

# Einsatz von KI in der Medizin aus Sicht der biomedizintechnischen Forschung

M. Schmidt<sup>1</sup>, H. Malberg<sup>1</sup>

„Künstliche Intelligenz“ ist eines der Schlagwörter, die heute mit moderner Informationstechnologie verbunden werden (oder werden müssen?). In der Tat, die meisten unserer Studenten suchen sich Themengebiete für ihre wissenschaftliche Abschlussarbeit, bei denen sie diese moderne Technologie einsetzen können. Auch spielt die Anwendung von künstlicher Intelligenz in den meisten aktuellen Forschungsprojekten eine vordergründige Rolle.

Ist es also ein Hype, wie wir ähnliche schon mehrere Male in der Technik erlebt haben, oder ist es eine Revolution, eine Schaffung von intelligenten Wesen und Objekten, mit denen wir uns in Zukunft auseinandersetzen müssen?

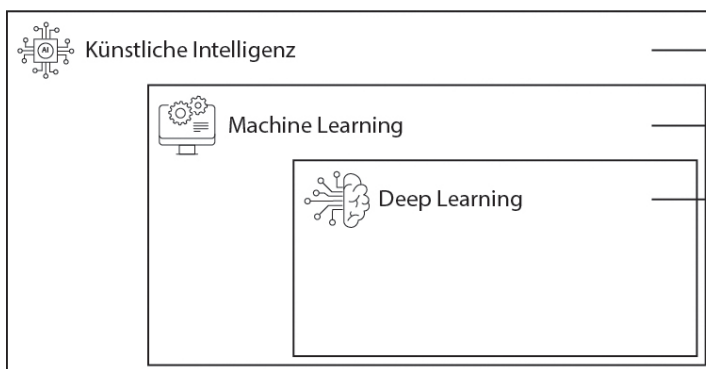
„Künstliche Intelligenz“ (wir bevorzugen „Maschinelles Lernen“, aber dazu kommen wir später noch) sind sehr leistungsfähige Algorithmen zur Informationsverarbeitung. Sie basieren auf der Grundfunktion von Neuronen, mit Ein- und Ausgängen, einer relativ einfachen zellulären Verarbeitungsstufe und vor

allem einer sehr großen Anzahl von Vernetzungen. So wie in der Biologie sind die Arten der Nervenzellen und deren Vernetzungen (hier spricht man von Netzwerktopologien) sehr unterschiedlich. Jedes Jahr werden mehrere Netzwerktopologien mit angeblich phänomenalen Vorteilen vorgestellt. Jedes Jahr verschwinden aber solche Algorithmen auch wieder in der Versenkung.

Wofür kann man das verwenden? Es geht darum, unbekannte, auch möglicherweise fehlerbehaftete und unvollständige große Datenmassen zu verarbeiten. Der Zweck ist die Klassifikation (Erkennung) oder die Vorhersage (Prognostik). Diese Methodik ist daher von hoher Relevanz für alle Aufgabenstellungen mit großen Datenmassen, ob sie nun aus der Radiologie, der Telemedizin oder anderen Bereichen stammen. Was soll darin intelligent sein? Unseres Erachtens, so viel nicht. Gehen wir davon aus, dass Intelligenz (von lateinisch *intellegere* „erkennen“, „einsehen“; „verstehen“; wörtlich „wählen zwischen ...“ von lateinisch *inter* „zwischen“ und *legere* „lesen, wählen“) stammt, dann fällt die Zuordnung dieser Eigenschaft

auf Algorithmen, die auf Rechenanlagen laufen, schon sehr schwer. Ein für die Intelligenz notwendiges Bewusstsein würden wir unseren aktuellen Rechnern doch nicht zusprechen. Also, was ist es? Da Definitionen sehr widersprüchlich sind, würden wir Intelligenz als die Fähigkeit zum Problemlösen, zur Erkennung von Zuständen und zur Vorhersage von komplexen Problemen beschreiben. Daraus ergibt sich dann aber auch ein Maß der Intelligenz. Wenn die Vorhersagen tatsächlich eintreten, könnte man von einem intelligenteren System sprechen als bei einem System, das immer danebenliegt. Das ist in der wissenschaftlichen Praxis tatsächlich so.

