

Mit Künstlicher Intelligenz in die Zukunft der Medizin. Auf dem Weg zur geschlechtergerechten Medizin

1 Einleitung

Die rasante Entwicklung von Künstlicher Intelligenz (KI) verändert die Gesundheitsversorgung grundlegend. KI bietet nicht nur die Möglichkeit, Prozesse effizienter zu gestalten, sondern auch, Diagnosen und Behandlungen präziser und individueller zu gestalten. Zudem stellt sich die Frage, wie eine geschlechtergerechte Medizin in diesem digital transformierten Umfeld realisiert werden kann. Der Beitrag beleuchtet ausgewählte KI-Anwendungen und untersucht, wie geschlechtersensible Perspektiven implementiert werden können (Bures et al. 2023; Liebert et al. eingereicht; Antweiler et al. 2024).

2 Anwendungsbeispiele aus der medizinischen Praxis

Ein prominentes Beispiel für den Einsatz von KI ist die automatisierte Analyse von Hautkrebs. Durch den Einsatz einer mobilen Anwendung, die Hautveränderungen mithilfe ausgefeilter Algorithmen auswertet, können potenziell gefährliche Melanome frühzeitig erkannt und von harmlosen Hautveränderungen unterschieden werden (Okita et al. 2024). Eine weitere bedeutende Anwendung ist die Interpretation von Mammografiebildern. Hier ermöglicht KI die Erkennung feinsten Details, die dem menschlichen Auge verborgen bleiben, und leistet so einen wichtigen Beitrag zur frühzeitigen Brustkrebsdiagnose (Prasurjya 2024). In der geschlechter-

sensiblen Medizin sind Unterschiede in der Herzinfarkt Diagnostik bekannt: Während klassische Symptome wie Brustschmerzen bei Männern dominieren, zeigen Frauen oft unspezifischere Anzeichen, die historisch unterschätzt wurden. KI kann hier dazu beitragen, Risikoindikatoren geschlechterspezifisch zu identifizieren und so eine präzisere Diagnostik zu ermöglichen (Kumar/Navyasri 2023).

2.1 KI-Anwendungen am Universitätsklinikum Essen

Das Universitätsklinikum Essen nimmt eine Vorreiterrolle bei der Integration innovativer KI-Technologien in die klinische Praxis ein. Ein Beispiel hierfür ist die Body Composition Analysis, welche die Auswertung von CT-Scans erweitert. Diese Technologie ermöglicht es, verschiedene Gewebearten wie Fettgewebe, Muskelmasse und pathologische Befunde wie Tumore automatisch zu analysieren und zu quantifizieren. Dadurch wird eine detaillierte Darstellung der Gewebearten erreicht, die präzise Therapieentscheidungen und eine personalisierte Behandlungsplanung unterstützt (Hosch et al. 2022).

Ein weiteres Einsatzgebiet ist die Endoskopie mit KI-Unterstützung, die die Detektionsrate von Polypen erhöht, welche bei manuellen Untersuchungen leicht übersehen werden könnten. Die KI erkennt nicht nur Polypen, sondern klassifiziert sie auch nach ihrem Typ, was eine gezielte Entfernung und weitere Risikoabschätzung ermöglicht (Afzalpurkar/Goenka/Kochhar 2023).

Auch bei Herzkatheteruntersuchungen spielt KI eine bedeutende Rolle, indem sie den Einsatz von Kontrastmitteln reduziert. Dies schont die Nieren der PatientInnen, während dennoch eine hochauflösende Bildgebung beibehalten wird. Zudem können Engstellen in den Herzgefäßen sichtbar gemacht und präzise lokalisiert werden, was die Diagnose verbessert und die Therapie unterstützt (Cau 2023).

Ein weiteres innovatives Projekt umfasst die Gesichtserkennung zur Früherkennung von Krankheiten, insbesondere einer Herzinsuffizienz. Hierbei sollen KI-basierte biometrische Technologien subtile Veränderungen im Gesicht erkennen, die auf eine Herzinsuffizienz hinweisen könnten. Diese Methode birgt das Potenzial, einen wichtigen Beitrag zur frühzeitigen Diagnose zu leisten (AI-Tekreeti et al. 2024).

