

KI-Anwendungen für medizinische Forschung, Diagnostik und Therapien in Bayern



Oktober 2026

White Paper der Ad hoc-Arbeitsgruppe
„KI in der Medizin“ der Bayerischen
Akademie der Wissenschaften

BAYERISCHE
AKADEMIE
DER
WISSENSCHAFTEN

KI-Anwendungen für medizinische Forschung, Diagnostik und Therapien in Bayern

White Paper der Ad hoc-Arbeitsgruppe „KI in der Medizin“ der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

Von Bjoern Eskofier, Julien Gagneur, Alexander Hann, Dirk Heckmann, Frederik
Klauschen, Andreas Maier, Nassir Navab, Daniel Rückert, Julia A. Schnabel,
Markus Schwaiger, Fabian Theis, Matthias Tschöp und Eleftheria Zeggini

Impressum

Herausgeber

Bayerische Akademie der Wissenschaften
Alfons-Goppel-Straße 11
80539 München

Stand

Oktober 2026

Redaktion, Satz und Layout

Dr. Ellen Latzin
Gabriele Sieber
Abteilung Kommunikation der BAdW

Gestaltung

Studio Umlaut
www.studio-umlaut.com

Druck

Pinsker Druck und Medien GmbH
Pinskerstraße 1
84048 Mainburg

Vorwort

Die wissenschaftliche Heilkunst begleitet die Menschheit seit Jahrhunderten. Schon Hippokrates rückte die Arzt-Patient-Beziehung in den Mittelpunkt einer rationalen Erfahrungswissenschaft. Seit dem Zeitalter der Aufklärung verbinden Ärzte Beobachtungsgabe, Erfahrung und Wissen mit Erkenntnissen aus Natur- und Lebenswissenschaften. Im 20. Jahrhundert revolutionierten technologische und pharmakologische Fortschritte wie Antibiotika, Impfungen, bildgebende Verfahren und Gentechnik die Medizin.

Heute steht die Medizin erneut vor einem tiefgreifenden Wandel: Die Digitalisierung, insbesondere die Künstliche Intelligenz, stellt die empirische Forschung auf eine völlig neue Grundlage. Sie ermöglicht es, medizinische Prozesse durch die Speicherung und Analyse von großen Datensätzen dem individuellen Risikoprofil von Patientinnen und Patienten anzupassen sowie Forschung und datenbasierte Prävention voranzubringen. So können Qualität und Effizienz der Versorgung gesteigert werden, während gleichzeitig mehr Zeit für die traditionelle Arzt-Patient-Beziehung zur Verfügung steht.

Um die Entwicklung und den Einsatz von Künstlicher Intelligenz in biomedizinischer Forschung und klinischer Medizin zu fördern, gründete die Bayerische Akademie der Wissenschaften 2023 die Ad hoc-Arbeitsgruppe „KI in der Medizin“. Sie vernetzte die Wissenschaft mit gesellschaftlichen und politischen Akteuren, um die Rahmenbedingungen für KI-Forschung zu verbessern. Zudem gab sie der Öffentlichkeit Einblicke in die Möglichkeiten von KI in der Medizin und die Aktivitäten in Bayern.

Die Arbeitsgruppe formulierte Handlungsempfehlungen für die Politik, um die wissenschaftliche Wettbewerbsfähigkeit des Freistaats zu stärken. In ihren Positionspapieren setzte sie sich mit zentralen Themen auseinander, darunter „Datennutzung im European Health Data Space. Chancen und Risiken für Forschung und Innovation“ (2024), „Klinische Daten im Fokus: Innovation durch exzellente Qualität, Standards und Vernetzung“ (2025) sowie „Big Data for better Healthcare – European Perspectives“ (2026). Besonderes Augenmerk lag auf der Nutzung lokaler Gesundheitsdaten und der Entwicklung der notwendigen Infrastruktur. Die interdisziplinäre Arbeitsgruppe diskutierte zudem Risiken der KI-getriebenen Medizin, insbesondere im Hinblick auf die Privatsphäre von Patientinnen und Patienten sowie potenzielle Gefahren für das Vertrauen in die Arzt-Patient-Beziehung.

Im Folgenden fassen wir die Aktivitäten und Empfehlungen der Arbeitsgruppe zusammen und veranschaulichen sie durch aktuelle Anwendungsbeispiele aus Bayern. Vielen Dank an alle, die diese Übersicht ermöglicht haben!

Inhalt

1. Einleitung	7
2. KI für eine patientenzentrierte Medizin	7
2.1. Nutzerfreundliche Gesundheitsversorgung durch KI-gestützte Tools	7
2.2. Diagnose, Therapie und Prävention mit KI-gestützten Tools	9
3. KI-Anwendungen in Diagnose, Prognose und Therapie	10
3.1. KI in der Bildgebung	10
3.2. KI in Pathologie und Präzisionsonkologie	11
3.3. KI-gestützte automatisierte Chirurgie	13
3.4. KI-gestützte Identifizierung von therapeutischen Zielstrukturen	14
4. KI in der biomedizinischen Forschung	15
5. Ethische, rechtliche und technische Aspekte	17
5.1. Evaluierung von KI im medizinischen Alltag	17
5.2. Rechtliche Rahmenbedingungen für die Nutzung von Gesundheitsdaten	17
5.3. Technische Rahmenbedingungen für die Nutzung von Gesundheitsdaten	18
6. Zusammenfassung und Handlungsempfehlungen	20
7. Anhang: Die Startup-Szene in Bayern an der Schnittstelle von KI und Medizin	22
8. Glossar	24
9. Ausgewählte Literatur und Links	26
10. Mitglieder der Ad hoc-Arbeitsgruppe „KI in der Medizin“	27

1. Einleitung

Künstliche Intelligenz bietet vielfältige **Einsatzmöglichkeiten in der Medizin**, die von der Verbesserung bestehender Verfahren und Prozesse bis hin zur Entwicklung neuer Ansätze in Diagnostik und Therapie reichen. So wird es KI künftig ermöglichen, große Mengen medizinischer Informationen zu integrieren und individualisierte Vorhersagen für Patientinnen und Patienten zu treffen. KI wird aber auch dabei helfen, den Zugang zu medizinischer Versorgung erleichtern, medizinisches Personal von aufwändigen Dokumentationspflichten zu entlasten und durch teilweise autonom agierende KI-Prozessketten zu unterstützen. Dadurch kann die Arzt-Patient-Kommunikation verbessert werden. Es ist zu erwarten, dass eine KI-unterstützte Medizin die **Qualität der medizinischen Versorgung** insgesamt deutlich verbessert und sich neue Möglichkeiten für eine **datengetriebene Prävention** ergeben. Dies sind wichtige Voraussetzungen, um die bevorstehenden Herausforderungen in der Gesundheitsversorgung einer alternden Gesellschaft zu bewältigen.

Dieses White Paper gibt einen Überblick über den derzeitigen Stand der KI-Forschung und -Anwendung in Bayern. Es formuliert konkrete Handlungsempfehlungen, um den Einsatz von KI-Verfahren in der Krankenversorgung und medizinischen Forschung in Bayern weiter zu stärken. Außerdem stellt es aktuelle Beispiele von Aktivitäten bayerischer Forschungseinrichtungen und aus der Start-up-Szene vor. Da sich das Feld der KI-Anwendungen in der Medizin rasant weiterentwickelt, wird ausdrücklich kein Anspruch auf Vollständigkeit erhoben.¹

2. KI für eine patientenzentrierte Medizin

2.1. Nutzerfreundliche Gesundheitsversorgung durch KI-gestützte Tools

Die Interaktion von Patientinnen und Patienten mit Ärztinnen und Ärzten sowie mit medizinischen Einrichtungen kann durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz erheblich verbessert werden, insbesondere im Hinblick auf eine **datenbasierte und zugleich personalisierte Beratung**. KI-gestützte Anwendungen eröffnen neue Möglichkeiten, Gesundheitsinformationen individuell aufzubereiten und patientenzentriert bereitzustellen. Besonders KI-basierte Tools wie Chatbots werden häufig als benutzerfreundlich wahrgenommen. Sie können den Zugang zu medizinischen Informationen und damit auch zum Gesundheitssystem insgesamt erleichtern. Dies gilt umso mehr, weil KI-gestützte Tools flexibel an persönliche Bedürfnisse angepasst werden können, etwa durch unterschiedliche Darstellungsoptionen, Sprachausgaben oder die Integration mit weiteren digitalen Anwendungen.

Darüber hinaus kann KI dazu beitragen, **Sprachbarrieren zu überwinden**, indem sie bei medizinischen Konsultationen oder Informationsangeboten Übersetzungsdienste für verschiedene Sprachen in Echtzeit bereitstellt.

Durch diese technologischen Entwicklungen werden Patientinnen und Patienten zunehmend in die Lage versetzt, eine aktivere Rolle in ihrer eigenen Gesundheitsversorgung zu übernehmen. KI-basierte Systeme können personalisierte Gesundheitsinformationen bereitstellen und Empfehlungen geben. Damit besteht die Hoffnung, dass die Patientinnen und Patienten Behandlungspläne besser verstehen, therapeutische Vorgaben eher einhalten und insgesamt informiertere, gesundheitsfördernde Entscheidungen über ihren Lebensstil treffen.

¹ Zur Wandlung des Begriffs der KI in der Medizin und Übersichtsartikel zum Thema: Monatszeitschrift Bundesgesundheitsblatt – Gesundheitsforschung – Gesundheitsschutz: Conta, J., Engelke, M., Bahnsen, F.H. et al., Implementierung von künstlicher Intelligenz (KI) im Gesundheitswesen: Historische Entwicklung, aktuelle Technologien und Herausforderungen. Bundesgesundheitsblatt 68, 845–853 (2025). <https://doi.org/10.1007/s00103-025-04086-6>: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12287119/>.

Rajpurkar, P., Chen, E., Banerjee, O. et al.: AI in health and medicine. Nature Medicine 28, 31–38 (2022).

<https://doi.org/10.1038/s41591-021-01614-0>: https://www.academia.edu/102443570/AI_in_health_and_medicine.

Zudem können KI-Anwendungen die Kommunikation zwischen Patient und Arzt verbessern. Diagnosen, Befunde oder Arztbriefe lassen sich mithilfe entsprechender Tools in eine für Laien verständliche Sprache übersetzen, wobei zugleich Informationen zum weiteren Therapieverlauf und zu notwendigen nächsten Schritten vermittelt werden können. Virtuelle Assistenten können Symptome erfassen und für medizinisches Fachpersonal strukturiert aufbereiten oder für organisatorische Aufgaben wie Terminvereinbarungen eingesetzt werden (agentische KI).

Nicht zuletzt ermöglichen KI-gestützte Tools die **Automatisierung von Prozessen**, die bislang als zeit- aufwändig und komplex galten. Dazu zählt beispielsweise die Überwachung der Medikamenteneinnahme, um Mehrfachmedikationen sowie potenzielle Kontraindikationen frühzeitig zu erkennen und zu vermeiden. Werden Patientinnen und Patienten hierbei aktiv in Entscheidungsprozesse einbezogen, kann dies zu einer stärkeren Partizipation im Therapieprozess und zu einem selbständigeren Management der eigenen Gesundheit beitragen.

Vor einem breiten Einsatz solcher Systeme sowie einer möglichen Finanzierung durch die öffentliche Hand oder die gesetzlichen Krankenkassen ist es jedoch unerlässlich, KI-gestützte Anwendungen sorgfältig auf ihre Robustheit, Sicherheit, Zuverlässigkeit und Wirksamkeit zu überprüfen, wissenschaftlich zu validieren und als medizinische Geräte zu prüfen und zuzulassen.