In Abbildung 1 ist „künstliche Intelligenz“ in ihren verschiedenen Untergruppen dargestellt. Die meisten Anwendungen im Bereich der biomedizinischen Forschung verwenden Methoden des maschinellen Lernens (englisch *Machine Learning*) oder des tiefen beziehungsweise mehrschichtigen Lernens (englisch *Deep Learning*). Eine typische Anwendung des *Machine Learnings* wäre eine Klassifikation eines Patientenkollektives anhand einer Vielzahl



Oberbegriff, welcher umschreibt mittels Algorithmen und Daten Probleme zu lösen (z.B. anhand von klinischen Daten zwei Patientengruppen zu unterscheiden).

Ein Bereich der künstlichen Intelligenz, bei dem Algorithmen aus vorhandenen Merkmalsräumen (z.B. Parametern der Herzrate) Muster erlernen um Klassen zu unterscheiden.

Eine spezialisierte Form des maschinellen Lernens, welches mittels neuronalen Netzen komplexe Muster aus unstrukturierten Daten (z.B. dem EKG) selbstlernen kann, um Klassen zu unterscheiden.

Abb. 1: Einteilung der künstlichen Intelligenz mit Bezug zu biomedizinischen Anwendungen in der Forschung.

<sup>1</sup> Institut für Biomedizinische Technik, Technische Universität Dresden