2.2 Nutzung von natürlicher Sprache am Point of Care

Neben den diagnostischen Anwendungen spielt KI auch eine bedeutende Rolle bei der Überwindung von Sprachbarrieren in der PatientInnenkommunikation. Die Simultanübersetzung ermöglicht es, dass PatientInnen in ihrer Muttersprache sprechen, während das medizinische Personal die Antworten in Echtzeit in übersetzter Form erhält. Diese Anwendung ist insbesondere in multikulturellen Regionen und Gesundheitseinrichtungen mit hoher Diversität von Bedeutung (Sarella/Mangam 2024).

2.2.1 Integration von multimodaler Steuerung, Sprachassistenzsystemen und KI-gestützter Arztbriefgenerierung im Rahmen von SmartHospital.NRW

Das Universitätsklinikum Essen ist Teil des großangelegten Forschungsprojekts SmartHospital.NRW, das vom Ministerium für Wirtschaft, Industrie, Klimaschutz und Energie des Landes Nordrhein-Westfalen (MWIKE) gefördert wird. Ziel des Projekts ist es, technologische Innovationen in die klinische Praxis zu integrieren und damit sowohl die Effizienz der Arbeitsabläufe als auch die PatientInnensicherheit zu verbessern (Nickel et al. 2022; Lückerrath et al. 2024).

Ein Beispiel aus dem Projekt ist die Entwicklung einer multimodalen Steuerung von Großgeräten in sterilen Bereichen wie der Angiografie. In solchen hochsensiblen Umgebungen, in denen strenge Anforderungen an die Sterilität herrschen, bietet sich der Einsatz von sprach- und gestenbasierten Steuerungstechnologien besonders an. Mithilfe dieser Technologien können Röntgenbilder beispielsweise per Sprachbefehl aufgerufen, herangezoomt und angepasst sowie



Elisabeth Liebert.



Dominik Bures (beide Fotos: Bettina Steinacker).

Befunde angezeigt werden. Dies ermöglicht es dem medizinischen Personal, sich voll und ganz auf den Eingriff zu konzentrieren, ohne die sterile Umgebung zu gefährden (Nickel et al. 2022). Darüber hinaus könnten Sprachassistenzsysteme in PatientInnenzimmern eingesetzt werden, um einfache Aufgaben zu automatisieren und so das Pflegepersonal zu entlasten. Beispiele hierfür sind das Verfassen von Tagebucheinträgen oder das Bereitstellen von Informationen über Diagnosen. Diese Automatisierung bietet den PatientInnen ein hohes Maß an Selbstständigkeit und Komfort und reduziert gleichzeitig den Arbeitsaufwand für Pflegekräfte (Liebert et al. eingereicht). Ein weiteres Projekt ist die KI-gestützte Arztbriefgenerierung. Hier werden Sprachmodelle genutzt, um das Erstellen der Arztbriefe zu automatisieren und die Effizienz zu erhöhen (Klug et al. 2024).

2.3 Einbindung in ein KI-Ökosystem

Die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten von KI in der Medizin zeigen ein enormes Potenzial, die Versorgung von PatientInnen zu revolutionieren. Dabei ist es von zentraler Bedeutung, geschlechtergerechte Ansätze zu fördern, um eine faire und ausgewogene Gesundheitsversorgung zu

gewährleisten. Die Implementierung solcher Ansätze am Universitätsklinikum Essen demonstriert, wie innovative KI-Lösungen praxisnah eingesetzt werden können, um sowohl die Effizienz zu steigern als auch die PatientInnensicherheit zu verbessern (Bures et al. 2023; Liebert et al. eingereicht). Die beschriebenen Anwendungen sind Teil eines umfassenden KI-Ökosystems, das eine nahtlose Integration verschiedener Prozesse im Krankenhaus anstrebt. Ziel ist es, PatientInnen, medizinisches und pflegerisches Personal, aber auch Angehörige bestmöglich zu unterstützen. Ein wesentlicher Aspekt bei der Implementierung solcher Systeme ist die Vermeidung von Verzerrungen (Bias). Dies erfordert eine sorgfältige Auswahl und Überprüfung der Trainingsdaten sowie eine kontinuierliche Überwachung der eingesetzten Modelle (Vorisek et al. 2023).

