dass Entscheidungen mit großer persönlicher Tragweite nicht allein auf automatischem »Profiling« (zum Beispiel durch ein Verfahren der Künstlichen Intelligenz) basieren dürfen. In diesem Bereich existieren verschiedene Arten der Erklärbarkeit: Zum einen gibt es Verfahren des maschinellen Lernens, die aufgrund ihrer Struktur erklärbar sind, wie beispielsweise Entscheidungsbäume. Diese Verfahren nennt man auch interpretierbare Künstliche Intelligenz. Sie sind besonders gut dafür geeignet, bereits existierendes explizites Expertenwissen breit verfügbar zu machen, können aber komplexes implizites Wissen nicht gut genug lernen. Für solche Probleme – etwa eine Diagnose anhand von medizinischen Bildern – eignen sich hochdimensionale künstliche neuronale Netze besonders gut. Die Ausgabe solcher Netze – Diagnosen, Vorhersagen zum Krankheitsverlauf oder auch Behandlungsempfehlungen – wird mit sogenannten »post-hoc«-Methoden plausibilisiert. Üblicherweise wird dabei versucht, die für die Entscheidung des Algorithmus besonders relevanten Eingabewerte zu identifizieren (Norrenbrock 2022, Bender 2023). Im Netzwerk des Zukunftslabors Gesundheit werden aktuell verschiedene Verfahren entwickelt, um beispielsweise die Ergebnisse der automatischen Erkennung von Auffälligkeiten im Elektrokardiogramm oder der Identifizierung von relevanten Genmutationen zu erklären.

Hochrelevant für das digitale Gesundheitssystem ist dabei die Tatsache, dass unter Umständen Erklärbarkeit und Transparenz auch ein Risiko für die Privatsphäre darstellen können. Ebenso wie man durch die Zusammenführung von vielen, im Einzelnen nicht eindeutig zuzuordnenden Informationen Personen eindeutig identifizieren kann, können eben auch Informationen über die

Funktionsweise eines Algorithmus dazu beitragen, dass Personen eindeutig identifiziert werden können. Forscher*innen des Zukunftslabors Gesundheit konnten zeigen, dass Verfahren zur Erklärbarkeit bei bestimmten Netzen unterschiedlich gut die Privatheit wahren und darüber hinaus Methoden entwickeln, um Angriffe abzuwehren (Olatunji 2022). Eine weitere Konsequenz daraus ist, Methoden der Künstlichen Intelligenz nur in gesondert gesicherten Umgebungen zu implementieren und zu entwickeln. Deshalb engagieren sich Partner des Zukunftslabors Gesundheit im durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) geförderten KI-Servicezentrum Kritische Infrastrukturen (KISS-KI), das Unternehmen sowohl Beratung als auch IT-Ressourcen für die Nutzung und Entwicklung von Künstlicher Intelligenz in der Medizin bietet (KISSKI 2023).

3. Sensorik in patientennaher Umgebung

Eine gute medizinische Versorgung führt zu einer höheren Lebenserwartung und einer älter werdenden Gesellschaft. Allein in den letzten 50 Jahren ist die Lebenserwartung in Deutschland um zehn Jahre gestiegen. Dies bedingt einen höheren Bedarf an stationärer und ambulanter Pflege. Berechnungen des Statistischen Bundesamtes zufolge wird die Zahl der pflegebedürftigen Menschen in Deutschland bis zum Jahr 2060 auf rund 4,53 Millionen ansteigen – bei einem prognostizierten Fachkräftemangel von knapp einer halben Million Pfleger*innen bis zum Jahr 2035 (Institut der deutschen Wirtschaft in Köln 2018). Diese Zahlen verdeutlichen die Notwendigkeit, neue Lösungen für die Pflege zu finden. Einen wichtigen Beitrag dazu können digitale Technologien leisten, die eine Verschlechterung des Gesundheitszustands frühzeitig erkennen und so bedarfsgerechte Versorgungskonzepte ermöglichen. Seit den ersten Konzepten und Entwicklungen des »Ambient Assisted Living« vor rund 20 Jahren hat der technische Fortschritt insbesondere im Bereich des Internet of Things (IoT) einen hohen praktischen Nutzen und damit auch eine breite Akzeptanz von Smart Home-Technologien ermöglicht. Ebenso wie Bewegungssensoren, die die Beleuchtung steuern, aber auch Stürze erkennen können, sind zahlreiche unterschiedliche Sensoren im Wohnraum, am Arbeitsplatz oder im Fahrzeug heute nutzbar, um Informationen über den Gesundheitszustand von Personen zu erfassen, darunter allen voran wichtige Vitalparameter wie den Puls, die Atemfrequenz und die Körpertemperatur (Wang 2021). Zusätzlich können Sensoren Umweltfaktoren wie Luftqualität oder Raumtemperatur messen und zur Entwicklung gesundheitsfördernder Lebenswelten genutzt werden.