Beispiele:

DocRobin (LMU Klinikum)

DocRobin bietet Patientinnen und Patienten die Möglichkeit, eine **orthopädische Zweitmeinung** zu geplanten Hüft- oder Knieprothesen bequem von zu Hause aus einzuholen. Die Plattform nutzt einen interaktiven Avatar, der Patientinnen und Patienten durch den Prozess führt, einschließlich des Hochladens von Röntgenbildern. Diese Bilder werden durch eine KI-gestützte Bildanalyse ausgewertet, um eine wissenschaftlich fundierte Beurteilung zu ermöglichen. Die medizinische Bewertung erfolgt durch Expertinnen und Experten des LMU Klinikums.

WoundAssist (Universität Würzburg, Universitätsklinikum Würzburg)

WoundAssist ist eine KI-gestützte App zur **telemedizinischen Versorgung chronischer Wunden**. Patientinnen und Patienten können selbständig Fotos ihrer Wunden aufnehmen und Fragebögen ausfüllen, die per Deep Learning-Modell direkt auf dem Smartphone ausgewertet werden. Ärzte bleiben über eine integrierte Fernüberwachung und Videoberatung in den Behandlungsprozess eingebunden. Erste Studien zeigen eine hohe Benutzerfreundlichkeit und medizinische Anwendbarkeit, insbesondere für ältere Patientinnen und Patienten.

iATROS (München)

iATROS ist ein Münchner Digital Health-Startup, das eine KI-gestützte Plattform für die kontinuierliche **Betreuung von Herz-Kreislauf-Patienten** entwickelt hat. Die Lösung kombiniert Telemonitoring, digitale Therapiepläne und ärztliche Fernbetreuung über eine App, die durch smarte Sensoren und KI-gestützte Analysen von Vitaldaten unterstützt wird. Ziel ist es, die Versorgung von Patientinnen und Patienten mit Erkrankungen wie Hypertonie, Vorhofflimmern oder koronarer Herzkrankheit zu verbessern und personalisierte Behandlungsstrategien zu ermöglichen. Seit 2024 ist iATROS Teil des Chronic-Care-Programms „Avi Heart“ von Avi Medical.

2.2. Diagnose, Therapie und Prävention mit KI-gestützten Tools

Die Entwicklung KI-gestützter Tools hat das Potenzial, sowohl die Genauigkeit als auch die Geschwindigkeit der **Diagnosestellung** zu verbessern. KI kann insbesondere dabei helfen, Muster in komplexen Daten zu erkennen, die für das menschliche Auge nur schwer oder gar nicht sichtbar sind. Eine schnellere, präzisere Diagnosestellung kann Unsicherheiten und Ängste bei Patientinnen und Patienten reduzieren und dazu beitragen, dass therapeutische Maßnahmen rascher eingeleitet werden.

Darüber hinaus eröffnet KI neue Möglichkeiten für eine **individualisierte Medizin**. Durch die Einbeziehung von anamnestischen Daten, medizinischen Vorbefunden, lebensstilbezogenen Informationen und psychosozialen Rahmenbedingungen können KI-Systeme in Kombination mit diagnostischen Ergebnissen personalisierte Behandlungspläne unterstützen.

Über die klassische medizinische Diagnostik hinaus erlaubt der Einsatz von KI auch eine **kontinuierliche Überwachung des Gesundheitszustands im Alltag**. Daten zu körperlicher Aktivität, Ernährung, Schlafverhalten, Vitalparametern oder Stressbelastung, die durch Wearables, smarte Waagen oder Gesundheits-Apps erhoben werden, können fortlaufend ausgewertet werden. KI-Verfahren sind in der Lage, diese vielfältigen Datenquellen zusammenzuführen und über einen längeren Zeitraum zu analysieren. Dadurch entsteht ein umfassenderes Bild des individuellen Gesundheitszustandes, das die detaillierte Diagnostik durch den Arzt oder die Ärztin ergänzen kann.

Ein besonderer Mehrwert dieser Ansätze liegt im Bereich der **Prävention**. KI-gestützte Auswertungen können frühzeitig Risikofaktoren und Hinweise auf die Entstehung von Erkrankungen identifizieren. Damit leisten sie einen wichtigen Beitrag zur primären Prävention, indem gesundheitsgefährdende Entwicklungen erkannt und rechtzeitig präventive Maßnahmen eingeleitet werden können. Außerdem unterstützen sie die sekundäre Prävention, indem sie bei bereits bestehenden Erkrankungen eine engmaschigere Überwachung und eine gezielte Anpassung therapeutischer Strategien ermöglichen.

Sofern Patientinnen und Patienten der Nutzung ihrer Daten zustimmen, lassen sich durch diese kontinuierliche Erhebung zudem **Informationen auf Bevölkerungsebene** generieren. Diese können sowohl für das Training als auch für die Validierung und Weiterentwicklung von KI-Modellen genutzt werden. Auf diese Weise kann man den individuellen Nutzen, die wissenschaftliche Evidenzgenerierung und die nachhaltige Verbesserung KI-gestützter Anwendungen miteinander verbinden. Voraussetzung hierfür sind jedoch transparente Governance-Strukturen, hohe Datensicherheitsstandards und eine klare ethische Rahmung, um Vertrauen zu schaffen und den verantwortungsvollen Einsatz dieser Technologien sicherzustellen.

Beispiel:

SMART Start – Smarte Schwangerschaftsvorsorge zuhause (Uniklinikum Erlangen, Universität Erlangen-Nürnberg)

Das Pilotprojekt SMART Start, gefördert durch das Bundesministerium für Gesundheit, **individualisiert die Schwangerschaftsvorsorge** durch digitale Technologien im häuslichen Alltag. Schwangere werden mit smarten Sensoren wie digitaler Blutdruckmanschette, Waage, Schlafmatte, Smartwatch, mobilen Ultraschallsonden und Trackern zur Erfassung der maternalen und fetalen Herzfrequenz ausgestattet. Die App kombiniert einen digitalen Mutterpass und ein Studienmodul für telemedizinische Visiten; KI wertet Sensordaten und Ultraschallbilder automatisch aus. Pilot-Ergebnisse zeigen eine hohe Akzeptanz unter den Teilnehmerinnen, mit zuverlässiger Darstellung von Parametern wie fetalem Herzschlag und Fruchtwasserindex durch Eigenultraschallgeräte. Das Projekt zeigt, wie innovative Technologien eine niederschwellige, wohnortnahe und datengetriebene Versorgung auch außerhalb urbaner Zentren ermöglichen.

3. KI-Anwendungen in Diagnose, Prognose und Therapie

Auf tiefen neuronalen Netzen basierende Verfahren der Künstlichen Intelligenz (Deep Learning) haben in den letzten Jahren besonders bei der Auswertung von medizinischen Bilddaten bemerkenswerte Erfolge erzielt. Die Anwendung von KI ist daher derzeit primär in Bereichen verbreitet, die in hohem Maße auf die **Interpretation von Bildern** angewiesen sind, wie z. B. in der Radiologie, Pathologie, Dermatologie oder der Augenheilkunde. Darüber hinaus wird KI aber zunehmend auch für die **Integration von multimodalen und komplexen molekularen Daten** (sog. „Omics“-Daten) eingesetzt, die mit herkömmlichen bioinformatischen Methoden nur schwer zu analysieren sind. Auch wenn analytische KI-Verfahren derzeit im Vordergrund stehen, bieten auch Entwicklungen der KI in der Robotik eine interessante Perspektive für interventionelle und operative Fachgebiete in der Medizin. Im Folgenden werden konkrete **Anwendungsbeispiele aus der Biomedizin** von Mitgliedern der Ad hoc-Arbeitsgruppe „KI in der Medizin“ vorgestellt.

3.1. KI in der Bildgebung

Der Haupttreiber für die Nutzung von KI in der medizinischen Bildgebung ist der Wunsch nach größerer **Effizienz und Effektivität** in der klinischen Versorgung. Die zunehmende Zahl und Komplexität von radiologischen und anderen bildgebenden Verfahren wächst weiterhin unverhältnismäßig schnell im Vergleich zur Zahl der in der Diagnostik arbeitenden Ärztinnen und Ärzte. Gleichzeitig macht die Stagnation bzw. der Rückgang der Erstattungen für radiologische Untersuchungen eine Steigerung der Produktivität erforderlich. Diese Faktoren haben zu einem dramatischen Anstieg der Arbeitsbelastung in der Radiologie beigetragen.

Die **nahtlose Einbindung von KI** in den diagnostischen Prozess hat daher großes Potential, die Effizienz zu steigern, Fehler zu reduzieren und mit geringem manuellem Aufwand qualitativ hochwertige Befunde zu erstellen. Dabei spielt die Integration von KI-Modellen, die nicht nur Bilder, sondern auch Sprache und Text verstehen, eine große Rolle. Fast alle bildbasierten Aufgaben hängen von der qualitativen Bewertung und Quantifizierung radiographischer Merkmale aus Bildern ab. Durch KI können einige dieser Aufgaben, wie z. B. die Quantifizierung von Tumervolumen oder Herzfunktion, automatisiert werden.

Ein weiterer Fokus von KI in der Bildgebung liegt nicht nur auf der Interpretation, sondern auch auf der **Optimierung der Datenerfassung**, etwa durch höhere Bildauflösung und -qualität oder durch eine schnellere Bildgebung. So können sich Komfort und Sicherheit für Patientinnen und Patienten erhöhen und komplexe Bildgebungssysteme wie Magnetresonanztomographen (MRT) effizienter nutzen lassen. Solche KI-basierten Systeme sind mittlerweile in allen modernen klinischen CT-, PET/CT- und MRT-Scannern der großen Medizingerätehersteller verfügbar, werden aber auf Forschungsebene weiter verfeinert und vorangetrieben, um eine personalisierte Bildgebung zu ermöglichen.

Beispiele:

KI zur Frühdiagnostik in Bilddaten (Helmholtz Munich / TUM Klinikum)

Diese KI ist in der Lage, **noch kaum sichtbare Krankheitsbilder in der (Neuro-)Radiologie** so früh zu erkennen, dass frühere und damit erfolgreichere Behandlungsmaßnahmen eingeleitet werden. Durch das Trainieren von großen Bild- und Sprachmodellen werden Patientinnen und Patienten auf eine gesunde Population abgebildet und damit ihr frühes Krankheitsbild automatisch visuell und inhaltlich differenziert. Die qualitative Bewertung erfolgte durch Expertinnen und Experten des TUM Klinikums. Veröffentlichte Studien: PMID: 39948337, PMID: 37831582

Automatisierte Erkennung gesunder Bilddaten mit KI (Siemens Healthineers, Universität Erlangen-Nürnberg)

Diese Anwendung ermöglicht eine sichere Unterscheidung zwischen physiologischen Varianten und pathologischen Veränderungen bereits bei der **Erstsichtung radiologischer Aufnahmen**. Durch

den Einsatz selbstüberwachter Lernverfahren auf über 100 Millionen medizinischen Bildern werden Normalbefunde robust identifiziert, um stille Fehler in der Diagnostik und die allgemeine Arbeitsbelastung zu minimieren. Die Abbildung auf eine gesunde Referenzpopulation unterstützt die ärztliche Entscheidung durch zuverlässige visuelle und semantische Einordnung.