3 Daten und Diversität

Daten und Diversität sind für die Entwicklung innovativer KI von besonderer Bedeutung. Technologien sind dabei nicht per se als objektiv und neutral anzusehen. Vielmehr werden vorgefasste bzw. bestehende kulturelle und normative Annahmen bereits bei der Entwicklung der KI in diese eingebettet, ohne dass es den EntwicklerInnen bewusst ist oder bei der Anwendung der KI deutlich zutage tritt. Diese bereits eingeschriebenen Vorannahmen nehmen wiederum Einfluss darauf, wie wir die Welt um uns herum mithilfe der KI wahrnehmen und interpretieren (vgl. Haltaufderheide/Rangisch 2024: 100).

Ebenso wenig wie Technologien sind Daten an sich objektiv. Vielmehr sind Daten immer an ihren (gesellschaftlichen) Erhebungs- und (wissenschaftlichen) Interpretationskontext gebunden. Werden Daten losgelöst von diesem Kontext betrachtet, verlieren sie ihre Bedeutung und ihren Wert. Durch die Definition, was mit den erhobenen Daten abgebildet werden soll, und durch die Interpretation, was diese Daten bedeuten, werden immer subjektive Vorannahmen getroffen und mögliche, alternative Definitionen und Interpretationen ausgeschlossen. Insbesondere bei komplexen (sozialen) Phänomenen kann die mathematische Definition des Phänomens zu einer Reduktion der Komplexität führen und einzelne qualitative Aspekte gehen verloren (Boyd/Crawford 2012: 670–671).

Vor diesem Hintergrund können bestehende Geschlechterungleichheiten in Tech-Unternehmen und der KI-Branche zu einem Problem werden. Beispielsweise sind 80 % der KI-Professuren mit Männern besetzt und der Anteil an Frauen unter professionellen Software-Ent-

wicklerInnen beträgt lediglich 6 % (UNESCO 2024). Als Ursachen kommen unter anderem tradierte Rollenvorstellungen und stereotype Fähigkeitszuschreibungen in Betracht (Young/Wajcman/Sprejer 2023: 403–406). Um eine allen Geschlechtern zugängliche und zuträgliche KI zu entwickeln, wäre aber ein ausgewogenes Verhältnis der Geschlechter bei den Trainingsdaten und der Zusammensetzung der Entwicklungsteams notwendig. Andernfalls besteht das Risiko, die bestehenden Stereotype durch die technologische Entwicklung weiter- und festzuschreiben. Weiterhin gefährdet die gegenwärtige Geschlechterungleichheit in der Entwicklung von KI die gleichberechtigten Partizipationsmöglichkeiten, und zwar sowohl hinsichtlich der Entwicklung zukünftiger Technologien als auch hinsichtlich der Nutzung bestehender Technologien (Young/Wajcman/Sprejer 2023: 409).

Gerade hinsichtlich der Gesundheitsversorgung ist es aber wichtig, beide Geschlechter gleichrangig zu betrachten. Hierunter fallen auch Anstrengungen und Maßnahmen, um Bias in der KI zu minimieren bzw. zu vermeiden.

4 Bias und KI

Allgemein können unter Bias statistische oder kognitive Verzerrungen verstanden werden. Kognitive Verzerrungen treten bei Menschen auf, während statistische Bias auf KI-Modelle bezogen sind. Statistische Bias können im Zuge der Datenerhebung oder durch die Gewichtung in den mathematischen Modellen entstehen. Von Bias gibt es mittlerweile unzählige verschiedene Typen, sodass eine detaillierte Auflistung fast unmöglich ist. Suresh und Gutttag (2021) entwickelten daher einen Bias-Framework, der auf dem Entwicklungszyklus eines Machine-Learning-Modells basiert. Suresh und Gutttag verstehen Bias als „distinct sources of harm“ (Suresh/Gutttag 2021: 4), die an verschiedenen Stellen des Entwicklungszyklus auftreten können. Die von beiden benannten Bias sind dabei als eine Art Kategorie zu verstehen, in die sich verschiedene Bias-Typen abhängig von ihrem Auftreten im Entwicklungszyklus einordnen lassen (Suresh/Gutttag 2021: 4). In die Phase der Datenerhebung ordnen Suresh und Gutttag drei Hauptquellen von Schaden ein, nämlich Historical Bias, Representation Bias und Measurement Bias. Weitere vier Hauptquellen von Schaden lassen sich der Phase der Modell-Entwicklung bzw. der Modell-Implementierung zuordnen: Aggregation Bias, Learning Bias, Evaluation Bias und Deployment Bias. So beschreiben Historical Bias das Fortführen und Verfestigen von in der Vergangenheit