Hier liegt der Mehrwert vor allem in der langfristigen Erhebung solcher Parameter, dem sogenannten Gesundheitsmonitoring. Damit können langsame

kontinuierliche Veränderungen sichtbar gemacht werden, die bei wenigen punktuellen Messungen zum Beispiel bei einer jährlichen Untersuchung als normale Schwankungen interpretiert werden würden.

3.1 Sensorik im Gesundheitsmonitoring

Partner im Zukunftslabor Gesundheit untersuchen insbesondere den praxistauglichen Einsatz von Sensortechnik im Gesundheitsmonitoring. Dazu müssen viele Komponenten zusammenpassen: Sensoren zur Aufzeichnung von Vitalparametern, Bewegungsmustern und Umweltfaktoren, Informations- und Kommunikationssysteme zur Speicherung, Verarbeitung und sichere Übertragung der aufgezeichneten Daten. Auch hier spielt der Schutz der Privatsphäre eine zentrale Rolle. Durch geschickte Aggregation und Vorverarbeitung der Sensordaten vor Ort können zum einen die identifizierbaren Daten, zum anderen aber auch das zu transferierende Datenvolumen drastisch reduziert werden. Die Analyse der Daten erfordert dann neben der informatischen auch die entsprechende medizinische Expertise, die auch hier zunehmend mit den Methoden der Künstlichen Intelligenz algorithmisch interpretiert wird.

Die Anwendungsbeispiele des Zukunftslabors Gesundheit decken dabei eine große Bandbreite an Sensortechnologien ab, um Unternehmen breit und technikneutral beraten zu können.



Abb. 1: Messtechnik des Wirbelsäulensensors (eigene Darstellung).

Anhand des Anwendungsbeispiels Körperhaltung wurden drei verschiedene Sensorsysteme implementiert: Kamera, Wirbelsäulensensor und EKG-T-Shirt. Dieser Anwendungsfall ist besonders interessant, weil die Körperhaltung (im Gegensatz zur Körperlage) üblicherweise nicht mit einer Smartwatch erfasst werden kann. Abbildung 1 veranschaulicht das Messprinzip des Wirbelsäulensensors: Dieser schmiegt sich der Form des Rückens an und liefert entlang des Bandes dreidimensionale (3D) Raumkoordinaten, mit denen sich die Form der Wirbelsäule und somit die Körperhaltung bestimmen lässt (Haghi 2023).

Im Gegensatz dazu bietet ein kamerabasiertes System Vorteile, denn heute ist bereits jedes Smartphone mit einer guten Kamera ausgestattet, die Sensorik ist also breit verfügbar. Allerdings sind die Datenvolumina vergleichsweise groß und die Analyse dementsprechend rechenintensiv. Auch die Heterogenität der Kamerasensoren stellt hier eine Herausforderung dar (Selvaraju 2022). Abhängig vom Sensor ist eine Vorverarbeitung, beispielsweise eine Rauschunterdrückung sinnvoll. In der zweiten Phase werden Körperhaltung und Bewegung erkannt und parametrisiert – dies kann über eine Merkmalsextraktion oder eine Mustererkennung erfolgen. Merkmale sind im gewählten Beispiel etwa die Gelenkwinkel. Auf Basis des Regelwerkes zur Ergonomie von Gelenkhaltungen – des sogenannten *rapid upper limb assessment* RULA (McAtamney 1993) – werden in der dritten Phase Interpretationsregeln angewendet und die Körperhaltung bewertet. Wenn beispielsweise der Schulterwinkel über 90 Grad beträgt, ist das gesundheitsschädigend und wird mit dem Score 3 – dem schlechtesten Score – bewertet. Da Bewegungen aus vielen Gelenkpositionen bestehen und daher viele Regeln angewendet werden müssen, kommen für die Berechnungen wiederum Methoden aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz zum Einsatz.