KI-gestützte Echtzeitbildgebung dynamischer Prozesse (Uniklinikum Erlangen, Universität Erlangen-Nürnberg)

Neuartige KI-gestützte MRT-Technologien blenden dynamische physiologische Prozesse nicht aus, sondern machen sie gezielt sichtbar und diagnostisch nutzbar. Anders als bei statischen Aufnahmen dient die KI-gestützte Echtzeitbildgebung dazu, **komplexe physiologische Vorgänge** wie peristaltische Bewegungen, Uteruskontraktionen oder fetale Aktivität in **hoher räumlich-zeitlicher Auflösung** darzustellen und quantitativ zu analysieren. Die Forschung kombiniert eine intelligente Steuerung der Aufnahmeparameter durch lernende Systeme mit automatisierten Auswertungen, die pathologische Muster – etwa bei Endometriose oder drohender Frühgeburt – frühzeitig erkennen. Dies eröffnet neue diagnostische Möglichkeiten in Gynäkologie, Pädiatrie und Geburtshilfe, fördert personalisierte, nicht-invasive Medizin und reduziert Untersuchungszeit, Belastung und Ressourcenverbrauch. Veröffentlichte Studien: PMID: 40065547, PMID: 40366835, PMID: 38650351

KI-gestützte prädiktive Diagnostik bei Dickdarmkrebs (Universitätsklinikum Würzburg)

Im Rahmen der Leuchtturminitiative „Lokale Therapien“ des Bayerischen Zentrums für Krebsforschung (BZKF) entsteht ein KI-gestütztes System, das während der **Darmspiegelung zur Krebsvorsorge** anhand des Videosignals den feingeweblichen Subtyp von Dickdarmkrebs vorhersagt. Die Analyse hochauflösender Bilddaten durch Deep-Learning-Modelle ermöglicht eine sofortige histologische Einschätzung – noch vor der zeitaufwändigen, aber standardmäßigen pathologischen Untersuchung. Die frühzeitige Klassifikation kann Therapien wie endoskopische Entfernung, Operation oder Checkpointinhibitoren zeitnah einleiten, die Behandlungsdauer verkürzen und die Prognose verbessern. Langfristig könnte das System in Screeningprogramme integriert werden, um die onkologische Versorgung zu verbessern. Weitere Informationen: www.ukw.de/en/inexen/applied-ai/image-guidance-in-local-therapies/ (Veröffentlichung in Arbeit)

3.2. KI in Pathologie und Präzisionsonkologie

Die pathologische Diagnostik beruht auf histologischen Präparaten, aus denen Bilddaten mit einer im Vergleich zur Radiologie erheblich höheren Auflösung und Datenmenge resultieren. Durch die **Digitalisierung ganzer Objektträger** (Whole Slide Imaging) entstehen hochauflösende Gigapixel-Bilder, deren systematische Auswertung für den Menschen zeitaufwendig und anspruchsvoll ist. KI-basierte Methoden ermöglichen hier eine **automatisierte, reproduzierbare Auswertung** histopathologischer Merkmale. Sie unterstützen Pathologinnen und Pathologen bei der Detektion und Klassifikation von Tumoren, der Graduierung und Subtypisierung, der Quantifizierung relevanter Biomarker sowie zunehmend auch klinischer Endpunkte direkt aus dem Gewebebild. Dadurch können KI-Systeme zur **Standardisierung diagnostischer Entscheidungen** beitragen, die interindividuelle Variabilität reduzieren und die Effizienz in der Routinediagnostik steigern. Perspektivisch bilden **multimodale Ansätze**, die histologische Bilddaten mit klinischen, molekularen und genomischen Informationen verknüpfen, eine zentrale Grundlage für eine präzisere, personalisierte Pathologie.

Trotz der Erfassung komplexer molekularer Profile erfolgt die Behandlung in der klinischen Praxis häufig weiterhin auf Basis einzelner Marker, etwa spezifischer Genmutationen oder Proteinexpressionen. Ob Patientinnen und Patienten auf die anhand dieser Merkmale entwickelten zielgerichteten Therapien ansprechen, variiert jedoch stark, sowohl zwischen verschiedenen Tumorarten als auch innerhalb derselben Entität. Klassische bioinformatische Methoden sind oft nicht mehr ausreichend, um **komplexe molekulare Diagnostikdaten** zu interpretieren. Hier bieten KI-Verfahren, insbesondere erklärbare Modelle (Explainable AI), neue Möglichkeiten zur Analyse und Integration komplexer molekularer und bildgebender Informationen. Ein Beispiel einer bereits in der Routine-

diagnostik verwendeten KI-Methode ist die Klassifikation von Tumoren auf Basis von DNA-Methylierungsprofilen. Sie wird für die Diagnose von Tumoren des zentralen Nervensystems, der Lunge und aus dem Kopf-Hals-Bereich sowie von Weichgewebstumoren eingesetzt. Die dabei anfallenden hochdimensionalen Daten können nur mit Hilfe von KI-Verfahren analysiert werden.

Eine Limitation für die Anwendung von KI-Verfahren in der Analyse komplexer molekularer Daten (Omics-Daten) besteht in der meist großen Diskrepanz zwischen Dimensionalität der Daten und der für ein Training verfügbaren Fallzahl, wodurch die Gefahr des sogenannten Overfitting und der fehlenden Generalisierbarkeit der Modelle entsteht. Hier bieten **Einzelzellsequenzierungen** eine interessante Perspektive (s. auch Abschnitt 4), da pro Patient Zehntausende Zellen analysiert werden. Dadurch entstehen trotz kleiner Fallzahlen große Trainingsdatensätze, mit denen sich KI-Modelle trainieren lassen, die tumorspezifische Eigenschaften und die Heterogenität von Tumoren erfassen können. Dies kann beispielsweise dabei helfen, besser vorherzusagen, ob Patientinnen und Patienten auf Therapien ansprechen, und resistente Subklone frühzeitig zu identifizieren.

Für die Weiterentwicklung KI-gestützter Ansätze in der personalisierten Krebsforschung ist die **Zusammenführung heterogener Daten** zentral. Dabei unterscheidet man zwischen früher und später Fusion der Daten. Während die frühe Fusion ein Lernen ohne vorausgehende Annahmen über die Relevanz bestimmter Aspekte der Daten ermöglicht, ist die ausgewogene Zusammenführung sehr unterschiedlicher Datentypen eine Herausforderung. Die späte Fusion arbeitet mit vorprozessierten und oft dimensionalitätsreduzierten Daten, die sich leichter integrieren lassen, jedoch mit dem Risiko eines Informationsverlustes verbunden sind. Das optimale Design solcher multimodalen Modelle wird die zentrale Aufgabe bei der Entwicklung klinischer KI-Verfahren der nahen Zukunft sein und letztlich die Voraussetzung für den Erfolg von KI in der Medizin.

Beispiele:

KI für die Pathologie und Präzisionsmedizin (LMU München)

Hier werden KI-basierte Verfahren entwickelt, die **histologische Gewebebilder und multimodale molekulare sowie klinische Daten** für die Diagnostik und die Vorhersage von Krankheitsverläufen und Therapieansprechen nutzbar machen. Dazu entwickelt die LMU KI-Technologien und -Modelle und arbeitet eng mit führenden Technologiepartnern zusammen. Ziel ist es, Verfahren aus der Forschung in robuste, klinisch einsetzbare diagnostische Anwendungen zu überführen. Die Kooperation mit Aignostics, einem auf KI für die digitale Pathologie spezialisierten Unternehmen, umfasst u. a. den Einsatz und die Weiterentwicklung moderner Pathology Foundation Models. Dazu zählt ATLAS, ein gemeinsam von LMU, Aignostics, Charité/BIFOLD und der Mayo Clinic auf Basis von mehr als 5 Millionen Gewebebildern entwickeltes Foundation Model, das neue Möglichkeiten für die KI-gestützte Analyse histologischer Daten und deren Translation in die personalisierte Krebsmedizin eröffnet. Veröffentlichte Studien: PMID: 41184299 PMID: 39885364 PMID: 42277006 PMID: 31511427 DOI: 10.1056/Aloa2400468

KI zur Diagnose von Blutkrankheiten (Helmholtz Munich, LMU Klinikum)

KI als Werkzeug der biomedizinischen Forschung hat in den letzten Jahren entscheidende Fortschritte in Diagnose, Therapie und Verständnis **schwerer Blutkrankheiten** ermöglicht. Die Arbeiten zum angewandten Maschinellen Lernen am Helmholtz Zentrum München waren dabei wegweisend. In Kooperation mit dem Klinikum der LMU und dem Münchner Leukämie Labor entstanden bahnbrechende Arbeiten zur KI-basierten Klassifikation von Erkrankungen und diagnostischen Zellen in Blut- und Knochenmarkausstrichen. Die Bereitstellung von Code und Daten hat wesentlich zur Entwicklung einer reproduzierbaren KI-basierten Zytologie beigetragen.

Zudem wurden KI-Werkzeuge zur Analyse von Einzelzell-Atlanten eingesetzt und damit neue Ansätze zur systematischen Identifizierung von Zielmolekülen für **hochpräzise CAR-T-Zell-Therapien** entwickelt. Daten von Millionen einzelner Zellen konnten mithilfe am Helmholtz Zentrum entstandener KI-Verfahren für konkrete medizinische Anwendungen nutzbar gemacht werden.

3.3. KI-gestützte automatisierte Chirurgie

Die Entwicklung von KI-Tools wird in erster Linie mit Innovationen in der Diagnostik in Verbindung gebracht. Doch KI-gestützte Verfahren haben auch ein großes Potenzial, um die medizinische Behandlung selbst – bis hin zu den operativen Fächern – nachhaltig zu beeinflussen und die Behandlungsergebnisse zu verbessern.

Der nächste Schritt bei der Entwicklung von **KI-gestützten chirurgischen Systemen** besteht darin, KI-Modelle zu schaffen, die ärztliche Abläufe wie etwa operative Eingriffe unterstützen. Sie integrieren – ähnlich wie gut ausgebildete Chirurginnen und Chirurgen – alle relevanten medizinischen Informationen und sind in der Lage, auf patientenspezifische Informationen, allgemeines medizinisches Wissen und Echtzeitdaten aus verschiedenen Quellen im Operationssaal wie bildgebende Systeme, Patientenüberwachungsgeräte und chirurgische Instrumente zuzugreifen. Die KI-Systeme müssen dafür so konzipiert sein, dass sie nahtlos mit dem Operationsteam zusammenarbeiten und genaue Echtzeit-Informationen liefern, um die Entscheidungsfindung zu unterstützen und die Patientensicherheit zu erhöhen. Dazu müssen sie auf große Datenmengen trainiert werden, darunter chirurgische Videos, elektronische Krankenakten und medizinische Literatur.

Die Zusammenarbeit zwischen **Medizin, Informatik und Ingenieurwissenschaften** ist entscheidend für die Entwicklung dieser KI-gestützten chirurgischen Systeme, die nicht nur technisch fortschrittlich, sondern auch klinisch relevant und ethisch einwandfrei sein müssen. Auch wenn es noch viele Herausforderungen zu bewältigen gilt, sind die rasanten Fortschritte in KI und Robotik vielversprechend für die Zukunft der Chirurgie. Ähnlich wie in der Diagnostik sind die aktuellen Entwicklungen noch auf KI-Tools fokussiert, die die ärztliche Arbeit unterstützen. **Autonome chirurgische Roboter**, die KI-gestützt arbeiten, sind sicherlich von allen denkbaren KI-Anwendungen in der Medizin derzeit noch eine der größten Herausforderungen.