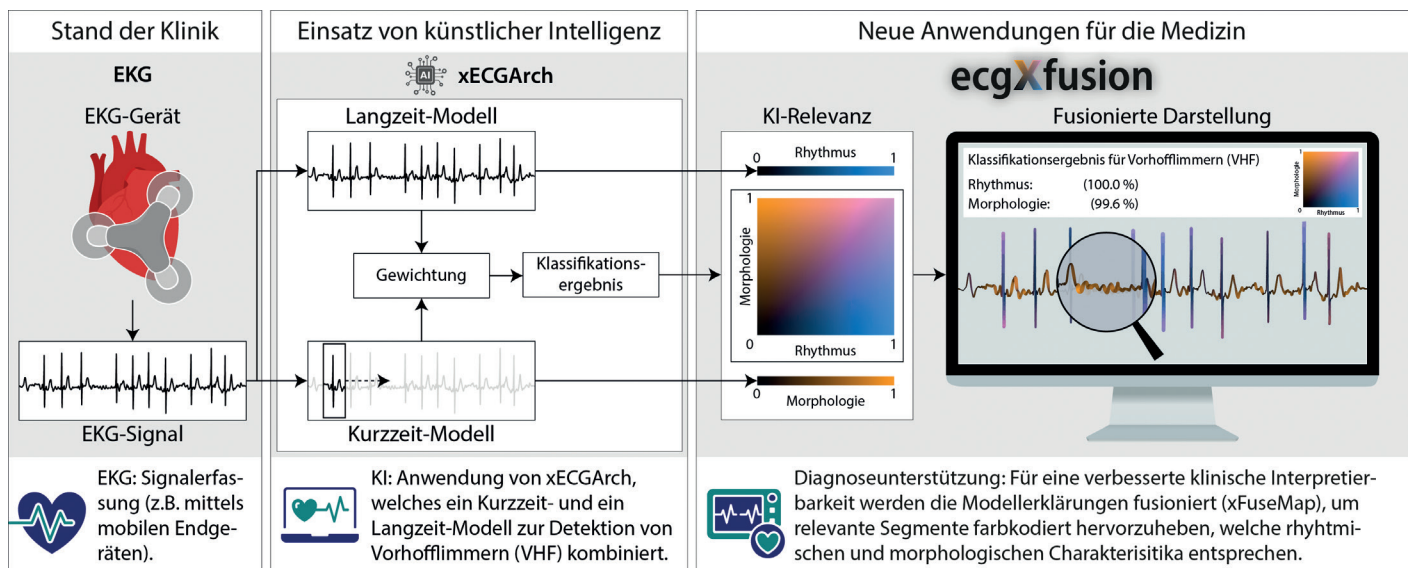


Abb. 2: Ansatz zum automatischen Lernen und Visualisieren klinisch relevanter Langzeit- (Rhythmus) und Kurzzeit- (Morphologie) Merkmale zur Erkennung von Vorhofflimmern (VHF) im Elektrokardiogramm (EKG). Mit der erklärbaren EKG-Analyse-Architektur (xECGArch) [4], den beiden darin enthaltenen Deep Learning-Modellen (Langzeit- und Kurzzeitmodell) und der fusionierten graphischen Darstellung der jeweiligen Modelle in einer kombinierten Saliency Map (xFuseMap) [6] sind mit ecgXfusion neue Anwendungen der Diagnoseunterstützung möglich. Die Modellerklärungen wurden auf Übereinstimmung mit EKG-Merkmalen aus dem klinischen Wissen validiert. Darstellung von Flimmerwellen in Orange als Merkmal der Morphologie hervorgehoben. Abbildung angepasst aus (6). KI = künstliche Intelligenz.

von etablierten klinischen Parametern, zum Beispiel mit einem Entscheidungsbaum. Dies setzt natürlich das Vorwissen über die klinischen Parameter selbst voraus. Verfahren des Deep Learnings hingegen verwenden neuronale Netze mit einer Vielzahl von versteckten Schichten (englisch hidden layers) um komplexe Daten zu analysieren. Hier ist es zum Beispiel möglich, dass ein Deep Learning Modell selbstständig aus einem kontinuierlichen Signal (zum Beispiel Elektrokardiogramm [EKG]) Informationen wie die Herzratenvariabilität oder Extrasystolen erlernt und zur Klassifikation nutzt.

Aufgrund der versteckten Schichten beim Deep Learning und der hohen Komplexität sind diese Modelle zum Großteil nicht nachvollziehbar oder interpretierbar. Ihre Anwendbarkeit in der Medizin ist deshalb beschränkt. Daher werden diese auch als „Black-Box-Modelle“ bezeichnet. Jedoch gibt es seit jüngster Zeit verschiedene Ansätze, welche als „Explainable Artificial Intelligence“ bezeichnet werden, um die konkreten Entscheidungen sichtbar zu machen. Diese Ansätze

sind besonders wichtig, da sie nachvollziehbar, interpretierbar und somit vertrauenswürdig sind. Am Ende haben immer Ärzte durch KI ein Hilfsmittel, welches sie nutzen oder deren Hilfestellung sie verwerfen können. In der medizinischen Forschung ergeben sich aus der Anwendung solcher Algorithmen große Chancen. In den folgenden drei unterschiedlichen Beispielen sollen aktuelle Entwicklungen im Bereich der biomedizintechnischen Forschung unseres Instituts dargestellt und deren Relevanz für die Medizin verdeutlicht werden.

### Interpretierbare Diagnoseunterstützung mittels KI bei der EKG-Analyse

#### Verarbeitung von Einzelsignalen über einen langen Zeitraum

##### Stand der Klinik

Das EKG ist das verbreitetste nicht-invasive Biosignal zur Diagnostik kardiovaskulärer Erkrankungen [1]. Fest in der klinischen Routine integriert, wird es standardmäßig zur Erfassung der elektrischen Herzaktivität und anhand

von Merkmalen des Rhythmus oder der Morphologie zur Diagnostik eingesetzt (siehe Abb. 2). Viele Veränderungen im EKG-Signal sind jedoch nur über längere Zeiträume oder in Schlag-zu-Schlag-Veränderungen schwer und manuell sehr schlecht erkennbar. Auch wenn eine umfassende Menge an EKG-Aufzeichnungen sowohl aus dem klinischen, ambulanten, aber auch mobilen Umfeld [2] existieren, werden vor allem Langzeitaufzeichnungen aus Zeitgründen nicht immer optimal gewertet und damit bleiben viele kardiovaskuläre Phänomene unentdeckt.