Die Schnittstelle zu den Akteur*innen spielt bei der Entwicklung von digitalen Lösungen eine wesentliche Rolle – der beste Algorithmus wird im praktischen Einsatz nichts ändern, wenn die Ergebnisse und Empfehlungen nicht für die Anwender*innen verstehbar sind und keine konkreten Handlungsempfehlungen gegeben werden.

Der getestete Wirbelsäulensensor besteht aus einer Reihe von Sensoren an einem Band, das man beispielsweise in ein T-Shirt einnähen kann (Haghi 2023). Beim EKG-T-Shirt sind die Sensoren an unterschiedlichen Stellen verteilt. Alle Sensoren haben Vor- und Nachteile – so sind die in die Kleidung eingenähten Sensoren zwar körpernah, liegen aber in der Praxis nicht bei allen Bewegungsarten und Körperhaltungen am Körper an. Smarte Algorithmen müssen in der Lage sein, relevante Gesundheitsinformationen von Fehlmessungen zu unterscheiden – auch hier setzen die Partner des Zukunftslabors Gesundheit zunehmend Verfahren der Künstlichen Intelligenz ein.

3.2 Multimodale Fusion von Sensoren – über Vitalparameter hinaus

Die Zusammenführung von verschiedenen Sensoren, um ein möglichst aussagekräftiges Gesamtbild des Gesundheitszustands zu erhalten, schließt hier an die oben diskutierten notwendigen Voraussetzungen von interoperablen Daten und privatheitswahrenden Systemen an.

Nicht nur die gesundheitlichen Risiken des Klimawandels, auch neue wissenschaftliche Erkenntnisse zu den gesundheitlichen Folgen verschiedener Umweltfaktoren richten den Blick zunehmend auf das sogenannte Exposom – die Gesamtheit der Umwelteinflüsse, denen eine Person ausgesetzt ist. Auch diese werden üblicherweise mit Sensorik erfasst und sind somit konzeptionell ebenso wie die vorher diskutierten Sensorik in die Betrachtung einer möglichen Änderung des Gesundheitszustands einzubeziehen. Aktuelle Arbeiten im Zukunftslabor Gesundheit untersuchen die Nutzung der Datenplattform für die Integration heterogener zeitlich aufgelöster Umwelt- und Gesundheitsdaten. Ziel ist es, dass umweltbedingte Schwankungen von gemessenen Vitalparametern – beispielsweise die Erhöhung des Blutdrucks während Hitzewellen – aufgezeichnet und erkannt werden. Andererseits wird an einer kontextgerechten Integration des Umweltmonitorings in die medizinische Versorgung gearbeitet. Dazu gehören die evidenzbasierte Aufbereitung der verschiedenen Messwerte, eine intuitive und ausgewogene Kommunikation von Risiken und daraus abgeleitete Handlungsempfehlungen für die Zielgruppe der Pflegefachpersonen vor dem Hintergrund der Förderung der Umweltgesundheitskompetenz (Fleißner 2023). Dabei wird ein partizipativer Ansatz zur Identifikation von Anforderungen und Entwicklung von Prototypen verfolgt.

4. Digitale Gesundheit erfordert digitale Kompetenzen

Digitale Technologien können an vielen Stellen dazu beitragen, die Gesundheitsversorgung zu verbessern. Aber Gesundheitsversorgung ist vielschichtig, komplex und muss ethisch immer zwischen Risiken und Nutzen abwägen. Digitalisierung im Gesundheitswesen kann nur erfolgreich sein, wenn sie von allen Akteur*innen akzeptiert und verantwortlich praktiziert wird. Und dies erfordert ein hohes Maß an digitalen Kompetenzen auf allen Ebenen – von Wissen über Fähigkeiten und Fertigkeiten bis hin zu ethischen Werten. Deshalb sieht das Zukunftslabor Gesundheit auch eine wesentliche Aufgabe in der Vermittlung von Kompetenzen im Bereich der digitalen Gesundheit.

