

Künstliche Intelligenz in der Medizin? Intersektionale queerfeministische Kritik und Orientierung

Baumgartner, Renate; Ernst, Waltraud

2023

<https://doi.org/10.25595/2965>

Veröffentlichungsversion / published version
Zeitschriftenartikel / journal article

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Baumgartner, Renate; Ernst, Waltraud: *Künstliche Intelligenz in der Medizin? Intersektionale queerfeministische Kritik und Orientierung*, in: Gender : Zeitschrift für Geschlecht, Kultur und Gesellschaft, Jg. 15 (2023) Nr. 1, 11–25. DOI: <https://doi.org/10.25595/2965>.

Erstmalig hier erschienen / Initial publication here: <https://doi.org/10.3224/gender.v15i1.02>

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer CC BY 4.0 Lizenz (Namensnennung) zur Verfügung gestellt. Nähere Auskünfte zu dieser Lizenz finden Sie hier:

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>

Terms of use:

This document is made available under a CC BY 4.0 License (Attribution). For more information see:

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.en>

Renate Baumgartner, Waltraud Ernst

Künstliche Intelligenz in der Medizin? Intersektionale queerfeministische Kritik und Orientierung

Zusammenfassung

Algorithmen werden als zentrale Akteure der digitalen Transformation gehandelt. Künstliche Intelligenz (KI) wird als Lösung für dringende aktuelle und zukünftige Probleme in der Medizin gerahmt. Der Beitrag geht der Frage nach, wie – oft unbewusst – faktisch diskriminierende Werte sozialer Ordnung in Algorithmen eingeschrieben werden und der weithin beklagte Gender Bias sowie rassistische Diskriminierung fortgeschrieben oder sogar verstärkt wird. Es wird erörtert, wie eine mit KI verbundene Automatisierung von Diskriminierung Ansprüche an ein gleichberechtigtes Zusammenleben vielfältiger und widersprüchlicher menschlicher Existenz erneut breit diskutierbar macht. Im Beitrag werden diese Fragen anhand des Einsatzes von KI bei der Hautkreb- und der Brustkrebsdiagnose erörtert. Diese werden mit theoretischen und methodischen Zugängen aus der Genderforschung, die sozialen Konstruktivismus, Poststrukturalismus und New Materialism mit Ansätzen der Intersektionalitätsforschung und der Queer Theory verbinden, konfrontiert.

Schlüsselwörter

Intersektionalität, Gesundheitsversorgung, Digitalisierung, Algorithmen, Hautkrebs, Brustkrebs

Summary

Artificial intelligence in medicine? Intersectional queer feminist critique and orientation

Algorithms are considered to be central actors in the digital transformation. Artificial intelligence (AI) is framed as a solution to urgent current and future problems in medicine. The article explores the question of how – often unconsciously – the factually discriminatory values inherent in social orders are encoded in algorithms and how both gender bias and racial discrimination are perpetuated or even reinforced. The article discusses how the automation of discrimination that is associated with AI reopens the debate about the multifaceted and contradictory human co-existence on the basis of equality. These questions are discussed based on two examples – the use of AI in skin cancer and in breast cancer diagnosis. These are put into conversation with theoretical and methodological approaches from gender studies that combine social constructivism, poststructuralism and new materialism with approaches from intersectionality research and queer theory.

Keywords

intersectionality, healthcare, digitalization, algorithms, skin cancer, breast cancer

Algorithmen werden als zentrale, maschinelle Akteure der digitalen Transformation gehandelt. Sie werden einerseits für eine Menschen nicht mögliche Neutralität und Objektivität gepriesen. Andererseits aber werden sie auch als potente Instrumente einer gesellschaftlichen Ordnung verurteilt, die aufgrund von Sexismus, Rassismus und Klassismus viele Menschen diskriminiert (Benjamin 2019; Noble 2018; O’Neil 2017). Dieser Beitrag argumentiert, dass die Genderforschung mit der Analyse intersektionaler Prozesse der Privilegierung und Diskriminierung hier Orientierung bietet. Können Algorithmen auch genutzt werden, um Ungerechtigkeit ans Licht zu bringen?