festgelegten Zuschreibungen (Suresh/Guttag 2021: 4–6). Zum Beispiel können Sprachmodelle stereotype Zuschreibungen von einzelnen Wörtern fortführen und verfestigen. Etwa indem die Begriffe *nurse* und *Ingenieur* in entsprechend explizit weiblichen oder männlichen Kontexten auftreten. Ein Representation Bias tritt klassischerweise auf, wenn die Datengrundlage des KI-Modells eine oder mehrere Personengruppen nicht erfasst. In Bezug auf diese Personengruppen wird das KI-Modell dann nur ungenaue oder gar keine Ergebnisse liefern können (Suresh/Guttag 2021: 4–5). Aggregation Bias kann zum Beispiel auftreten, wenn ein *one-size-fits-all*-Modell entwickelt und angewendet wird. Ein solches Modell erfasst nicht unbedingt gruppenspezifische Bedürfnisse und Eigenschaften und schließt die betroffenen Personengruppen somit von den Vorteilen der KI aus (Suresh/Guttag 2021: 5). Ein Evaluation Bias kann sich ebenfalls auf die Verteilung innerhalb der Datengrundlage der KI beziehen. Sofern die Verteilung der Evaluationsdatensätze nicht der Verteilung des tatsächlichen Anwendungskontextes entspricht, besteht das Risiko, das KI-Modell im Rahmen der Evaluierung als adäquat zu beurteilen, obwohl es in der tatsächlichen Anwendung keine adäquaten Ergebnisse liefert (Suresh/Guttag 2021: 6).

Beim Einsatz von KI in der Medizin ist es besonders wichtig, Schaden für die PatientInnen zu vermeiden. Cirillo et al. (2023) verstehen unter Bias Verzerrungen in Datensätzen, die PatientInnen entweder schaden oder aber zugutekommen können. Unerwünschter Bias (im Sinne von Verzerrung) folgt häufig aus nicht repräsentativen Datensätzen und kann zu Diskriminierung und Stigmatisierung, Ablehnung sowie Fehl- oder Falschbehandlungen führen. Die Zuordnung der Daten zu Gender und Geschlecht können für die PatientInnen allerdings von Vorteil sein. Auf diese Weise ist es möglich, neue Erkenntnisse zu gewinnen sowie geschlechtsspezifische Krankheitsverläufe besser zu untersuchen und zu verstehen. Dies wiederum kann zu einer verbesserten Diagnose und Therapie der Krankheiten führen (Cirillo et al. 2023: 2–3). Das Nicht-Beachten geschlechts- bzw. genderspezifischer Aspekte und Zuordnungen kann hingegen zu einem Gender Bias führen.

4.1 Gender Bias und Gender Data Gap

Der Gender Bias eines KI-Modells ist dabei kein einzelner, konkret abgesteckter Bias, sondern kann sich aus mehreren der oben genannten Bias-Kategorien speisen. So kann in jeder der vorgestellten Hauptquellen von Schaden eine

Verzerrung zuungunsten der Geschlechtersensibilität vorliegen. Oft liegt die Ursache eines Gender Bias in fehlenden geschlechtsspezifischen Daten – der Gender Data Gap. Ein Gender Bias kann aber auch durch kognitive Verzerrungen in den der Technik zugrunde liegenden Annahmen verursacht werden. Beispielsweise werden Präventionsangebote und Diagnostikverfahren bei Brustkrebskrankungen für gewöhnlich ausschließlich auf Frauen bezogen und für Frauen entwickelt. Allerdings wird 1 von 100 Brustkrebsdiagnosen für einen Mann gestellt (Deutsche Krebsgesellschaft: o. Z.). Auch in diesem Fall liegt ein Gender Bias vor, der seinen Ursprung hauptsächlich in der allgemeinen Annahme hat, dass Brustkrebs eine frauenspezifische Erkrankung sei.