4.1 Online-Kurse für verschiedene Zielgruppen

Dazu entwickelt das Zukunftslabor Gesundheit Online-Kurse für verschiedene Zielgruppen, die über die frei zugängliche Lernplattform »LEA – Lernen. Entdecken. Austauschen.« angeboten werden (ZLG 2023). Diese basiert auf der quelloffenen Lernmanagementsoftware ILIAS. Das didaktische Konzept für die auf den Forschungsthemen des Zukunftslabors Gesundheit aufbauende, online-basierte Wissensvermittlung funktioniert so über eine zentrale Plattform unter Einbeziehung mobiler Technologien und von Optionen für kollaboratives Lernen. Zu den adressierten Zielgruppen der Kompetenzvermittlung gehören »Patient*innen und Betroffene«, »Vertreter*innen der Gesundheitsberufe«, »Medizininformatiker*innen und artverwandte Berufe« sowie »Bürger*innen und interessierte Öffentlichkeit«. Diese Zielgruppen wurden anhand verschiedener Kriterien wie Lerntyp, Bezug zur Medizin oder Umgang mit digitalen Technologien erfasst und definiert, um die jeweiligen Voraussetzungen und Ansprüche besser verstehen und diesen in den Lernangeboten gerecht werden zu können.

Nach Entwicklung und Durchführung eines »Train-the-Trainer«-Kurses zur Anwendung des didaktischen Konzepts für die Entwicklung von Online-Kursen führten die Wissenschaftler*innen vier vorher entwickelte Online-Kurse für verschiedene Zielgruppen durch.

Der Kurs »Das lernende Gesundheitswesen: So lernt es« vermittelt den Teilnehmer*innen der Zielgruppe »Bürger*innen und interessierte Öffentlichkeit« ein grundlegendes Verständnis über die unterschiedlichen Arten medizinischer Daten und wie diese für eine bessere Krankenversorgung und eine innovative Forschung genutzt werden können.

Der Kurs »Patientennahe Sensorsysteme in der Pflege« gibt den Teilnehmer*innen der Zielgruppen »Interessierte Öffentlichkeit« (mit Fokus auf Schüler*innen ab der 10. Klasse) einen Einblick in verschiedene Biosignale, dazugehörige Sensortechnik und entsprechende Auswertungsmethoden von in der Umgebung von Patient*innen verbauter Sensorik.

Der Kurs »Gamechanger assistierende Gesundheitstechnologien« vermittelt ebenfalls an die Zielgruppe »Interessierte Öffentlichkeit« Wissen über den Einsatz von Gesundheitsmonitoring, also der Langzeitbeobachtung sensorbasierter Vitalparameter. Auch hier wird das gesamte System von Sensorik über Datenmanagement bis zur Auswertung und Visualisierung betrachtet.

Der Kurs »Das Lernende Gesundheitssystem in Aktion« richtet sich an Studierende der Gesundheitswissenschaften, vermittelt die praktische Datenauswertung und Datenmodellierung zur Wissensgenerierung und wurde bereits fünfmal durchgeführt. Er war beispielsweise 2022 Bestandteil einer internationalen Summer School zu den Themen »Interoperabilität von Daten und Systemen,

Datenschutz und Datensicherheit sowie Datenanalytik und entscheidungsunterstützende Systeme« in Porto. An dem dort hybrid angebotenen Kurs nahmen Studierende aus Finnland, Portugal und Deutschland teil. Die Evaluationsergebnisse des Kurses sind überwiegend positiv, insbesondere Lernvideos werden als besonders hilfreich für den Lernerfolg hervorgehoben.

Interessierte können alle Kurse über den Online-Auftritt des Zentrums für digitale Innovationen Niedersachsen (ZDIN) auf Anfrage buchen (ZDIN 2023).