Open Access © 2023 Autor*innen. Dieses Werk ist bei der Verlag Barbara Budrich GmbH erschienen und steht unter der Creative Commons Lizenz Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

Der Beitrag zeigt, wie – oft unbewusst – faktisch diskriminierende Werte sozialer Ordnung in Algorithmen eingeschrieben werden und der weithin beklagte *Gender Bias* sowie rassistische Diskriminierung fortgeschrieben oder sogar verstärkt werden. Es wird erörtert, wie eine solche Automatisierung von Diskriminierung Empörung erzeugt und damit offensichtlich Ansprüche an ein gleichberechtigtes Zusammenleben im Sinne der Gleichwertigkeit aller Menschen erneut breit diskutierbar macht (Allhutter et al. 2020). Im Beitrag wird anhand von zwei Beispielen aus der Medizintechnik (Einsatz von KI bei der Hautkrebsdiagnose und der Brustkrebsdiagnose) gezeigt, wie der Einsatz von KI – entgegen der großen Versprechungen – bisher eher zu einer Verstärkung von Diskriminierung beiträgt. Es wird gezeigt, wie die Orientierung an den theoretischen und methodischen Ansätzen der Gender Studies Hinweise gibt, dieses soziotechnische Problem zu überwinden.

1 Methodische Grundlagen

Geschlecht wird in der aktuellen Genderforschung als ambivalentes, historisch vielfältiges sowie vielfältig mit anderen Kategorisierungen verknüpft und widersprüchliches Phänomen des Werdens erforscht (Ernst 2021). Eine Ausrichtung an antirassistischer, queerfeministischer Geschlechterforschung unter Berücksichtigung von Intersektionalität wird mehr und mehr zum methodischen Standard der Gender Studies. Dabei wird Vergeschlechtlichung als Prozess betrachtet, in dem Geschlecht erst im sozio-kulturellen Zusammenhang hergestellt und ausgedrückt wird. Geschlecht wird als „doing gender“ und „doing difference“ (Fenstermaker/West 2001) verstanden. Es bezeichnet nicht bestimmte bzw. bestimmbare Eigenschaften, sondern vielmehr eine performative Auseinandersetzung mit vergangenen, gegenwärtigen und vorgestellten zukünftigen Geschlechterordnungen (Butler 2004). Diese Ansätze ermöglichen das Überwinden eines statisch gedachten binären oder dichotomen Geschlechterbegriffs. Von der prozesshaften Dimension der Vergeschlechtlichung sind Körper nicht ausgeschlossen. Sie werden als Teil einer sozialen, psychischen, intellektuellen und materiellen Auseinandersetzung im unablässigen Gelebtwerden, Geordnetwerden und Regiertwerden erforscht. Auf der Grundlage der Unbestimmtheit von Materie, Zeit und Energie wird auf eine prinzipielle Unbestimmtheit von Identität geschlossen (Barad 2015). Diese begründet eine immerwährende Erneuerbarkeit der Vorstellungsräume und Erfahrung von Geschlecht. Die Veränderbarkeit, Verbundenheit und Spezifität jeder Geschlechtererfahrung kann so normal und natürlich werden, gerade weil Normalität und Natürlichkeit als Zuschreibungsprozesse entlarvt werden (Ernst 2021).

Mit dem Begriff „Intersektionalität“ (Crenshaw 1989) wird Geschlechterdiskriminierung kontextualisiert und tradierte Kategorisierungen des Normalen dekolonisiert. Für diese Auseinandersetzung ist zu beachten, dass „intersectionality is a knowledge project of resistance that aims to bring about change“ (Collins 2019: 289). Wurde Intersektionalität bisher oft missverständlich als additives Set von individuellen, fixierbaren, diskriminierten Merkmalen dargelegt, so ist inzwischen klar, dass Prozesse von Merkmalszuschreibungen in gesellschaftliche Herrschaftsprozesse methodisch relevant gemacht werden müssen: „Ohne den Bezug zu den Herrschaftsverhältnissen und ihren

Strukturkategorien, in deren Zusammenhang sie stehen, können die individuellen Erfahrungen lediglich als subjektive Befindlichkeiten und partikulare *handicaps* erfasst werden“ (Klinger 2013: 59; Hervorh. im Original). Methodisch präzisierend wird betont:

„Prozesse der Feminisierung oder Maskulinisierung sind demnach einerseits in Zusammenhang mit historischen Ereignissen wie denen des Kolonialismus, Imperialismus und des modernen/kolonialen Weltsystems in Beziehung zu setzen und andererseits mit gesellschaftlichen Verhältnissen und institutionalisierten kulturellen Praktiken, in denen hegemoniale Verständnisse in den Alltagsverstand übertragen und von den Subjekten performativ angeeignet und verkörpert werden.“ (Gutiérrez Rodríguez 2011: 89)