Beispiel:

KI-gestützte und automatisierte Chirurgie (Technische Universität München)

Die Chirurgie stellt für KI-Systeme eine größere Herausforderung als die Diagnose dar. Sie erfordert schnelle, kritische Entscheidungen auf der Grundlage dynamischer Daten, während gleichzeitig das gesamte Operationsteam und die Unterstützungssysteme wie Robotik koordiniert werden müssen. Die Fortschritte in der chirurgischen Maschinenintelligenz blieben im vergangenen Jahrhundert aufgrund der Komplexität hinter denen in der klinischen Diagnose zurück. In den letzten Jahrzehnten haben sich jedoch die Rechenleistung, die Digitalisierung und die Robotik exponentiell verbessert, und das Fachgebiet wurde durch Fortschritte wie intraoperative Bildgebung und chirurgische Robotersysteme revolutioniert.

Die Forschungsarbeiten der TUM gelten als wegweisend auf dem Gebiet der **digitalen Chirurgie**, das sich inzwischen auch zu einem relevanten Wirtschaftsbereich mit mindestens zwölf aktiven Unternehmen entwickelt hat. Die Pionierarbeit der TUM bei der Modellierung von Prozessen, wie etwa die Erkennung chirurgischer Arbeitsabläufe in laparoskopischen Videos, war ein wichtiger Schritt zur Verbesserung der Patientensicherheit und zur Entwicklung von Systemen zur intraoperativen Entscheidungsunterstützung. Um alle relevanten Informationen für die Modellierung von chirurgischen Eingriffen abzubilden und KI-Modelle nutzbar zu machen, hat das Team der TUM vor kurzem die Verwendung **multimodaler semantischer Szenengraphen** für die ganzheitliche Modellierung des chirurgischen Eingriffs in der KI vorgeschlagen. Dieser Ansatz erfasst das komplexe semantische Verständnis erfahrener Chirurginnen und Chirurgen über die Anatomie der Patientinnen und Patienten, den Eingriff selbst und die erforderlichen Interaktionen im Operationssaal.

3.4. KI-gestützte Identifizierung von therapeutischen Zielstrukturen

Die Entwicklung neuer Therapeutika erfährt durch KI einen tiefgreifenden strukturellen Wandel. Moderne KI-Methoden ermöglichen es, hochdimensionale biologische Daten aus phänotypischen Hochdurchsatz-Screenings, Multiomics und funktionellen Perturbationen systematisch auszuwerten und so neue Wirkmechanismen, Targets und Therapieansätze zu identifizieren. Besonders vielversprechend sind **phänotypische Hochdurchsatz-Screeningplattformen**, bei denen molekulare oder zelluläre Veränderungen wie Morphologie, Genexpression oder Proteomik automatisiert erfasst und mittels Deep Learning analysiert werden. Modelle lernen dabei, wie Zellen auf genetische Eingriffe oder Wirkstoffe reagieren und können dadurch Kandidaten priorisieren, Synergien vorhersagen oder Resistenzmechanismen frühzeitig erkennen. Jüngste Fortschritte, darunter **multimodale KI-Modelle für therapeutische Zielstrukturen**, zeigen, dass solche Ansätze sowohl neue Kandidaten als auch neue biologische Hypothesen generieren können.

Eine zentrale Rolle spielt die Kombination solcher KI-Verfahren mit **Single-Cell-Technologien**, die phänotypische Reaktionen mit hoher Auflösung erfassen. Durch die Analyse Tausender Zellen pro Patient bzw. pro Perturbation entstehen Datensätze, die KI-Modelle nicht nur zur Klassifikation, sondern auch zur Modellierung von Regulationsnetzwerken, Subklon-Dynamiken und individuellen Therapieantworten nutzen. Diese Modelle können als Grundlage **multimodaler Perturbations-Foundation Models** dienen, die kausale Strukturen zwischen Interventionen und Phänotypen lernen. Damit entsteht ein neuer Ansatz für die personalisierte Therapieentwicklung, der funktionelle zelluläre Daten mit patientennahen klinischen Profilen verbindet. Perspektivisch ermöglicht diese Kombination die Entwicklung sog. „Patient Landscapes“, die Krankheitsverläufe, Therapieoptionen und Resistenzrisiken datengetrieben abbilden und die Planung klinischer Studien verbessern können.

Beispiele:

KI-Modelle für phänotypische Perturbationen und Single-Cell-Ansätze (Helmholtz Munich)

Ein exemplarischer Ansatz für KI in der **Wirkstoffentwicklung** sind Modelle, die aus Einzelzell- und Perturbationsdaten Krankheitsmechanismen und Therapieantworten vorhersagen. Ein frühes Beispiel ist **scGen** (PMID: 31363220), ein Deep-Learning-Modell, das aus Single-Cell-RNA-Sequenzdaten lernt, wie Zellen auf genetische oder pharmakologische Eingriffe reagieren. scGen zeigte erstmals, dass KI fähig ist, zelluläre Reaktionsräume zu modellieren und Interventionseffekte auch für zuvor nicht beobachtete Zelltypen zu extrapolieren.

Darauf aufbauend entstanden in den letzten Jahren KI-Frameworks, die funktionelle Perturbationsdaten mit regulatorischer Dynamik verbinden. Dazu gehört **MOSCOT** (PMID: 39843746), ein probabilistisches, optimaltransportbasiertes Modell, das zeitliche und kausale Beziehungen zwischen Zellzuständen rekonstruiert und dadurch die Wirkstoffwirkung auf zelluläre Entwicklungs- oder Resistenzpfade sichtbar macht. MOSCOT liefert damit eine robuste Grundlage zur Identifikation subzellulärer Zielpopulationen und potenzieller therapeutischer Eingriffspunkte.

Im Bereich der dynamischen und multizellulären Phänotypisierung liefert **CellFlow** einen weiteren KI-basierten Ansatz. CellFlow nutzt bildbasierte und molekulare Einzelzelldaten, um kontinuierliche Zelltrajektorien, Übergangswahrscheinlichkeiten und regulatorische Veränderungen unter perturbierten Bedingungen zu modellieren. Dadurch können Wirkstoffeffekte nicht nur qualitativ, sondern quantitativ entlang biologischer Verläufe abgebildet werden.

Diese Modelle zeigen beispielhaft, wie KI funktionelle Messungen mit zellulärer Heterogenität verbindet. Sie ebnen den Weg für eine **datengetriebene Wirkstoffentwicklung**, indem sie kausale Beziehungsstrukturen zwischen Interventionen und Phänotypen rekonstruieren und damit den Übergang zu personalisierten, „patientennahen“ Responsemodellen ermöglichen. Grundlage dieser Arbeiten ist die enge Zusammenarbeit zwischen Datenanalytikern des Helmholtz Zentrums und den beiden Münchner Universitäten sowie Universitätskliniken.

4. KI in der biomedizinischen Forschung

Die Zukunft der biomedizinischen Forschung ist datengetrieben und wird durch KI nachhaltig beeinflusst werden. Während die klassische Forschung meist hypothesengetrieben arbeitet, indem Hypothesen experimentell getestet und ggf. in klinischen Studien validiert werden, können KI-basierte Ansätze unvoreingenommen Muster in Daten erkennen oder neue Hypothesen generieren, etwa durch Training an molekularen oder bildgebenden Daten großer Patientenkohorten. Erklärbare KI (*Explainable AI*, XAI) identifiziert dabei für die Vorhersagen besonders wichtige Merkmale, die als Ansatzpunkte für Krankheitsmechanismen oder Therapieziele dienen können.

Eine besondere Rolle spielt KI bei der Analyse von **Genomdaten**. Das Genom liefert entscheidende Informationen über Krankheitsursachen, insbesondere bei Krebserkrankungen, die durch genomische Veränderungen entstehen. Gleichzeitig bleibt bislang ein Großteil der genomischen Regulierung – etwa wann und wo Gene aktiv sind – weitgehend unverstanden. Viele krankheitsassoziierte Varianten liegen in nicht-kodierenden Bereichen, deren Funktion sich mit herkömmlichen Methoden nur schwer interpretieren lässt. Auch bei **seltenen Erkrankungen** ist die genetische Ursache häufig unklar.

Um die komplexen Zusammenhänge zwischen Genom, Zellfunktion und Krankheit besser zu verstehen, braucht es die **Zusammenführung multimodaler Omics-Daten**. Hier eröffnet Künstliche Intelligenz neue analytische Möglichkeiten. Sogenannte Basismodelle (Foundation Models), die auf genomischen bzw. multi-omischen Daten trainiert werden, lernen allgemeine Eigenschaften der Daten (multifunktionale Datenrepräsentationen). Zu diesen Ansätzen gehört das Training von Algorithmen, die „die Sprache des Genoms sprechen“. Dies geschieht, indem große Sprachmodelle, die für die Verarbeitung natürlicher Sprache bekannt sind, an DNA-, RNA- und Aminosäuresequenzen angepasst werden. Aufgrund der Größe des menschlichen Genoms – 3 Milliarden Basenpaare – und der sehr weitreichenden funktionellen Interaktionen (manchmal über Millionen von Nukleotiden, wie bei der Transkriptionskontrolle) stellen Genomanwendungen einen der bisher anspruchsvollsten Anwendungsbereiche für die Modellierung großer Sprachen dar. Basismodelle werden auch in anderen „Omics“-Bereichen eingesetzt, um aus den Rohdaten automatisch numerische Darstellungen von Genfunktionen, intrazelluläre Prozesse sowie die räumlich-zeitlichen Organisation von unterschiedlichen Zelltypen und deren Interaktionen zu lernen.

Um solche Modelle zu trainieren, benötigt KI große Datenmengen. Genomik-Datensätze werden generiert, strukturiert und in einer sicheren, datenschutzfreundlichen Art und Weise präsentiert, um unser Verständnis der Genetik von Krankheiten zu verbessern. Zwar ist Deutschland bei der Erhebung von Genomik-Datensätzen auf Bevölkerungsebene gegenüber anderen Ländern im Rückstand, doch wurden jetzt wichtige rechtliche und infrastrukturelle Maßnahmen ergriffen, die die Situation im kommenden Jahrzehnt grundlegend verändern werden. Zu nennen ist hier **GenomDE**, ein nationales Programm, das die Kostenerstattung der Krankenkassen für die Ganzgenomsequenzierung bei seltenen Krankheiten und in der Onkologie ermöglicht. Es wird unterstützt durch die datenschutzkonforme Speicherung aller Rohdaten für Forschungszwecke in einem nationalen Netzwerk von Genomdatenzentren (GHGA, German Human-genome Phenome Archive). Außerdem wird die nationale Kohorte **NAKO** finanziert, um die Genotypisierung von über 200.000 Personen sowie eine umfassende Phänotypisierung durchzuführen, die multimodale Gesundheitsdaten, Umwelteinflüsse und künftig auch molekulare Phänotypen umfasst. Faszinierend ist die Tatsache, dass es die Technologien nun ermöglichen, genomische Sequenzen nicht nur zu lesen, sondern auch zu generieren – was die Entwicklung von therapeutischen Wirkstoffen (mRNA-Impfstoffe, Gentherapien) beeinflussen wird. Besonders wichtig ist, dass die Hochdurchsatzverfahren der synthetischen Biologie es ermöglichen, Hunderttausende von verschiedenen Sequenzen parallel zu testen.