4.2 Digital unterstützte Therapie mit mobilen Technologien

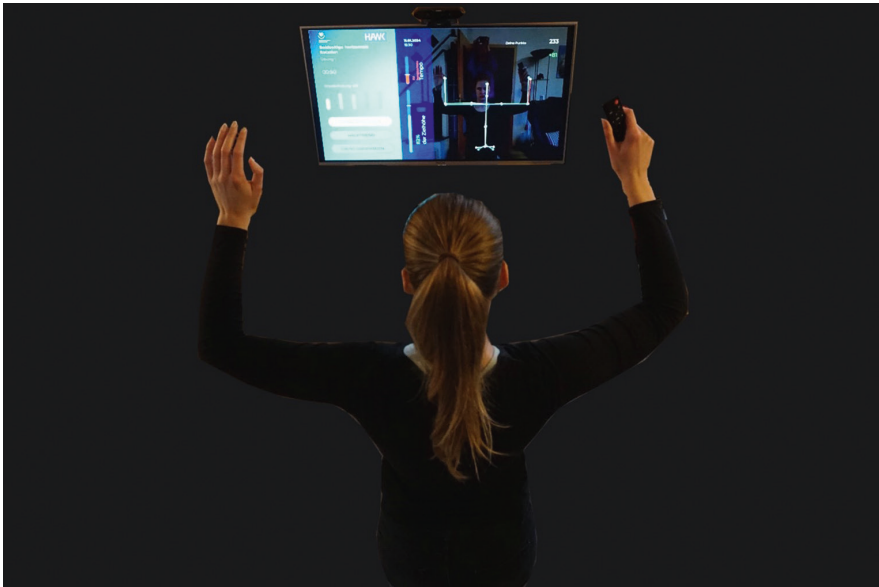


Abb. 2: Die Physio-App (Demonstrator) (eigene Darstellung).

Neben den Online-Kursen, deren primäres Ziel die Wissensvermittlung ist, entwickelt das Zukunftslabor Gesundheit prototypisch für den Bereich der mobilen telemedizinischen Therapieunterstützung eine Physiotherapie-App für die Rehabilitation nach Schulteroperationen. Patient*innen können mit der App Übungen im häuslichen Umfeld erlernen und durchführen. Die behandelnden Therapeut*innen wählen zunächst Übungen und Anzahl der Wiederholungen für ihre Patient*innen aus und konfigurieren die App über eine Webschnittstelle, die sie auch mit personalisierten Hinweisen zu den Übungen versehen können. Die Patient*innen schalten zu Hause eine Kamera ein, die mit einem Bildschirm und der App gekoppelt ist. Die Kamera erfasst die Bewegungen der Patient*innen, dabei kommt der Algorithmus zur kamerabasierten Erkennung der Körper-

haltung zum Einsatz (vgl. Kap. 3). Die App vermittelt die Ausführung der Übungen durch kleine Lehreinheiten und kontrolliert dann die korrekte Durchführung, indem sie die Bewegungen der Patient*innen mit der vorgegebenen Bewegungsfolge vergleicht. Die Patient*innen erhalten unmittelbar grafisches Feedback darüber, ob sie die Übungen korrekt ausführen: beispielsweise, ob die Höhe, das Tempo oder der Winkel den Zielvorgaben entsprechen, um damit den Therapieerfolg zu optimieren. Aktuell wird der Prototyp des Systems mit Patient*innen und Physiotherapeut*innen erprobt und evaluiert.

5. Zusammenfassung

Das Zukunftslabor Gesundheit bündelt die breite Expertise im Bereich digitaler Gesundheit an den niedersächsischen Hochschulen, verknüpft so erfolgreiche Forschungsergebnisse der einzelnen Standorte und bringt gemeinsam mit den Partnern aus der Gesundheitswirtschaft und Health-IT innovative Lösungen für eine bessere Gesundheitsversorgung in Niedersachsen und darüber hinaus in die Praxis. Dabei stellen die entwickelten Lösungen immer Prototypen für einen breiten Anwendungsbereich dar, die den verschiedenen Zielgruppen die vielfältigen Möglichkeiten aktueller digitaler Technologien für die verantwortungsvolle Digitalisierung und Innovationen in der Gesundheitsversorgung aufzeigen und bei der Planung und Umsetzung konkreter Transferprojekte unterstützen.

Danksagung

Das Zukunftslabor wird aus Mitteln des VW-Vorab/MWK gefördert. Darüber hinaus bedanken wir uns beim ZLG-Team: Lena Elgert, Jannik Fleßner, Matthias Katzensteiner, Iyiola Emmanuel Olatunj, Jendrik Richter, Verena Stieve, Daniel Thole, Joana Warnecke, Klaus-Hendrik Wolf.