Dieses Analysieren vielfältig verwobener Privilegierungs- und Diskriminierungsprozesse zielt auf die strukturelle Überwindung von Diskriminierung. Genderforschung verbindet so sozialen Konstruktivismus, Poststrukturalismus und New Materialism mit Ansätzen der Intersektionalitätsforschung und der Queer Theory. Diese theoretische und methodische Orientierung dient im Folgenden der Analyse des Einsatzes von Algorithmen in der Medizin.

Auf diese Weise kann vielfältige geschlechtliche Existenz in ihrer wandelbaren Vernetztheit und Uneindeutigkeit für die KI-Forschung geltend gemacht werden. Mit diesem Ansatz können Prozesse der Diskriminierung durch KI entschärft werden. Antirassistische, queerfeministische KI-Forschung kann so angestoßen werden, um Barrieren in und durch KI-Produkte zu identifizieren und wegzuräumen.

Grundlagen und Funktionsweise von KI scheinen diesem Unternehmen bisher entgegenzustehen. KI basiert meist auf sog. maschinellem Lernen (ML), dem Management großer Datenmengen („Big Data“) sowie der Automatisierung von Testmethoden (Prietl 2019). Isolierung, Quantifizierung und Mechanisierung stellen die basalen methodischen Schritte dar. Daten werden maschinell, automatisiert ausgewertet, in Verknüpfung mit Methoden der Mustererkennung, der Statistik, der Wahrscheinlichkeitsrechnung sowie einer konditionalen Zukunftsidee. Daher muss analysiert werden, welche Daten überhaupt verfügbar sind, welche Prozesse zuerst isoliert werden müssen, um gezählt werden zu können, und welche Daten relevant erscheinen. Ebenso muss untersucht werden, wer die Muster und Mechanismen vorgibt, nach denen ausgewertet wird, und wie Kriterien bestimmt werden, nach denen sortiert, bewertet, eingeteilt wird (Benjamin 2019). Dabei werden Probleme offensichtlich: Korrelationen gerinnen zu vermeintlichen Kausalitäten (Noble 2018); widersprüchliches menschliches Sein und Werden wird zu linearen Vorausberechnungen (Allhutter et al. 2020); veränderliche Unterscheidungen gerinnen zu statischen Differenzen (O’Neil 2017).

Mit dem oben eingeführten Analyseansatz der Gender Studies, so unser Argument, lässt sich Diskriminierung intersektional präzise aufdecken und die Vermeidung einer Automatisierung von Diskriminierung wissenschaftlich begründen: Es muss bei jedem Datensatz untersucht werden, ob Daten von allen Menschen als gleich wichtig erachtet werden. In der KI-Forschung müssen daher Methoden entwickelt werden, mit denen die lernenden Maschinen von der Vielfalt und Ambivalenz geschlechtlicher Körper und geschlechtlicher bzw. sexueller Lebensweisen unterrichtet werden. Benjamin (2019) macht deutlich, dass Funktionsweise und Einsatz von Algorithmen bislang an einem Modell hegemonialer Männlichkeit orientiert sind. Das heißt, diejenigen, die ohnehin über die meisten Privilegien verfügen, werden erneut privilegiert, während die Diskri-

minierung jener Personen, die bis heute diskriminiert werden, mit der Automatisierung verschärft und verdeckt wird. Es ist daher notwendig zu untersuchen, was oder wer als Standard, als Norm und Normalität den Rechenautomaten vermittelt wird. Auf die Medizin bezogen ist zu untersuchen, was es den betroffenen Personen nützt, wenn ihr Erkrankungsrisiko von statistischen Mittelwert-Rechnungen abgeleitet wird. Es ist zu fragen, wie sich das Vorantreiben einer radikalen Quantifizierung gesundheitlicher Phänomene und deren Verknüpfung mit automatisierten Prognosen auf die staatliche Verantwortung für gesundheitliche Versorgung auswirkt (Klinger 2022).