Neben dem überwachten und dem unüberwachten Lernen (Lernen durch Beobachten) bietet das Maschinelle Lernen ein drittes Paradigma: das **Verstärkungslernen** (Lernen durch Handeln). Es wurde durch AlphaGO populär, den ersten Algorithmus, der menschliche Weltmeister im Go-Spiel schlug. AlphaGO hatte Go gelernt, indem es gegen sich selbst spielte. Verstärkungslernen ist näher an der wissenschaftlichen Methode, bei der ein Modell experimentellen Tests unterzogen wird. Mit automatisierten, durchsatzstarken Versuchsaufbauten kann man sich Algorithmen vorstellen, die eine „Lab-in-the-Loop“-Revolution ermöglichen, bei der KI nicht nur an der Erstellung von Modellen beteiligt ist, sondern auch an der Planung der Experimente für die Verfeinerung der Modelle.

Erwähnenswert sind für bestimmte Fragestellungen **Einzelzellsequenzierungen**, da hier pro Ansatz die Genexpression von bis zu 10.000 Zellen gemessen werden kann. So stehen auch für das Training von „datenhungrigen“ Deep-Learning-Modellen ausreichend Daten zur Verfügung, und es können KI-Modelle für die Analyse genregulatorischer Netzwerke entwickelt werden.

Für all diese Anwendungen von KI in der biomedizinischen Forschung müssen entsprechende KI-Basismodelle entwickelt werden.

Beispiel:

AI-BAY-HEALTH – Bayerisches KI-Basismodell für die Medizin
gefördert durch das Bayerische Staatsministerium für Wissenschaft und Kunst

Einige Initiativen, um die Anwendung Künstlicher Intelligenz in der Medizin in Bayern voranzutreiben, werden derzeit bereits durch das Bayerische Staatsministerium für Wissenschaft und Kunst gefördert, wie beispielsweise das im April 2026 begonnene Projekt eines **Bayerischen KI-Basismodells**. Dessen Schwerpunkt Health (AI-BAY-HEALTH) bündelt bayerische Kompetenzen aus KI, Medizin und Biowissenschaften. Durch eigenständige, multimodale Basismodelle für die Medizin, die molekulare Omics-Daten, Bildgebung, Videos, klinische Texte, tabellarische Daten und Biosignale in **einer einzigen Darstellung der menschlichen Gesundheit** integrieren, sollen Krankheitsmechanismen besser verstanden, die Diagnostik und Therapieplanung verbessert sowie ethische und regulatorische Anforderungen konsequent umgesetzt werden. Das Vorhaben entsteht in enger Zusammenarbeit von Hochschulen, Kliniken, Industrie und öffentlichen Einrichtungen, um eine skalierbare, sichere Infrastruktur für Forschung, klinische Anwendung und Innovation zu errichten. Die erforderliche Vernetzung aller beteiligten Akteure aus Wissenschaft, Wirtschaft, Politik und Gesellschaft fördert das von der Bayerischen KI-Agentur aufgebaute **bayerische KI-Netzwerk BAIOSPHERE**.

Ein wichtiger Grundstein für das bayerische KI-Basismodell ist der ebenfalls im April 2026 auf den Weg gebrachte Ausbau der **bayerischen Blue Swan-Plattform**, die die Recheninfrastruktur mit weiteren 1.024 Hochleistungsprozessoren von NVIDIA erweitert, um das Training solcher sehr großen Basismodelle rechnerisch zu erleichtern.

5. Ethische, rechtliche und technische Aspekte

5.1. Evaluierung von KI im medizinischen Alltag

Obwohl KI-Systeme in retrospektiven medizinischen Studien wiederholt ihre Leistungsfähigkeit bei der Krankheitsklassifikation sowie der Vorhersage von Prognose oder Therapieansprechen gezeigt haben, wurden bislang nur vergleichsweise wenige KI-Tools in die klinische Praxis überführt. Kritiker weisen darauf hin, dass KI-Systeme in der Praxis möglicherweise weniger hilfreich sind, als es die Studien vermuten lassen: Sie könnten zu langsam oder zu kompliziert sein, um in realen medizinischen Umgebungen nützlich zu sein, oder es könnten sich unvorhergesehene Komplikationen aus der Art und Weise ergeben, in der Menschen und KI interagieren.

Auch basieren zahlreiche Arbeiten auf monozentrischen Datensätzen, was Fragen im Hinblick auf die Generalisierbarkeit unbeantwortet lässt. Dies stellt aber eine kritische Voraussetzung für den klinischen Einsatz dar. Daher müssen medizinischen Standards folgend prospektive **multizentrische randomisierte kontrollierte Studien** (Randomized Controlled Trials, RCTs) durchgeführt werden, um zu untersuchen, ob KI-basierte Systeme einen quantifizierbaren, positiven Einfluss haben, wenn sie in der realen Patientenversorgung eingesetzt werden. In jüngster Zeit haben bereits einige dieser Studien den medizinischen Nutzen von KI-Systemen getestet. Zur Bewertung wurde neben der Genauigkeit eine Vielzahl anderer Messgrößen herangezogen, die einen ganzheitlichen Blick auf die Auswirkungen von KI auf medizinische Systeme ermöglichen. Die jüngsten KI-spezifischen Erweiterungen der SPIRIT- und CONSORT-Leitlinien sowie die inzwischen veröffentlichten Leitlinien TRIPOD+AI für Prädiktionsmodelle und STARD-AI für diagnostische Genauigkeitsstudien können dazu beitragen, die Berichterstattung über medizinische KI zu standardisieren. Dadurch wird es einfacher, ihren Nutzen zu bewerten.

Darüber hinaus gewinnt die **formale Qualitätsbewertung** der eingesetzten KI-Systeme an Bedeutung: Die Akkreditierungen der anwendenden Einrichtungen sowie die Konformitätsbewertung der Produkte durch Benannte Stellen können sicherstellen, dass die Systeme nicht nur valide und reproduzierbar arbeiten, sondern auch den Anforderungen an Sicherheit, Transparenz und Risikomanagement im klinischen Umfeld genügen. Allerdings sind die entsprechenden Normen noch nicht vollständig etabliert. Die harmonisierenden Normen zum AI Act liegen beispielsweise noch nicht vollständig vor, weshalb der Geltungsbereich der entsprechenden Anforderungen für Hochrisiko-KI-Systeme verschoben werden musste (siehe 5.2.). Sowohl Hersteller als auch Anwender von KI-Systemen in der Medizin müssen daher derzeit noch mit Unsicherheiten bezüglich Konformität, Zulassung und Qualitätssicherung rechnen.

5.2. Rechtliche Rahmenbedingungen für die Nutzung von Gesundheitsdaten

Das große Potenzial von KI-Systemen in der Medizin wirft anspruchsvolle rechtliche Fragestellungen auf. Medizinische KI-Anwendungen unterliegen besonderen rechtlichen Anforderungen, um einen vertrauenswürdigen und sicheren KI-Einsatz zu gewährleisten. Neben spezifischen Rechtsvorschriften wie dem Medizinprodukte-recht sind vor allem das Datenschutz-, das Datennutzungs- und das in weiten Teilen anwendbare KI-Recht zu beachten. Hauptanliegen des Datenschutzrechts ist in diesem Kontext die Wahrung der Patientenhoheit und der informationellen Selbstbestimmung von Patientinnen und Patienten bei der Verarbeitung personenbezogener Daten im Zusammenhang mit medizinischen KI-Anwendungen. Zugleich ist die Bereitstellung von Gesundheitsdaten sowohl zur Erforschung von KI-basierten Ansätzen in der Medizin als auch zur Entwicklung von KI-basierten Medizinprodukten im Bereich Diagnose und Therapie von großer Bedeutung. Daher ist eine **nutzungs- und risikoorientierte Auslegung und Anwendung** datenrechtlicher Maßgaben notwendig, die einen gemeinwohlorientierten KI-Einsatz in der Medizin ermöglicht, ohne dass der Datenschutz als Hindernis wahrgenommen werden muss.

Das Datenschutzrecht, insbesondere die Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) und sektorale nationale Regelungen, klassifiziert Gesundheitsdaten als besonders sensible personenbezogene Daten. Ihre Verarbeitung unterliegt einem bestimmten Rechtfertigungsbedarf, an den erhöhte Anforderungen zu stellen sind. Für die Verarbeitung von Gesundheitsdaten kommt neben der ausdrücklichen Einwilligung eine Verarbeitung auf gesetzlicher Grundlage in Betracht. Eine solche wurde etwa mit § 6 Gesundheitsdatennutzungsgesetz (GDNG)

für die Sekundärnutzung von rechtmäßig gespeicherten Versorgungsdaten geschaffen. Soweit die Verarbeitung auf eine Einwilligung gestützt werden soll, können „breite“ oder „dynamische“ Einwilligungen eine Nutzung zu Forschungszwecken ermöglichen, selbst wenn die Forschungsvorhaben noch nicht abschließend bestimmt sind oder später neue Forschungsvorhaben hinzukommen. Beim Einsatz von KI-Anwendungen in der Medizin obliegt es den verantwortlichen Stellen, Datenschutz durch Technikgestaltung zu implementieren und bei risikobehafteten Anwendungen etwa eine Folgeabschätzung vorzunehmen.

Einen Paradigmenwechsel **vom Datenschutz hin zur Datennutzung** vollzog der EU-Normgeber mit seiner Datenstrategie aus dem Jahr 2020. Deren Ziel ist es, die Etablierung eines „europäischen Binnenmarkts für Daten“ für einen besseren Zugang und eine einfachere Nutzung verfügbarer Daten voranzutreiben. Dies soll neben erheblichen Aufwendungen in Infrastruktur und Kompetenzerwerb vor allem durch den Aufbau eines entsprechenden Regulierungsrahmens und die Schaffung sektoraler Datenräume gelingen. Der Data Governance Act soll durch Regelungen zu Datenvermittlungsdiensten und Datenaltruismus die Bedingungen für den Datenaustausch in der EU verbessern, den Rahmen für den Datenaustausch in der EU harmonisieren sowie grundlegende Daten-Governance-Maßstäbe etablieren. Der Data Act zielt insbesondere auf den Zugang zu und den Austausch von IoT-Daten ab, also Daten, die von vernetzten Objekten oder Sensoren im Internet der Dinge (Internet of Things, IoT) erfasst werden. Mit der Verordnung zum **Europäischen Gesundheitsdatenraum** (European Health Data Space, EHDS) wurde Anfang 2025 der erste Rechtsakt für einen sektoralen Datenraum im Bereich Gesundheit verabschiedet. Dies zeigt die besondere Relevanz der Datennutzung im Medizinsektor. Die Verordnung zielt auf eine **vereinfachte Primär- und Sekundärnutzung** von Gesundheitsdaten ab. Sie gilt gestuft ab März 2027, für die Sekundärnutzung im Wesentlichen ab März 2029. Auf nationaler Ebene hat das GDNG mit dem Forschungsdatenzentrum Gesundheit bereits vorbereitende Strukturen geschaffen.