##### Einsatz von KI

In der computergestützten Auswertung von EKGs liegt viel Potenzial für die Unterstützung bei der Diagnosestellung [3]. Die Software kann bereits Hinweise liefern, welche eine verlässlichere Diagnosestellung ermöglichen. Jedoch sind die Erklärungen und somit die Nachvollziehbarkeit der Algorithmen

<sup>1</sup> ecgXfusion – Ein revolutionäres EKG-basiertes Diagnoseunterstützungssystem, URL: <https://ecgXfusion.com>

men, besonders im Bereich leistungsstarker KI, oft beschränkt. Mittels der neuen KI-Architektur xECGArch können automatisiert bisherige Merkmale des Rhythmus und der Morphologie spezieller kardiovaskulärer Erkrankungen maschinell erlernt werden [4]. Rhythmische Merkmale werden dabei im Gegensatz zu morphologischen Merkmalen aus einem Zeitfenster über mehrere Herzschläge bestimmt (siehe Abb. 2). Der systematische Vergleich zeigt, dass Merkmale, wie zum Beispiel Flimmerwellen oder ein irregulärer Rhythmus bei Vorhofflimmern wie im Lehrbuch, erkannt werden und zur Klassifikation dienen [5, 6].

### Neue Anwendungen für die Medizin

Eine reine Klassifikation und damit Diagnoseunterstützungsentscheidung ist jedoch nur von klinischem Nutzen, wenn die Entscheidungsgrundlage ärztlich nachvollziehbar und somit vertrauenswürdig ist. Neuartig in der ecgXfusion<sup>1</sup>-Technologie ist, dass die zur Klassifikation entscheidenden Merkmale farbcodiert in das ursprüngliche EKG

projiziert und den Merkmalsräumen Rhythmus und Morphologie unterscheidbar zugeordnet werden (siehe Abb. 2) [6]. Somit ist es möglich, für die Klassifikation relevante EKG-Segmente mittels spezieller Kennzeichnung schnell zu erfassen. Sofern die ärztliche Expertise zu dem Schluss kommt, dass die Entscheidungsgrundlage der KI falsch ist, kann diese direkt verworfen werden. Damit können Vertrauen und eine hohe Akzeptanz bei Ärzten geschaffen und eine schnellere und zuverlässigere Diagnose und die Vorbeugung nicht diagnostizierter kardiovaskulärer Erkrankungen ermöglicht werden.

### Charakterisierung des Schlafs mittels multimodaler Vitaldaten und KI

#### Verarbeitung von großen, synchron aufgezeichneten und zum Teil redundanten Datenmengen

#### Stand der Klinik

Guter und ausreichender Schlaf hat einen großen Einfluss auf die Gesund-

heit und die allgemeine Lebensqualität [7]. In kaum einer anderen klinischen Einrichtung werden so viele Biosignale gemessen wie bei der kardiorespiratorischen Polysomnographie im Schlaflabor. Bis zu 64 Ableitungen werden benötigt, um den Schlaf und damit zusammenhängende Phänomene zu bestimmen (Abb. 3). Dabei ist die Signalerfassung sehr kompliziert und unkomfortabel und die multimediale Auswertung der Signale stellt die Diagnostik vor große Herausforderungen [8].