2 Medizin

Digitalisierung ist schon seit den Expertensystemen in den 1980er-Jahren Thema in der Medizin. Spätestens seit dem Trend der personalisierten Medizin spinnen sich verstärkt Netzwerke mit Informatiker*innen und Bioinformatiker*innen, welche für medizinische Anwendungen, basierend auf neueren Techniken der KI wie ML und Deep Learning (DL), genutzt werden können. Seitdem tauchen auch in der Medizin Anwendungen auf, in denen diskriminierendes Vorgehen belegt werden konnte. Negative Konsequenzen des Racial Bias und Gender Data Gap werden auch für die Gesundheit diskutiert (Criado Perez 2020; Sjoding et al. 2020).

KI wird als Lösung für dringende aktuelle und zukünftige Probleme in der Medizin verhandelt. Dazu gehören scheinbar unlösbare Fragen in der Therapie von Krankheiten, Alterung der Gesellschaft, Mangel an medizinischem Personal und insgesamt steigende Gesundheits- und Forschungsausgaben, die bisher nicht zu einer besseren allgemeinen Gesundheit führen, sowie gesundheitliche Ungleichheit (Baumgartner 2021a).

Kritische Stimmen äußern eine Vielzahl an Bedenken gegen den breiten Einsatz von KI für Zwecke der Therapiefindung, Diagnose, Prognose etc. (acatech/Körper Stiftung/ZIRIUS 2021; Baumgartner 2021a; Figueroa et al. 2021; Schneider 2021). Der Technikradar 2021 (acatech/Körper Stiftung/ZIRIUS 2021) analysiert, welche Aspekte der Gesundheitsversorgung, z. B. das Arzt-Patienten-Verhältnis, sich durch die digitale Transformation wie verändern könnten, und sieht u. a. die digitale Gesundheitskompetenz aller als hochrelevant für eine positive Entwicklung. Figueroa et al. (2021) besprechen, wie wichtig ein intersektional feministischer Blick ist, damit digitale Gesundheit nicht Frauen* benachteiligt. Wenn eine Technik so stark auf Daten basiert, die innerhalb einer gesellschaftlichen Ordnung, die viele diskriminiert und einige wenige privilegiert, produziert wird und die zugehörige Technik von Personen innerhalb dieser sozialen Ordnung entwickelt und validiert wird, ist es unumgänglich, dass sich faktisch diskriminierende und stereotypisierende Werte dieser sozialen Ordnung in Daten und Technik wiederfinden. Wie kann also genau diese Technik am Ende zu gleichberechtigten Ergebnissen führen und fairer sein als das vermeintlich subjektiv entscheidende Gesundheitspersonal? Der Eingang von Stereotypen, Diskriminierung und Ungleichheiten kann auch durch die KI geschehen, die ebenfalls von Menschen mit unterschiedlichen Agenden entwickelt wurden. Dies kann zu Ergebnissen führen, die ähnlich diskriminierend sind wie die derzeitigen auf Menschen gestützten Praktiken, mit dem zusätzlichen Nachteil, dass die Arbeitsweise von KI wenn überhaupt nur für Expert*innen durchdringbar ist. Dazu

kommen Herausforderungen, die Technik generell mit sich bringt. Es ist aufwendig, in Technik geronnene Werte und Normen zu analysieren. Digitale Technik kann sehr überzeugend wirken und ein übermäßiges Vertrauen in datenbasierte Technik wird auch vom Gesundheitspersonal befürchtet (boyd/Crawford 2012; Cabitza/Rasoini/Gensini 2017).

KI innerhalb der Medizin wird jedoch auch die Möglichkeit zugeschrieben, Diskriminierung aufzudecken und zu minimieren. Vor allem statistikbasierten Systemen wie ML wird das Potenzial zugeschrieben, gesundheitliche Ungleichheiten aufdecken zu können und so zu einer gleichberechtigten Gesundheit zu führen (Topol 2019). Dieses Aufdecken gesundheitlicher Ungleichheiten wird in manchen Ethik-nahen Diskursen als ernstzunehmender Vorteil des KI-Einsatzes mit dem geringsten Risiko bewertet (Wachter/Mittelstadt/Russell 2020).