Schon im August 2024 trat mit dem viel diskutierten AI Act die weltweit erste umfassende Regulierung von Künstlicher Intelligenz in Kraft. Kern des AI Acts ist ein **risikobasierter Regulierungsansatz**, der KI-Systeme je nach Einsatzszenario in unterschiedliche Risikostufen klassifiziert. Die Klassifikation erfolgt nach Kritikalität des KI-Einsatzbereichs für Grundrechte und weitere Interessen des Allgemeinwohls und sieht unterschiedliche Rechtsfolgen vor. Während manche KI-Systeme kategorisch verboten werden, müssen sog. Hochrisiko-KI-Systeme spezifische Anforderungen einhalten. Bestimmte KI-Systeme unterliegen spezifischen Transparenzanforderungen. Darüber hinaus enthält der AI Act eigene Vorschriften für KI-Modelle mit allgemeinem Verwendungszweck (General Purpose AI), zu denen auch die großen generativen Modelle zählen. Da es bei der Umsetzung des AI Acts zu Verzögerungen kam, insbesondere bei den sog. harmonisierten Normen, welche die Anforderungen an Hochrisiko-KI-Systeme konkretisieren sollen, wurde der Geltungsbeginn dieser Anforderungen durch den „Digitalen Omnibus“ zur KI auf Dezember 2027 bzw. für produktbezogene Systeme auf August 2028 verschoben.

Für KI in der Medizin besonders relevant ist das **Zusammenspiel von AI Act und Medizinprodukterecht**: Für KI-Systeme, die selbst Medizinprodukt oder In-vitro-Diagnostikum bzw. deren Sicherheitsbauteil sind, folgt die Risikoeinstufung des AI Acts der Klassifizierung nach der Medizinprodukte-Verordnung (MDR) bzw. der In-vitro-Diagnostika-Verordnung (IVDR). Dadurch gilt der Großteil der KI-gestützten Medizinprodukte als Hochrisiko-KI-System mit den entsprechenden umfangreichen Anforderungen. Um hier zu einer risikogerechteren Einstufung zu gelangen, hat die EU-Kommission einen Entwurf zur Überarbeitung beider Verordnungen veröffentlicht.

Doch auch trotz dieser geplanten Änderungen und der Konsistenz des risikobasierten Ansatzes muss der EU AI Act **als zentrale KI-Regulierung** künftig risikoorientiert ausgelegt werden, um nicht als Bremsklotz innovativer medizinischer KI-Anwendungen wahrgenommen zu werden. **Datenschutz darf kein Selbstzweck sein**: Letztlich sollte die Gestaltung der Gesetze und deren Umsetzung in Verordnungen bzw. Auslegung durch die Datenschutzbeauftragten den Schutz von Persönlichkeitsrechten und der Gesundheit von Patienten und Patientinnen zum Ziel haben.

5.3. Technische Rahmenbedingungen für die Nutzung von Gesundheitsdaten

Der breiten Einführung von KI-Methoden im Gesundheitswesen steht die derzeit geringe Verfügbarkeit von strukturierten Gesundheitsdatensätzen für das Training und die Validierung von Algorithmen gegenüber. Diese

Knappheit ist aber nicht nur auf die strengen Richtlinien zum Schutz von Patientendaten zurückzuführen, sondern auch auf die langsame Einführung standardisierter elektronischer Patientenakten (ePA), welche in Deutschland erst seit 2025 flächendeckend bereitgestellt werden. Im Bereich der medizinischen Bildgebung haben standardisierte Datenaustauschprotokolle wie der DICOM-Standard und digitale Datenspeicherlösungen das Problem der Verfügbarkeit von Datensätzen etwas entschärft. In Zukunft soll auch hier der Europäische Gesundheitsdatenraum verbesserte technische Möglichkeiten des standardisierten Datenaustausches ermöglichen. In Bayern wird zu diesem Zweck die **Bavarian Health Cloud (BHC)** entwickelt (siehe unten).

Anonymisierung (Veränderung eines Datensatzes in der Weise, dass die betroffene Person mit den vernünftigerweise einsetzbaren Mitteln nicht oder nicht mehr identifiziert werden kann) und Pseudonymisierung (Ersetzen identifizierbarer Merkmale durch Kennzeichen, die nur mit gesondert aufbewahrten Zusatzinformationen, etwa einer Zordnungstabelle, wieder einer Person zugeordnet werden können) – zusammenfassend als **De-Identifizierung** bezeichnet – sind derzeit die am weitesten verbreiteten Techniken zum Schutz der Privatsphäre bei medizinischen Daten. Rechtlich fallen pseudonymisierte Daten unter den Anwendungsbereich des Datenschutzrechts, insbesondere der DSGVO, anonymisierte Daten hingegen nicht. Jedoch wurden bislang sehr hohe bis unmögliche Anforderungen an die Anonymisierung von Daten gestellt. Hier zeichnet sich inzwischen ein pragmatischerer Ansatz ab: Der EuGH hat in einem wegweisenden Urteil im September 2025 klargestellt, dass auch pseudonymisierte Daten unter bestimmten Umständen für den Empfänger als anonymisiert gelten können, wenn dieser über keine Möglichkeiten verfügt, die betroffenen Personen zu re-identifizieren. Dies ermöglicht ein deutlich praktikableres Verständnis der Anonymisierung, wie es auch in den neu veröffentlichten Leitlinien zur Anonymisierung des Europäischen Datenschutzausschusses zum Ausdruck kommt. Dadurch werden zukünftig die Nutzung und das Training von KI-Modellen einfacher.

Auch wenn für bestimmte Anwendungen erfolgreich mit anonymisierten Daten gearbeitet werden kann, ist eine Nutzung von pseudonymisierten Daten mitunter vorzugswürdig. Die Möglichkeit einer **Re-Identifizierung** ist wichtig für verschiedenste Aspekte: Dadurch kann gewährleistet werden, dass Trainings- und Testdatensätze strikt getrennt bleiben, dass prospektiv erhobene Daten mit zuvor verwendeten Daten zusammengeführt werden und dass Datensätze gelöscht werden können, wenn Patientinnen und Patienten ihre Zustimmung widerrufen oder sich Gesetze ändern. Das Risiko einer ungewollten Re-Identifizierung durch Dritte hängt dabei auch von der Art der Daten ab: MRT-Scans des Kopfes können beispielsweise eine Gesichtsrekonstruktion ermöglichen, was ein höheres Risiko darstellt als andere Arten von Bildern. Techniken wie das Entfernen von Gesichtsmarkmalen aus Bildern können das Risiko der Re-Identifizierung zwar verringern, aber nicht ausschalten, was sich möglicherweise auf die Leistung der Algorithmen auswirkt. Eine sorgfältige Abwägung zwischen Patientennutzen und Datenschutz ist daher wichtig.

Um entsprechende Risiken zu minimieren, sind auch Methoden entwickelt worden, die es ermöglichen, KI-Modelle mit Daten so zu trainieren, dass sie dezentral in Krankenhausinformationssystemen gespeichert und damit nicht übertragen werden müssen. Ein Beispiel dafür ist das sog. **föderierte Maschinelle Lernen**, ein bemerkenswertes Konzept in dezentralen Systemen, das die Verteilung von Algorithmen für Maschinelles Lernen auf verschiedene Standorte oder Geräte ermöglicht. Bei diesem Prozess werden lokale Trainingsiterationen durchgeführt und die Aktualisierungen, wie z. B. die Gewichte eines neuronalen Netzes, an ein zentrales System zurückgegeben, um den Hauptalgorithmus zu verfeinern. Der Hauptvorteil besteht darin, dass die Daten im Krankenhaus verbleiben, sodass die Datenhoheit gewahrt bleibt, während gleichzeitig das Training des Algorithmus erleichtert wird.

Algorithmische Methoden zur Wahrung der Privatsphäre beinhalten die zufällige Veränderung von Daten oder Algorithmen, um einzelne Details zu verschleiern, während die statistischen Analysemöglichkeiten erhalten bleiben. **Differentielle Privatsphäre** (Differential Privacy, DP) ist eine Technik, bei der die Gesamtstatistik eines Datensatzes erhalten bleibt, so dass es schwierig ist, festzustellen, ob die Daten einer bestimmten Person in der Analyse verwendet wurden. So lassen sich beispielsweise Rückschlüsse auf den Zusammenhang zwischen Fettleibigkeit und Herzkrankheiten ziehen, ohne dass auf die Daten bestimmter Patientinnen und Patienten zugegriffen werden muss. Die DP schützt vor Rückschlüssen auf einzelne Personen durch Methoden wie das Hinzufügen von Rauschen zu den Daten oder die Anpassung des Algorithmus-Trainings, die für lokale Datenquellen wie Smartphones geeignet sind. Die Veränderung von Daten kann jedoch ihre Qualität beeinträchtigen und sich auf die Forschungsergebnisse auswirken, insbesondere in Bereichen wie der medizinischen Bildgebung. Bevor DP hier zum Standard wird, ist weitere Forschung erforderlich.

Beispiel:**Bavarian Health Cloud (BHC)
initiiert und unterstützt durch die bayerischen Staatsministerien für Wissenschaft und Kunst sowie
Gesundheit, Pflege und Prävention**

Mit der Bavarian Health Cloud (BHC) entsteht ein **Gesundheitsdatenraum**, der Bayerns Gesundheitsforschung und -industrie neue Innovationsmöglichkeiten eröffnet. Ziel ist es, Patientenrechte zu stärken und Forschende aus Wissenschaft und Industrie von organisatorischen Hürden zu befreien. Dafür wird eine datenschutzkonforme, leistungsstarke Infrastruktur mit einheitlichen Komponenten in Krankenhäusern aller Versorgungsstufen und zentralen Datenräumen aufgebaut. Die BHC vernetzt relevante Akteure, ermöglicht effizienten Datenaustausch und verhindert Datensilos. Lückenlose Patientendaten über verschiedene Leistungserbringer hinweg schaffen die Basis für datengetriebene Medizin, innovative KI-Technologien und neue Behandlungsmöglichkeiten. So steigen Versorgungsqualität und Ressourceneffizienz, während Bayerns Gesundheitswirtschaft einen entscheidenden Standortvorteil gewinnt.

6. Zusammenfassung und Handlungsempfehlungen

Künstliche Intelligenz kann bereits heute zentrale medizinische Prozesse verbessern und besitzt das Potenzial, die Diagnostik, Therapie, Prävention und biomedizinische Forschung grundlegend zu transformieren. KI kann Ärztinnen und Ärzte entlasten, die Patientenerfahrung verbessern, Diagnosen beschleunigen und die Versorgungsqualität erhöhen. Sie kommt in unterschiedlichem Umfang bereits in der radiologischen und pathologischen Diagnostik, der Präzisionsonkologie, der automatisierten Chirurgie sowie der datengetriebenen biomedizinischen Forschung zum Einsatz. Erfolgreiche KI-Anwendungen hängen jedoch entscheidend von der Verfügbarkeit qualitativ hochwertiger, sicher nutzbarer Gesundheitsdaten ab.

Damit KI in der Medizin ihr volles Potenzial entfalten kann, sind neben technischen und rechtlichen Rahmenbedingungen vor allem ein **leistungsfähiger, interoperabler Datenraum** und eine **moderne, sichere Dateninfrastruktur** erforderlich. Datenschutz und Datenpotenzial müssen dabei im Kontext von Patientenwohl, Transparenz und Sicherheit sorgfältig gegeneinander abgewogen werden.