#### Einsatz von KI

Um multimodale Biosignale und deren Zusammenhänge auszuwerten, sind komplexe Methoden notwendig. Besonders aus Zusammenhängen, welche regulatorische Mechanismen oder Systeminteraktionen (zum Beispiel kardiorespiratorisches System [9] oder kardio-zerebrale Kopplung [10]) beschreiben, können relevante Informationen zur Charakterisierung des Schlafverhaltens gewonnen werden. Hier können graphenbasierte KI-Architekturen eine bedeutende Rolle spielen (siehe Abb. 3).

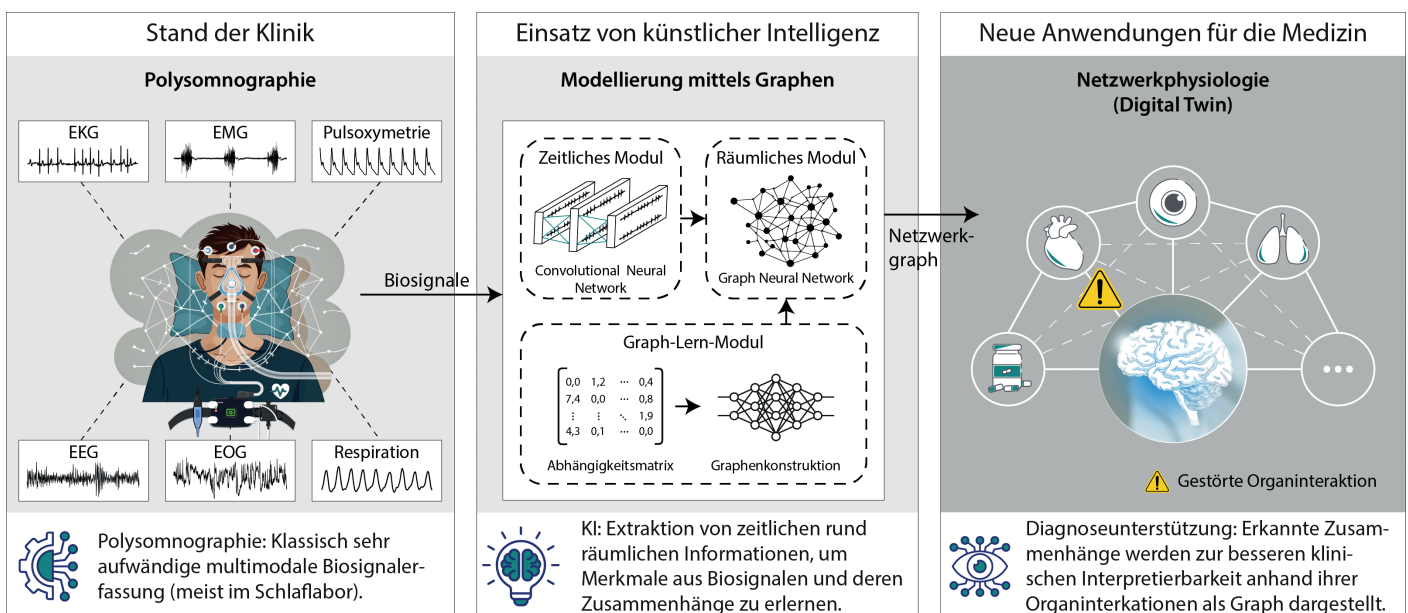
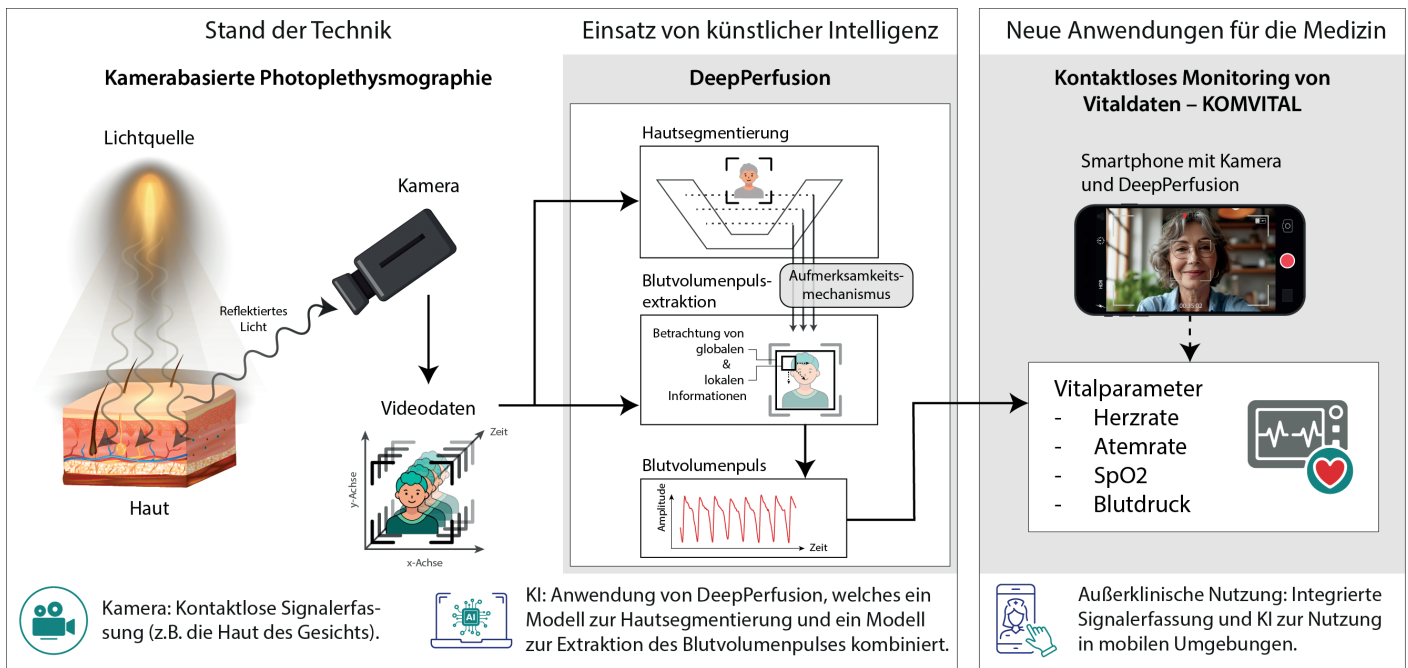