Literatur

- Bender, T.; Beinecke, J. M.; Krefting, D.; Müller, C.; Dathe, H.; Seidler, T.; Spicher, N.; Hauschild, A.C. (2023): Analysis of a Deep Learning Model for 12-Lead ECG Classification Reveals Learned Features Similar to Diagnostic Criteria. *IEEE J Biomed Health Inform.* 2023, S. 1–12.
- Fleßner, J.; Koppelin, F. (2023): Umweltgesundheitskompetenz von Personen in der pflegerischer und medizinischer Versorgung—Status Quo und Handlungsbedarfe. *Das Gesundheitswesen.* 2023. 85(08/09), 772–772.

- Haghi, M.; Ershadi, A.; Deserno, T. M. (2023): Recognizing Human Activity of Daily Living Using a Flexible Wearable for 3D Spine Pose Tracking. *Sensors* (Basel). 2023 Feb 12;23(4):2066. DOI: 10.3390/s23042066. PMID: 36850664; PMCID: PMC9961818.
- HiGHmed Kommunikation und Öffentlichkeitsarbeit (2023): HiGHmed-Konsortium – Über das Projekt. <https://www.highmed.org/de/highmed-ueber-das-projekt>. Zugriffen: 12.10.2023.
- Institut der deutschen Wirtschaft (2018): Die Entwicklung der Pflegefallzahlen in den Bundesländern. https://www.iwkoeln.de/fileadmin/user_upload/Studien/Report/PDF/2018/IW-Report_33_2018_Pflegefallzahlen.pdf.
- KISSKI-Konsortium (2023): KISSKI – KI-Servicezentrum für sensible und kritische Infrastruktur. <https://kisski.gwdg.de/>. Zugriffen: 15.10.2023.
- Koch, M.; Richter, J.; Hauswaldt, J.; Krefting, D. (2023): How to Make Outpatient Health-care Data in Germany Available for Research in the Dynamic Course of Digital Transformation. *Stud Health Technol Inform*. 2023 Sep 12; 307:12–21.
- McAtamney, L.; Nigel Corlett, E. (1993): RULA: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders. *Appl Ergon*. 1993 Apr; 24(2):91–9.
- Norrenbrock, T.; Rudolph, M.; Rosenhahn, B. (2022): Take 5: Interpretable Image Classification with a Handful of Features (Progress and Challenges in Building Trustworthy Embodied AI @NeurIPS, December 2022).
- Olatunji, I. E.; Rathee, M.; Funke, T.; Khosla, M. (2022): Private Graph Extraction via Feature Explanations. <http://arxiv.org/abs/2206.14724>. Zugriffen: 14.10.2023.
- Richter J.; Bott O. J. (2022) Towards a Didactic Concept for Heterogeneous Target Groups in Digital Learning Environments-First Course Implementation. *J Pers Med*. 2022 Apr 27;12(5):696. doi: 10.3390/jpm12050696. PMID: 35629119; PMCID: PMC9147950.
- Wang, J.; Spicher, N.; Warnecke, J. M.; Haghi, M.; Schwartz, J.; Deserno, T.M. (2021): Unobtrusive Health Monitoring in Private Spaces: The Smart Home. *Sensors* (Basel). 2021 Jan 28;21(3):864. DOI: 10.3390/s21030864. PMID: 33525460; PMCID: PMC7866106.
- Wilkinson, M. D.; Dumontier, M.; Aalbersberg, I. J.; Appleton, G.; Axton, M.; Baak, A. (2016): The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship. *Scientific Data*. <http://dx.doi.org/10.1038/sdata.2016.18>.
- ZDIN (2023): Zentrum für digitale Innovationen Niedersachsen. ZDIN – Weiterbildungsangebote. <https://www.zdin.de/digitales-niedersachsen/weiterbildungsangebote>. Zugriffen: 13.10.2023.
- ZLG (2023): Zentrum für digitale Innovationen Niedersachsen. LEA – Lernen. Entdecken. Austauschen. <https://lms.highmed.org/>. Zugriffen: 13.10.2023.



© Dagmar Krefting | Oliver Bott | Bart Jan de Noord | Thomas M. Deserno | Ursula Hübner | Frauke Koppelin | Michael Marscholke | Bodo Rosenhahn | Christoph Rußmann | Ramin Yahyapour