Dies bedeutet, dass sich Gender Bias und Gender Data Gap gegenseitig beeinflussen können. Beispielsweise haben Tomašev et al. (2019) in einer Studie einen Algorithmus näher untersucht, mit dem sich akutes Nierenversagen während eines stationären Aufenthaltes vorhersagen lässt. Dabei stellten sie fest, dass die Vorhersagen des Algorithmus für Patientinnen deutlich schlechter waren als die für Patienten. Dem entdeckten Gender Bias lag ein Representation Bias zugrunde, denn die genutzten Datensätze stammten aus einem medizinischen Zentrum für US-Veteranen. Frauen waren daher in den gewählten Datensätzen deutlich unterrepräsentiert. In diesem Fall führte die Gender Data Gap zum Gender Bias. Bei einer Fallstudie hingegen, die geschlechtsspezifische Analysen bei Covid-19-Studien untersuchte, stellten Brady et al. (2021) fest, dass lediglich 18 % der Studien geschlechtsspezifische Ergebnisse oder geschlechtsspezifische Untergruppenanalysen aufwiesen. Trotz der bekannten geschlechtsspezifischen Auswirkungen des Corona-Virus (Brady et al. 2021: 2) wurden Gender- und Geschlechtszuordnungen bei der Mehrheit der Studien von vorneherein nicht beachtet – und der Gender Bias führte zu einer Gender Data Gap. Ein auf dieser verzerrten Datengrundlage trainiertes KI-Modell liefere Gefahr, den Gender Bias zu verfestigen.

Eine Möglichkeit, Gender Bias und Gender Data Gap zu minimieren, könnte die Vorgabe von paritätischen Datensätzen sein. Zumindest im medizinischen Bereich weisen Studien darauf hin, dass eine paritätische Verteilung zwischen Männern und Frauen in den Datensätzen zu einer besseren Performance der entsprechenden KI-Modelle führt (Brady et al. 2021; Chung et al. 2021; Larrazabal et al. 2019). Genauso wichtig wie adäquate Datensätze ist allerdings auch das Bewusstsein für Gender Data Gap und Gender Bias bei allen Beteiligten (vgl. Suresh/Guttag 2021: 6).

4.2 Bias-Bewusstsein bei KI-Expert:innen

In einer gemeinsamen Studie untersuchten die Charité Berlin und die Universitätsmedizin Essen, inwieweit Bias-Risiken unter KI-ExpertInnen bekannt sind (Vorisek et al. 2023). 75 % der Befragten waren sich über Bias-Risiken und mögliche Voreingenommenheit durch KI im Klaren, allerdings testeten nur 52 % ihre eigenen KI-Modelle auf das tatsächliche Vorkommen von Bias. Als Ursachen von Bias identifizierten die Befragten das Fehlen von adäquaten Datensätzen, entsprechende Guidelines zur Erstellung angemessener (fairer) Datensätze und schlicht das Wissen um mögliche Verzerrungen. Die Mehrheit der Befragten sprach sich zudem dafür aus, Parameter wie Alter und biologisches Geschlecht in Datensätze aufzunehmen, die für die Entwicklung von KI genutzt werden.

4.3 Lösungsansätze der Universitätsmedizin Essen

Der Themenkomplex Gender Bias, Gender Data Gap und geschlechtersensible Medizin bleibt an der Universitätsmedizin Essen nicht unbeachtet. Auch wenn das Ziel einer geschlechtergerechten Medizin noch nicht erreicht ist, sind bereits einige Schritte unternommen worden, um diesem Ziel näher zu kommen.