Abb. 3: Ansatz zur multimodalen Signalauswertung mittels graphenbasierter neuronaler Netzwerke (engl. Graph Neural Networks). Multimodale Biosignale, wie die Polysomnographie im Schlaflabor, sind aufwändig und spiegeln hochkomplexe Zusammenhänge wider. Mittels graphenbasierter Ansätze und KI können diese automatisiert in einen Graphen überführt und anhand von zeitlichen und räumlichen Zusammenhängen dargestellt werden. Diese Darstellung eröffnet durch ihre Möglichkeit der Interpretation und den Abstraktionsgrad neue Möglichkeiten zur Diagnoseunterstützung.



© M. Schmidt

Abb. 4: Ansatz zur Extraktion von Vitalparametern mittels Kameras aus den oberen Gefäßen der Haut anhand des Blutvolumenpulses. Reflektiertes Licht von der Oberfläche der Haut wird mittels Kameras erfasst und in Videodaten bereitgestellt. DeepPerfusion ist eine zweifach verzweigte Deep-Learning-Architektur, die Hautsegmentierung und Blutvolumenpulsextraktion in einem Modell vereint und damit im Vergleich zu bisherigen Ansätzen besser in der Lage ist, den Blutvolumenpuls robust zu extrahieren [17]. Aus dem Blutvolumenpuls können Vitalparameter wie Herz- und Atemrate aber auch Informationen über die Sauerstoffsättigung (SpO2) oder den Blutdruck extrahiert werden und schaffen damit sowohl in der Klinik aber auch in mobilen Umgebungen ganz neue Möglichkeiten für das kontaktlose Monitoring von Vitaldaten<sup>2</sup>.