Folgende Handlungsempfehlungen sieht die Ad hoc-Arbeitsgruppe als vorrangig an:

a) Gemeinsamer bayerischer Gesundheitsdatenraum

Die zentrale Empfehlung ist der schrittweise Aufbau eines interoperablen, sicheren und datenschutzkonformen bayerischen Gesundheitsdatenraums, der Patientennutzen und Krankheitsprävention in den Mittelpunkt stellt. Der Datenraum sollte:

- bei führenden Einrichtungen in München beginnen, insbesondere im Rahmen der Munich Medicine Alliance (M1), die LMU, TUM und Helmholtz Munich verbindet, und als funktionsfähiger Prototyp demonstrieren, wie klinische, diagnostische, Forschungs- und Verwaltungsdaten nach einheitlichen Standards verknüpft werden können
- als Blaupause für ein landesweites Modell, das Universitätsklinika, regionale Krankenhäuser und Forschungseinrichtungen verbindet, schrittweise auf ganz Bayern ausgeweitet werden
- bestehende Initiativen wie das Bayerische Zentrum für Krebsforschung (BZKF) und die Bavarian Health Cloud (BHC) für primäre und sekundäre Datennutzung integrieren

Ein solcher Datenraum bildet die Grundlage für robuste KI-Modelle, multizentrische Validierungsstudien und die Weiterentwicklung personalisierter Medizin. Gleichzeitig stärkt er Bayerns internationale Wettbewerbsfähigkeit und ermöglicht die sichere Nutzung multimodaler, patientennaher Gesundheitsdaten.

b) Elektronische Patientenakte, Datenstandardisierung und Interoperabilität

- Umsetzung der elektronischen Patientenakte in allen Versorgungseinrichtungen
- Standardisierung der Datenerfassung und Einführung einheitlicher Interoperabilitätsstandards (z. B. FHIR/HL7)
- Einbeziehung ambulanter und stationärer Behandlungspfade
- Integration individueller Gesundheitsdaten aus dem privaten Bereich (Wearables, Apps)

c) Stärkung einer Data-Sharing-Kultur

- Hochschulen, Kliniken und Forschungseinrichtungen sollen eine aktive Data-Sharing-Kultur etablieren, unterstützt durch klare Governance-Strukturen, transparente Verantwortlichkeiten und Schulungen
- Anreize für die Datenbereitstellung fördern, z. B. Publikationskredite oder Fördervoraussetzungen für Drittmittelprojekte
- Patienten aktiv einbeziehen, z. B. durch digitale Einwilligungsmodelle („dynamische Einwilligung“) zur Wahrung der informationellen Selbstbestimmung

d) Konsolidierung der rechtlichen und technischen Rahmenbedingungen

- Datenschutzrecht nutzer- und risikoorientiert ausgestalten, um medizinische Innovation nicht zu bremsen
- Umsetzung des European Health Data Space (EHDS) durch harmonisierte Standards und einheitliche Prozesse in Bayern sicherstellen
- Datenintegration fördern und klare Rahmenbedingungen schaffen
- Moderne Schutzmechanismen wie Föderiertes Lernen und Differenzielle Privatsphäre systematisch testen und in die Praxis überführen
- Transparente Kriterien für die Sekundärnutzung medizinischer Daten in der Bavarian Health Cloud und darüber hinaus festlegen

e) Integration von KI in klinische Prozesse und Ausbildung

- KI-Systeme frühzeitig in klinische Prozesse einbetten
- Ärztliche und pflegerische Ausbildung auf Nutzen und Risiken digitaler Transformation ausrichten
- Klinikerinnen und Kliniker aktiv in Design, Testung und Bewertung neuer KI-Modelle einbinden
- Klinischen Nutzen (Outcome, Zeitersparnis, Fehlerreduktion) über retrospektive Analysen und prospektive multizentrische Studien einschließlich Real-World-Daten belegen

Der Aufbau eines **interoperablen, sicheren und datenschutzkonformen bayerischen Gesundheitsdatenraums** bildet die Grundlage für den erfolgreichen Einsatz von KI in Medizin und Forschung. Durch die Kombination der Förderung der Interoperabilität, der konsequenten Integration von KI in klinische Prozesse sowie einer starken Data-Sharing-Kultur kann Bayern die Voraussetzungen für eine innovative, patientenzentrierte Versorgung und personalisierte Medizin schaffen. Gleichzeitig werden rechtliche, technische und ethische Rahmenbedingungen gestärkt. Dabei muss der Datenschutz so ausgestaltet sein, dass er die sichere, verantwortungsvolle Nutzung von Daten erlaubt, ohne medizinische Innovationen zu behindern.

7. Anhang: Die Startup-Szene in Bayern an der Schnittstelle von KI und Medizin

von Ana Casandra Draghici (Baiosphere Agency/Bayerische KI-Agentur)

Bayern nimmt im bundesweiten Vergleich eine **führende Rolle bei Startup-Gründungen** ein. 2025 wurde mehr als jedes fünfte neue Startup bundesweit in Bayern gegründet; die Zahl der Neugründungen stieg von 538 (2024) auf 785 (2025) – ein Wachstum von 46 %. München lag 2025 bei der Gründungsaktivität pro Kopf mit deutlichem Vorsprung vor Berlin.

Das Wachstum ist branchenübergreifend, wobei Software weiterhin der stärkste Sektor bleibt. Gleichzeitig gewinnt der medizinische Bereich deutlich an Bedeutung. Künstliche Intelligenz spielt dabei eine Schlüsselrolle: 27 % aller neu gegründeten Startups setzen **KI als wesentlichen Bestandteil** ihres Geschäftsmodells ein. Damit ist KI der wichtigste Wachstumstreiber der Startup-Szene.

An der Schnittstelle von KI und Medizin profitiert Bayern von einer starken Forschungslandschaft, leistungsfähigen Kliniken und einer aktiven Gründerszene. KI-basierte medizinische Start-ups adressieren zentrale Herausforderungen des Gesundheitswesens und positionieren sich entlang der gesamten medizinischen Wertschöpfungskette – von der Verbesserung der Diagnosesicherheit und Versorgungsqualität bis hin zu Effizienzsteigerung, personalisierter Medizin und biopharmazeutischer Produktion. Die wachsende Zahl an Neugründungen in diesem Bereich unterstreicht Bayerns Rolle als führender Standort für innovative, KI-gestützte Medizintechnologien und als Impulsgeber für die digitale Transformation im Gesundheitswesen. Ausgewählte Beispiele verdeutlichen, wie Innovationen an der Schnittstelle von KI und Medizin in marktfähige Lösungen überführt werden.

Beispiel:

Epicure
Das Startup, Gewinner des Münchener Businessplan Wettbewerbs 2024, entwickelt **neuartige Krebs-therapien** auf Basis epigenetischer Mechanismen, die gezielt die Genaktivität von Zellen beeinflussen, ohne die DNA selbst zu verändern. Der erste Anwendungsschwerpunkt liegt auf der Behandlung von Leukämien mit dem Ziel, wirksamere Therapien mit geringeren Nebenwirkungen zu ermöglichen.

Weitere Erfolgsgeschichten stammen aus dem Umfeld des Medical Valley Award des Freistaats Bayern. Die ausgezeichneten Startups stehen exemplarisch für die Vielfalt KI-gestützter Innovationen im Gesundheitswesen.

Beispiel:

Rivercyte
Das Startup entwickelt eine KI-gestützte Plattform zur **automatisierten Analyse lebender Zellen**. Die Technologie ermöglicht eine schnelle, datenbasierte Auswertung zellulärer Eigenschaften und eröffnet neue Einsatzmöglichkeiten in Forschung, Diagnostik und Wirkstoffentwicklung.

Im Bereich Versorgung und Prozesse zeigt sich das Potenzial von KI insbesondere bei Monitoring und Optimierungslösungen.

Beispiele:

inContAltert
Das Start-up nutzt KI-basierte Sensordatenanalyse, um das **Management von Inkontinenzpatientinnen und -patienten** zu verbessern und Pflegeprozesse effizienter zu gestalten.

IRUBIS setzt datengetriebene Echtzeit-Analyse ein, um **biopharmazeutische Produktionsprozesse** zu überwachen und zu optimieren.

Auch im Bereich digitaler Therapien und patientenzentrierter Versorgung sind bayerische Startups erfolgreich.

Beispiele:

Kaia Health entwickelt KI-gestützte digitale Therapeutika, insbesondere zur Behandlung **chronischer Rückenschmerzen**, bei denen intelligente Bewegungsanalysen Patientinnen und Patienten im Alltag unterstützen.

Telemedica ergänzt dieses Spektrum mit **personalisierten digitalen Gesundheitsbegleitern**, die Patientinnen und Patienten strukturiert durch Therapie- und Versorgungsprozesse führen und die Entwicklung regulatorisch konformer Digital-Health-Anwendungen ermöglichen.

8. Glossar

Intelligenz

Die Fähigkeit eines Individuums, komplexe Informationen zu verstehen, zu verarbeiten und daraus angemessene Schlussfolgerungen zu ziehen. Menschliche Intelligenz ist durch Breite, Flexibilität, Kreativität und emotionale Tiefe gekennzeichnet, wohingegen sich maschinelle Intelligenz auf spezialisierte Aufgaben fokussiert, extrem daten- und rechnergestützt ist und keine emotionale oder bewusste Dimension besitzt.

Künstliche Intelligenz (KI; Artificial Intelligence, AI)

Eine Familie von Algorithmen, die es Computern ermöglicht, menschliche Fähigkeiten wie logisches Denken, Lernen, Planen und Kreativität nachzuahmen. Durch KI können technische Systeme Probleme lösen und vorgegebene oder selbst gestellte Ziele erreichen. Manche KI-basierte Systeme sind in der Lage, ihr Handeln anzupassen und im Rahmen ihrer Implementierung autonom zu arbeiten.

Künstliche allgemeine Intelligenz (General Artificial Intelligence)

KI mit einem Intelligenzniveau, das den menschlichen kognitiven Fähigkeiten entspricht oder diese sogar übertrifft. Nach allgemeiner Expertenmeinung noch nicht realisiert, aber von vielen führenden Kognitionswissenschaftlern für möglich gehalten.

Algorithmus

Eine eindeutige, schrittweise Anweisung oder ein Verfahren zur Lösung eines Problems oder zur Durchführung einer Aufgabe. Diese besteht aus einer Folge genau definierter Anweisungen, die in einer bestimmten Reihenfolge ausgeführt werden.

ML-Modell (ML Model)

Algorithmen des Maschinellen Lernens, die anhand von Daten trainiert werden. Ein Modell wird für Vorhersagen verwendet.

Maschinelles Lernen (Machine Learning, ML)

Ein Teilbereich der Künstlichen Intelligenz, bei dem häufig statistische Verfahren eingesetzt werden, um Computern die Fähigkeit zu verleihen, aus Daten zu „lernen“. Dabei werden keine expliziten Anweisungen gegeben, wie dies zu geschehen hat. Dieser Prozess wird als „Training eines Modells“ bezeichnet, wobei schrittweise die Leistung des ML-Modells bei einer bestimmten Aufgabe verbessert wird.

Neuronales Netzwerk (Neural Network, NN)

Ein spezielles ML-Modell, das das menschliche Gehirn insofern nachahmt, dass es künstliche Neuronen miteinander verknüpft. Diese Neuronen verarbeiten Daten in einem koordinierten und durch Parameter adaptierbaren System. Sie werden unter Verwendung von Feedback trainiert und lernen so aus Fehlern. Dazu werden die Verknüpfungen der Neuronen (bildlich „Synapsen“) während des Trainingsprozesses so gestärkt oder geschwächt, dass eine Verbesserung der Schlussfolgerung von Eingangs- zu Ausgangsinformationen erreicht werden kann. NN können sehr große Trainingsdatenmengen verarbeiten und kontinuierlich lernen, bis schließlich keine weitere Verbesserung des ML-Modells mehr möglich ist.