Am Institut für Künstliche Intelligenz in der Medizin (IKIM) sind relativ viele EntwicklerInnen tätig. So soll von vorneherein sichergestellt werden, dass Annahmen und Ansichten zu den Funktionsweisen der entwickelten KI-Modelle nicht zu einseitig werden. Zudem werden klinisch tätige MedizinerInnen in die Entwicklungsprozesse eingebunden. Auf diese Weise werden die jeweiligen KI-Modelle genau passend für den klinischen Bedarf entwickelt. Bei der Erstellung der Datensätze kann das IKIM auf die Daten unserer PatientInnen zurückgreifen. Hierdurch lassen sich die benötigten Datensätze nahezu paritätisch zusammenstellen. Auftretende Unzulänglichkeiten der KI-Modelle lassen sich durch die bekannte Zusammensetzung der Datensätze dann ausgleichen. Die Daten für die KI-Modelle des IKIM stammen aus den Primärdatensystemen der Universitätsklinik und entsprechen somit mehrheitlich der binären Geschlechterverteilung. Trotz der schon guten Datengrundlage besteht noch Verbesserungsbedarf hinsichtlich der Diversität der Daten. Nicht-binäre Zuordnungen durch die PatientInnen selbst sind seit einiger Zeit im Krankenhausinformationssystem bzw. bei der stationären Aufnahme möglich. Bis sich ein ausreichend großer Datenpool hinsichtlich der Geschlechtersensibilität gebildet hat, wird es aber noch dauern.

Darüber hinaus wurde dieses Jahr das Institut für Geschlechtersensible Medizin an der Universitätsmedizin Essen gegründet. Das Institut wird von Prof. Dr. Anke Hinney geleitet und setzt sich zum Ziel, geschlechtersensible Medizin in den Curricula angehender Ärztinnen und Ärzte zu verankern. Außerdem sensibilisiert das Institut allgemein für die Thematik, zum Beispiel durch entsprechende Workshops und regelmäßige Vorträge.

5 Fazit

KI kann im medizinischen Bereich vorhandene Geschlechterungleichheiten verstärken und verschärfen, wenn nicht schon während des Entwicklungsprozesses auf mögliche Bias-Quellen geachtet wird. Hierzu ist ein entsprechendes Bewusstsein bei den EntwicklerInnen und den AnwenderInnen der KI unerlässlich und sollte kontinuierlich gestärkt werden. Die Chancen, die KI gerade in der Medizin bietet, sollten nicht ungenutzt bleiben. Vielmehr sollte das Potenzial von KI-Anwendungen in der Medizin genutzt werden, um zu einer besseren und geschlechtergerechteren Gesundheitsversorgung für alle beizutragen.

Literaturverzeichnis

- Afzalpurkar, Shivaraj; Goenka, Mahesh K; Kochhar, Rakesh (2023). Impact of Artificial Intelligence in Colorectal Polyp Detection and Characterization. *Journal of Digestive Endoscopy*, 14, 221–226. <https://doi.org/10.1055/s-0043-1777330>.
- Al-Tekreeti, Zeena; Moreno-Cuesta, Jeronimo; Madrigal Garcia, Maria Isabel; Rodrigues, Marcos A (2024). AI-Based Visual Early Warning System. *Informatics*, 11(3), 59. <https://doi.org/10.3390/informatics11030059>.
- Antweiler, Dario; Albiez, Daniela; Bures, Dominik; Hosters, Bernadette; Jovy-Klein, Florian; Nickel, Kilian; Reibel, Thomas; Schramm, Johanna; Sander, Jil; Antons, David; Diehl, Anke (2024). Einsatz von KI-basierten Anwendungen durch Krankenhauspersonal: Aufgabenprofile und Qualifizierungsbedarfe. *Bundesgesundheitsblatt – Gesundheitsforschung – Gesundheitsschutz*, 67(1), 66–75. <https://doi.org/10.1007/s00103-023-03817-x>.
- Boyd, Danah; Crawford, Kate (2012). Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, communication & society*, 15(5), 662–679. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2012.678878>.