Aus verschiedenen Biosignalen werden automatisch Merkmale erlernt und diese in einem Graphen verknüpft, die wiederum das regulatorische Gesamtsystem visualisieren und interpretierbar machen.

### Neue Anwendung für die Medizin

Durch eine Beschreibung, Abstraktion und nachvollziehbare Darstellung in Graphen kann mittels KI ein komplizierter Sachverhalt multimodaler Sensordaten in ein verständliches diagnostisches Werkzeug aufbereitet werden. Das Gebiet der Netzwerkphysiologie [11] verallgemeinert solche derartigen Ansätze. Die Einzelsignale können so einem einzelnen Organ (zum Beispiel Gehirn oder Herz) zugeordnet werden. Andererseits repräsentiert das Einzelsignal auch eine Organinteraktion, wie zum Beispiel die kardio-zerebrale Kopplung. Beides kann in einem KI-System integriert werden. Unter Zunahme weiterer Informationen, wie zum Beispiel der Vorerkrankung, kann ein digitaler

Zwilling (engl. Digital Twin) zur verbesserten diagnostischen Hilfestellung genutzt und essenziell zur Analyse komplexer Sachverhalte zukünftig dienen. Auf jeden Fall können aktuelle KI-basierte Klassifikatoren Schlafphasen heute ebenso sicher klassifizieren wie die Referenz, zwar noch nicht eindeutig nachvollziehbar aber dafür niemals ermüdend.

### Kontaktloses Monitoring von Vitaldaten in mobilen Umgebungen durch KI

#### Verarbeitung von außerklinischen und unsicheren Datenmengen

#### Stand der Technik

Die kamerabasierte Photoplethysmographie ist ein kontaktloses Verfahren zur Erfassung von kardiovaskulären Vitaldaten mittels Kameras [12]. Es ist vergleichbar zu klassischen Photoplethysmographie und basiert darauf, dass je nach Durchblutung der Gefäße bestimmte Anteile des Lichts adsor-

biert oder reflektiert werden (siehe Abb. 4). Änderungen in den reflektierten Anteilen spiegeln Blutvolumenschwankungen in den peripheren Gefäßen [13] wider und sind mittels bloßen Auges nicht sichtbar, können aber mittels Kameratechnik erfasst werden.

#### Einsatz von KI

Um aus den mittels Kameras erfassten Videodaten robust und sensitiv den Herzschlag und andere Werte zu extrahieren, sind Verfahren notwendig, welche anhand der Blutvolumenschwankungen in den erfassten Hautflächen die zweidimensionalen Farbveränderungen in ein eindimensionales Signal umwandeln. Verbreitet ist die Nutzung des Grünkanals [12], aber auch Verfahren zur Farbkanalkombination [14–16]. All diese Verfahren weisen jedoch Limi-

<sup>2</sup> KOMVITAL - Gesundheitsmonitoring per Kamera zu Hause, URL: <https://komvital.de>



tationen in der Robustheit oder auch in der Genauigkeit der Extraktion von Vitalparametern auf. Der Einsatz intelligenter Lernverfahren mittels KI verspricht hier, Methoden zu entwickeln, welche die komplexen Sachverhalte der Videodaten über die Zeit der neuen Messgröße in Abhängigkeit verschiedener Einflussgrößen erlernen können. Dazu wurde eine neue Architektur mit dem Namen „DeepPerfusion“ entwickelt [17]. DeepPerfusion ist eine zweifach verzweigte Deep-Learning-Architektur (siehe Abb. 4), die Hautsegmentierung und Blutvolumenpulsextraktion in einem Modell vereint und damit im Vergleich zu bisherigen Ansätzen besser in der Lage ist, verschiedene Einflussgrößen zu berücksichtigen.