Tiefes Lernen (Deep Learning, DL)

Ein Ansatz der Künstlichen Intelligenz, dessen Kern vielschichtige neuronale Netzwerke bilden. Tiefes Lernen orientiert sich daran, wie Neuronen im Gehirn komplexe Muster in Daten erkennen. Der Begriff „tief“ bezieht sich auf die vielen Schichten von Neuronen, die den heutigen Modellen dabei helfen, reichhaltige Repräsentationen von Daten zu lernen.

Transformer

Ein ML-Modell mit NN-Architektur, das speziell zur Verarbeitung von Sequenzen wie Sätzen oder Text entwickelt wurde. Es wurde erstmals 2017 beschrieben und hat seitdem erheblich zu Fortschritten in der Verarbeitung natürlicher Sprache (Natural Language Processing, NLP) beigetragen. Durch seine spezifische Struktur kann ein Transformer viele Eingabesequenzen parallel verarbeiten, was die Effizienz erhöht und Trainingszeiten verkürzt. ChatGPT, wobei GPT für „generative pre-trained transformer“ steht, nutzt Transformer für die Übersetzung, Textzusammenfassung und Fragebeantwortung.

Basismodell (Foundation Model)

Ein Transformer-basierter Algorithmus, der mit extrem großen und vielfältigen Datensätzen vortrainiert wurde und Wissen von einer Aufgabe auf eine andere übertragen kann. Nach dem Training kann das Basismodell unbegrenzt oft auf verschiedene Aufgabentypen feinabgestimmt werden. Basismodelle sind in der Lage, eine Vielzahl allgemeiner Aufgaben wie das Verstehen von Sprache, das Generieren von Text und Bildern und die Konversation in natürlicher Sprache zu erfüllen.

Großes Sprachmodell (Large Language Model, LLM)

Ein Basismodell, das in der Lage ist, eine Vielzahl von Aufgaben der Verarbeitung natürlicher Sprache (NLP) auszuführen. LLMs sind zumeist Transformer-Algorithmen und werden auf großen Mengen von (oft) Textdaten trainiert, um das nächste Wort auf selbstüberwachte Weise vorherzusagen. Dadurch können sie Text oder andere Inhalte erkennen, übersetzen oder generieren.

Prompt

Eine Benutzereingabe, die häufig in natürlicher Sprache verfasst ist und dazu dient, ein LLM anzuweisen, z. B. einen neuen Text zu erzeugen oder eine Aktion durchzuführen.

Generative KI (Generative AI)

Eine Form des maschinellen Lernens, die Text, Video, Bilder und andere Arten von Inhalten auf der Grundlage vorher erlernter Basismodelle erzeugen kann. ChatGPT, DALL-E, Bing und Bard sind Beispiele für Anwendungen der generativen KI, die Text, Bilder, Videos oder spezielle andere Ausgaben (Musiknoten, Kochrezepte, Möbelbaupläne, ...) ausgehend von der Eingabe von Benutzern (Prompts) oder von Dialogen erzeugen.

Erklärbare KI (Explainable AI)

Bezeichnet Verfahren, die es ermöglichen zurückzuverfolgen, welche konkreten Merkmale der verwendeten Eingabedaten für die KI-Vorhersage eine besondere Relevanz für das Ergebnis haben.

Agentische KI (Agentic AI)

Bezeichnet eine Form von Künstlicher Intelligenz, die nicht nur Daten verarbeitet oder Empfehlungen gibt, sondern auf Basis von durch den Nutzer vorgegebenen Zielen eigenständig handelt und Entscheidungen trifft, ähnlich wie ein „Agent“ in der realen Welt.

Chatbot-Software

KI, die durch Text- oder Sprachinteraktion mit Nutzern kommuniziert und aktuell üblicherweise auf LLMs basiert.

Selbstüberwachtes Lernen (Self-Supervised Learning, SSL)

Eine Form des unüberwachten Lernens, bei der keine oder nur wenige manuell gelabelte (steht in der Fachsprache dafür, dass die korrekte Zuordnung der Daten zu verschiedenen Klassen für das Lernen des Algorithmus bekannt ist) Daten benötigt werden. Die Rohdaten werden stattdessen auf automatisierte Weise modifiziert, um künstliche Zuordnungen zu erzeugen. Aus diesen Zuordnungen lernt der Algorithmus. Ein Beispiel für SSL ist das Lernen, einen Text zu vervollständigen: in einem Satz werden zufällige Wörter ausgeblendet und der Algorithmus muss versuchen, die fehlenden Wörter vorherzusagen.

9. Ausgewählte Literatur und Links

Federated electronic health records for the European Health Data Space. Raab, R., Küderle, A., Zakreuskaya, A., Stern, A.D., Klucken, J., Kaissis, G., Rueckert, D., Boll, S., Eils, R., Wagener, H., Eskofier, B.M. Lancet Digit Health, 2023, 5(11), e840-e847, DOI: 10.1016/S2589-7500(23)00156-5

Federated Learning for Healthcare: Systematic Review and Architecture Proposal, Antunes, R.S., da Costa, C.A., Küderle, A., Yari, I.A., Eskofier, B.M. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2022,13(4), 1-23, DOI: 10.1145/3501813

Hatzikotoulas K, Southam L, Stefansdottir L, Boer CG, McDonald ML, ..., Zeggini E. Translational genomics of osteoarthritis in 1,962,069 individuals. Nature 2025, 641:1217-1224. PMID: 40205036.

Suzuki K, Hatzikotoulas K, Southam L, Taylor HJ, Yin X, Lorenz KM, Mandla R, Huerta-Chagoya A, ..., Zeggini E. Genetic drivers of heterogeneity in type 2 diabetes pathophysiology. Nature 2024, 627:347-357. PMID: 38374256.

Bercea C, Wiestler B, Rueckert D, Schnabel JA. Evaluating Normative Representation Learning in Generative AI for Robust Anomaly Detection in Brain Imaging. Nature Communications 16, 1624 (2025). 10.1038/s41467-025-56321-y

Spieker V, Eichhorn H, Hammernik K, Rueckert D, Preibisch C, Karampinos D, Schnabel JA. Deep Learning for Retrospective Motion Correction in MRI: A Comprehensive Review. IEEE Transactions on Medical Imaging (2024) 43(2): 846-859. 10.1109/TMI.2023.3323215

Lekadir K, ..., Schnabel JA, ..., and the FUTURE-AI Consortium. FUTURE-AI: International consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare, BMJ (2025) 388:e081554. 10.1136/bmj-2024-081554

Yépez VA, Gusic M, ..., Gagneur J et al. Clinical implementation of RNA sequencing for Mendelian disease diagnostics. Genome Medicine, 2022, PMID: 35379322

Tomaz da Silva P, ..., Gagneur J et al. Nucleotide dependency analysis of DNA language models reveals genomic functional elements. Nature Genetics, 2025, PMID: 41073788

Maier-Hein, Lena, Matthias Eisenmann, Duygu Sarikaya, Keno März, Toby Collins, Anand Malpani, ..., Nassir Navab et al. Surgical data science—from concepts toward clinical translation. Medical Image Analysis 76 (2022): 102306.

AI-powered spatial cell phenomics enhances risk stratification in non-small cell lung cancer. Schallenberg S, Dernbach G, ... Alber M, Müller KR & Klauschen F. Nature Communications. 2025 Nov 16, 9701. <https://doi.org/10.1038/s41467-025-65783-z>

Decoding pan-cancer treatment outcomes using multimodal real-world data and explainable artificial intelligence. Keyl J, Keyl P, ..., Klauschen F*, Kleesiek J*. Nature Cancer. 2025 Jan 30.

AI-based Anomaly Detection for Clinical-Grade Histopathological Diagnostics. Dippel J, Prenißl N, Hense J, Lizerski P, ..., Ruff L, Müller KR, Klauschen F. NEJM AI. 2024.

Klein D, Palla G, Lange M, Klein M, Piran Z, Gander M, Meng-Papaxanthos L, Sterr M, Saber L, Jing C, Bastidas-Ponce A, Cota P, Tarquis-Medina M, Parikh S, Gold I, Lickert H, Bakhti M, Nitzan M, Cuturi M, Theis FJ. Mapping cells through time and space with moscot. Nature. 2025 Feb; doi: 10.1038/s41586-024-08453-2

Sikkema, L., Ramírez-Suástegui, C., Strobl, D.C., ..., Theis, F. J. et al. An integrated cell atlas of the lung in health and disease. Nature Medicine 29, 1563–1577 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02327-2>

www.bayern-innovativ.de/leistungen/projekttraeger/projekttraeger-bayern/medical-valley-award/erfolgsgeschichten – www.ottonova.de/digital/digital-health-startups – www.startupdetector.de – www.appliedai-institute.de/ai-startups-deutschland – www.ai-bay.eu – www.baiosphere.org

10. Mitglieder der Ad hoc-Arbeitsgruppe „KI in der Medizin“ der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

Sprecher

Prof. Dr. Markus Schwaiger
Präsident der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

Prof. Dr. Matthias Tschöp
Präsident der LMU München

Mitglieder

Prof. Dr. Daniel Cremers
Lehrstuhl für Computer Vision and Artificial Intelligence der TU München

Prof. Dr. Bjoern Eskofier
Lehrstuhl für KI-unterstützte Therapieentscheidungen der LMU München

Prof. Dr. Julien Gagneur
Lehrstuhl für Computational Molecular Medicine der TU München

Prof. Dr. Dirk Heckmann
Lehrstuhl für Recht und Sicherheit der Digitalisierung der TU München

Prof. Dr. Frederick Klauschen
Vorstand des Pathologischen Instituts der LMU München

Prof. Dr. Ruth Müller
Professur für Wissenschafts- und Technikpolitik der TU München

Prof. Dr. Nassir Navab
Lehrstuhl für Informatikanwendungen in der Medizin und Augmented Reality der TU München

Prof. Dr. Daniel Rückert
Direktor des Instituts für KI und Informatik in der Medizin, TUM Klinikum rechts der Isar und TU München

Prof. Dr. Julia Schnabel
Direktorin des Institute of Machine Learning in Biomedical Imaging, Helmholtz Munich

Prof. Dr. Fabian Theis
Direktor des Computational Health Center, Helmholtz Munich und Lehrstuhl für Mathematische Modellierung biologischer Systeme der TU München

Prof. Dr. Dr. Eleftheria Zeggini
Direktorin des Institute of Translational Genomics, Helmholtz Munich und TUM Klinikum Rechts der Isar

Wissenschaftliche Koordination

Dr. Susanna Streubel

Die Bayerische Akademie der Wissenschaften ist zugleich außeruniversitäre Forschungseinrichtung und Gelehrten-gemeinschaft. Sie vernetzt Gelehrte über Fach- und Ländergrenzen hinweg, wirkt mit ihrer wissenschaftlichen Expertise in Politik und Gesellschaft, fördert gezielt den wissenschaftlichen Nachwuchs und ist ein Forum für den Dialog zwischen Wissenschaft und Öffentlichkeit. Sie betreibt innovative Langzeitforschung, die in den Geisteswissenschaften v. a. zur Sicherung des kulturellen Erbes dient. Zur Akademie gehören das Leibniz-Rechenzentrum, eines der größten Supercomputing-Zentren Europas, das Bayerische Forschungsinstitut für Digitale Transformation und das Walther-Meißner-Institut für Tieftemperaturforschung.

Alfons-Goppel-Straße 11
80539 München

T +49 (0)89 23031-0
www.badw.de
info@badw.de

BAYERISCHE
AKADEMIE
DER
WISSENSCHAFTEN