- Brady, Emer; Nielsen, Mathias Wullum; Andersen, Jens Peter; Oertelt-Prigione, Sabine (2021). Lack of consideration of sex and gender in COVID-19 clinical studies. *Nat Commun*, 12(1), 4015. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-24265-8>.
- Bures, Dominik; Hosters, Bernadette; Reibel, Thomas; Jovy-Klein, Florian; Schramm, Johanna; Brendt-Müller, Julia; Diehl, Anke (2023). Die transformative Wirkung von künstlicher Intelligenz im Krankenhaus. *Die Innere Medizin*, 64(11), 1025–1032. <https://doi.org/10.1007/s00108-023-01597-9>.
- Cau, Riccardo; Pisu, Francesco; Suri, Jasjit S; Mannelli, Lorenzo; Scaglione, Mariano; Masala, Salvatore; Saba, Luca (2023). Artificial intelligence applications in cardiovascular magnetic resonance imaging: are we on the path to avoiding the administration of contrast media? *Diagnostics*, 13(12), 2061. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13122061>.
- Cirillo, Davide; Catuara-Solarz, Silvina; Morey, Czuee; Guney, Emre; Subirats, Laia; Mellino, Simona; Gigante, Annalisa; Valencia, Alfonso; Rementeria, Maria José; Santuccion Chadha, Antonelle; Mavridis, Nikolaos (2023). Sex and gender differences and biases in artificial intelligence for biomedicine and healthcare. *npj Digital Medicine*, 3, 81. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0288-5>.
- Chung, Heewon; Park, Chul; Kang, Wu Seong; Lee, Jinseok (2021). Gender Bias in Artificial Intelligence: Severity Prediction at an Early Stage of COVID-19. *Frontiers in Physiology*, 12. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.778720>.
- Deutsche Krebsgesellschaft (o. Z.). Brustkrebs bei Männern. <https://www.krebsgesellschaft.de/onko-internetportal/basis-informationen-krebs/krebsarten/brustkrebs/brustkrebs-bei-maennern.html>, zuletzt aufgerufen am 18.11.2024.
- Haltaufderheide, Joschka; Ranisch, Robert (2024). Nicht ganz krank, nicht ganz frei? Disease Interception und die ethischen Implikationen technisch produzierter Entscheidungsräume. In: Disease Interception als Chance und Herausforderung. Eine interdisziplinäre Analyse, Lara Wiese; Anke Diehl; Stefan Huster (Hrsg.). Bochumer Schriften zum Sozial- und Gesundheitsrecht, Bd. 26, Nomos: Baden-Baden, 93–110.
- Hosch, René; Kattner, Simone; Berger, Marc Moritz; Brenner, Thorsten; Haubold, Johannes; Kleesiek, Jens; Koitka, Sven; Kroll, Lennard; Kureishi, Anisa; Flaschel, Nils (2022). Biomarkers extracted by fully automated body composition analysis from chest CT correlate with SARS-CoV-2 outcome severity. *Scientific Reports*, 12(1), 16411. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-20419-w>.
- Klug, Katrin; Beckh, Katharina; Antweiler, Dario; Chakraborty, Nilesh; Baldini, Giulia; Laue, Katharina; Hosch, René; Nensa, Felix; Schuler, Martin; Giesselbach, Sven (2024). From admission to discharge: a systematic review of clinical natural language processing along the patient journey. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 24(1), 238. <https://doi.org/10.1186/s12911-024-02641-w>.
- Kumar, Rayi Naveen; Navyasri, Mullapudi (2023). Predicting the Heart Attacks Risk Using Artificial Neural Networks. Paper presented at the International Conference on Science, Technology and Engineering.
- Larrazabal, Agostina J.; Nieto, Nicolás; Peterson, Victoria; Milone, Diego H.; Ferrante, Enzo (2019). Gender imbalance in medical imaging datasets produces biased classifiers for computer-aided diagnosis. *PNAS*, 117 (23). www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.1919012117, S. 12592–12594. <https://doi.org/10.1073/pnas.1919012117>.
- Liebert, Elisabeth; Bures, Dominik; Ruoff, Pia; Sander, Jil (eingereicht). Digitale Transformation im Krankenhaus: Der Mensch im Zentrum des Wandels. *Zeitschrift für Komplementärmedizin*. Thieme.
- Lückerrath, Daniel; Bures, Dominik; Albiez, Daniela; Antweiler, Dario; Reibel, Thomas; Diehl, Anke; Jovy-Klein, Florian; Stead, Susan; Sander, Jil; Antons, David; Salge, Torsten-Oliver; Malich, Christine (2024). Die Roadmap zum Smart Hospital: Ein Vorgehensmodell zur digitalen Transformation von Krankenhäusern. SmartHospital.NRW. KI.NRW.
- Nickel, Kilian; Milde, Katharina; Kremer, Dustin; Malich, Christine; Antweiler, Dario; Reibel, Thomas; Jovy-Klein, Florian; Sander, Jil; Bures, Dominik; Diehl, Anke (2022). Bereit für das Smart Hospital? KI.NRW.
- Okita, Aline Lissa; de Sousa, Raquel Machado; Rivero-Zavala, Eddy Jens; Okita, Karina Lumy; Molina Tinoco, Luisa Juliatto; Bulisani, Luis Eduardo Pedigoni; dos Santos, Andre Pires (2024). Development of an AI-Based Skin Cancer Recognition Model and Its Application in Enabling Patients to Self-Triage Their Lesions with Smartphone Pictures. *Dermato*, 4(3), 97–111. <https://doi.org/10.3390/dermato4030011>.
- Sarella, Prakash Nathaniel Kumar; Mangam, Vinny Therissa (2024). AI-driven natural language processing in healthcare: transforming patient-provider communication. *Indian Journal of Pharmacy Practice*, 17(1). <https://doi.org/10.5530/ijopp.17.1.4>.