### Neue Anwendungen für die Medizin

Anhand von fünf unterschiedlichen Studien konnte DeepPerfusion erstmals eine Genauigkeit mit maximaler mittlerer Abweichung von einem Schlag pro Minute im Bereich der Pulsextraktion zur Referenz zeigen [17]. Dies stellt erstmals die Anwendung der kamera-basierten Vitaldatenerfassung als neue Technologie zum kontaktlosen klinischen Monitoring, aber auch in mobilen Umgebungen in Aussicht. Weiterhin sind Vitalparameter wie die Atemrate

[18], die Sauerstoffsättigung (SpO<sub>2</sub>) [19] oder der Blutdruck (Stand der Forschung [20]) möglich. Gerade für telemedizinische Anwendungen spielen neue kontaktlose Verfahren zur Erfassung von Vitalparametern eine große Rolle, besonders wenn diese auf mobilen Endgeräten basieren, welche schon in der häuslichen Umgebung vorhanden sind (zum Beispiel Smartphones, siehe Abb. 4).

### Zusammenfassung

KI-basierte Algorithmen sind hervorragende Werkzeuge, Massendaten oder fehlerbehaftete Daten, wie sie zum Beispiel in der Telemedizin vorkommen, valide zu verarbeiten. Der große Vorteil der KI besteht in ihrer hohen Qualität der Verarbeitung. Können die Eigenschaften der Nachvollziehbarkeit und Interpretierbarkeit technisch in den komplexen mathematischen Modellen umgesetzt werden, sind zuverlässige Assistenzsysteme in der Medizin sehr gut möglich. Die Beschränkung aktueller KI-Systeme liegt darin, dass man deren Entscheidungen nur dann in etwa nachvollziehen kann, wenn vom Menschen eine angepasste Architektur geschaffen wurde, welche dies ermöglicht. Aktuell ist daher keine KI intelligenter als der Mensch, sie ist nur eine

Maschine, welche nach menschlichen Vorgaben große Datenmengen strukturiert analysieren kann. Und dafür ist, jedenfalls aktuell, sehr viel menschliche Intelligenz notwendig! ■

Literatur unter [www.slaek.de](http://www.slaek.de) → Über Uns → Presse → Ärzteblatt



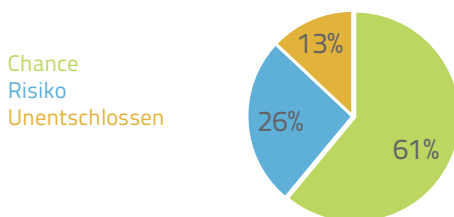
Dr.-Ing. Martin Schmidt  
Forschungsgruppenleiter am Institut für Biomedizinische Technik  
E-Mail [martin.schmidt@tu-dresden.de](mailto:martin.schmidt@tu-dresden.de)



Prof. Dr.-Ing. habil. Hagen Malberg  
Direktor des Instituts für Biomedizinische Technik  
Fakultät Elektro- und Informationstechnik  
Technische Universität Dresden  
E-Mail [hagen.malberg@tu-dresden.de](mailto:hagen.malberg@tu-dresden.de)

## ZAHLEN, DATEN, FAKTEN

Sehen Sie die Nutzung von künstlicher Intelligenz in der Medizin grundsätzlich eher als Chance oder als Risiko?



© Repräsentative Deloitte-Befragung unter krankenversicherten Bürgern (N=1.000), März 2024

Inwiefern beeinflusst der Einsatz von künstlicher Intelligenz Ihre Arztwahl?

kein Auswahlkriterium  
Wechsel zu einem Arzt,  
der keine KI nutzt  
Wechsel zu einem Arzt,  
der KI nutzt