- Shaikh, Khalid; Krishnan, Sabitha; Thanki, Rohit M (2021). Artificial intelligence in breast cancer early detection and diagnosis. Cham: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-59208-0>.
- Suresh, Harini; Guttag, John (2021). A Framework for Understanding Sources of Harm throughout the Machine Learning Life Cycle. *Proceedings of EAAMO '21: Equity and Access in Algorithms, Mechanisms, and Optimization (EAAMO '21)*. ACM, New York, NY, USA. <https://doi.org/10.1145/3465416.3483305>.
- Tomašev, Nenad; Glorot, Xavier; Rae, Jack W.; Zielinski, Michail; Askham, Harry; Saraiva, Andre; Mottram, Anne; Meyer, Clemens; Ravuri, Suman; Protsyuk, Ivan; Connell, Alistair; Hughes, Cian O.; Karthikesalingam, Alan; Cornebise, Julien; Montgomery, Hugh; Rees, Geraint; Laing, Chris; Baker, Clifton R.; Peterson, Kelly; Reeves, Ruth; Hassabis, Demis; King, Dominic; Suleyman, Mustafa; Back, Trevor; Nielson, Christopher; Ledam, Joseph R.; Mohamed, Shakir (2019). A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury. *Nature*, 572(7767), 116–119. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1390-1>.
- UNESCO (2024). Generative AI: UNESCO study reveals alarming evidence of regressive gender stereotypes. <https://www.unesco.org/en/articles/generative-ai-unesco-study-reveals-alarming-evidence-regressive-gender-stereotypes#:~:text=According%20to%20most%20recent%20data,AI%20field%20is%20also%20evident, zuletzt aufgerufen am 19.11.2024>.
- Vorisek, Carina N.; Stellmach, Caroline; Mayer, Josephine P.; Klopfenstein, Sophie A. I.; Bures, Dominik M.; Diehl, Anke; Henningsen, Maïke; Ritter, Kerstin; Thun, Sylvia (2023). Artificial Intelligence Bias in Healthcare: A Web-Based Survey. *Journal of Medical Internet Research*, Jun 22:25:e41089. <https://doi.org/10.2196/41089>.
- Young, Erin; Wajcman, Judy; Sprejer, Laila (2023). Mind the gender gap: Inequalities in the emergent professions of artificial intelligence (AI) and data science. *New Technology, Work and Employment*, 38, 391–414. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12278>.

Kontakt und Information

Elisabeth Liebert
 Universitätsklinikum Essen
 (AöR)
 Stabsstelle Digitale Transformation
 Hufelandstraße 55
 45147 Essen
elisabeth.liebert@uk-essen.de
digitale-transformation@uk-essen.de
<https://www.uk-essen.de/stabsstelle-digitale-transformation/>

<https://doi.org/10.17185/duerpublico/82757>

DuEPublico

Duisburg-Essen Publications online

UNIVERSITÄT
DUISBURG
ESSEN

Offen im Denken

ub | universitäts
bibliothek

Dieser Text wird via DuEPublico, dem Dokumenten- und Publikationsserver der Universität Duisburg-Essen, zur Verfügung gestellt. Die hier veröffentlichte Version der E-Publikation kann von einer eventuell ebenfalls veröffentlichten Verlagsversion abweichen.

DOI: 10.17185/duepublico/82757

URN: urn:nbn:de:hbz:465-20241217-082928-3



Dieses Werk kann unter einer Creative Commons Namensnennung 4.0 Lizenz (CC BY 4.0) genutzt werden.