Zurzeit gibt es viele kritische Stimmen, die zwar allgemein auf Herausforderungen, Probleme und Risiken hinweisen, jedoch wenige Studien, die sich mit konkreten Fallbeispielen befassen. Diese sind jedoch von großer Bedeutung, da genau der Einzelfall erst eine Bewertung von Effekten und Risiken möglich macht. Obermeyer et al. (2019) fanden heraus, dass die Verwendung eines falschen Proxys für den Gesundheitszustand zu rassistischer Diskriminierung führen kann. Sie zeigen, wie niedrigere Gesundheitsausgaben für Persons of Color (PoC) in den USA fälschlicherweise darauf zurückgeführt wurden, dass sie gesünder seien, und nicht darauf, dass PoC weniger Leistungen von Gesundheitseinrichtungen erhalten. Studien zeigen, dass auch KI-basierte Anwendungen zur Messung des Blutsauerstoffs oder zur Hautkrebserkennung einen Racial Bias aufweisen (Sjoding et al. 2020; Wen et al. 2022). Criado-Perez (2020) und Cirillo et al. (2020) benennen Gesundheitsrisiken durch fehlende Daten über Frauen (z. B. den Gender Data Gap), welche mit erstarkender digitaler Medizin relevanter werden. Der Fokus auf Daten und Datenlücken ergibt sich daraus, dass in den gängigen KI-Methoden nur Personengruppen, die in Datensätzen vertreten sind, in die Trainingsdaten für die Entwicklung KI-basierter Anwendungen einbezogen werden können. Dies stellt für marginalisierte Gruppen ein Risiko dar, weil sie oft bei Datenaufnahme und Technikentwicklung nicht berücksichtigt werden. Auch für die Aufdeckung gesundheitlicher Ungleichheiten mittels KI müssen Daten entlang von gängigen sozialen Kategorien markiert werden, damit diese retrospektiv entlang dieser Kategorien analysiert werden können. Das heißt, Diversität müsste in den Daten benannt und abgebildet werden. Nur dann ist es möglich, Ungleichheiten zu erkennen, zu benennen und zu ändern. Jegliche Berücksichtigung von Diversität erfordert und fördert daher üblicherweise erstens ein verstärktes Sammeln von Daten und zweitens das Zuweisen von gängigen sozialen Kategorien zu eben diesen Daten (Baumgartner 2021a, 2021b). Mehr Daten zu marginalisierten Gruppen zu sammeln kann, wenn gängige Kategorien zur Klassifizierung verwendet werden, zu einer Reifizierung dieser Kategorien führen (Baumgartner 2021a). Unabhängig davon sind Standardisierung, Quantifizierung und Kategorisierung wirkmächtige Prozesse innerhalb der Medizin, mit denen die Medizin schon lange zur Naturalisierung von Kategorien beiträgt. In Kombination wird eine datafizierte und digitale Medizin daher zu einer Verfestigung von Kategorien führen, so die Befürchtung von Expert*innen (Baumgartner 2021b; boyd/Crawford 2012).

Im Folgenden analysieren wir zwei Beispiele aus der Onkologie, einem Anwendungsbereich der Medizin, in dem große Hoffnungen auf KI gesetzt werden. Beide

Indikationsgebiete bieten zudem spannende Fallbeispiele für eine intersektionale und queerfeministische Analyse.

2.1 Brustkrebs

Der Einsatz von KI zur Früherkennung von Brustkrebs wird hier im Zusammenhang mit verschiedenen Narrativen zu Brustkrebs betrachtet (Nielsen 2019). Dabei ist zu fragen, wie die Brust von einem macht- und lustvollen Körperaspekt in verschiedenen Narrativen zu einem sich der eigenen Kontrolle entzogenen, angstbesetzten, verdächtigen, todbringenden Aspekt umgewertet wird. Audre Lorde zeigt in ihrem berühmten *Krebstagebuch*, wie sie trotz der eigenen Diskriminierung als lesbische Schwarze Frau im profitorientierten US-amerikanischen Gesundheitssystem ermächtigende Aspekte in sich selbst findet, um informierte, medizinisch relevante Entscheidungen zu treffen (Lorde 2000). Lorde kritisierte schon 1979 die mangelnde Brustkrebsvorsorge, die mangelnde Erforschung „umweltbedingter“ Ursachen, die Orientierung der Amerikanischen Krebsgesellschaft an der Mastektomie als einziger Behandlungsmethode und den faktischen Zwang zum anschließenden Tragen einer Brustprothese oder eines Silikon-Gel-Implantats (Lorde 2000: 60ff.). Während ihres 14-jährigen Überlebens erarbeitete sie eine intersektionale queerfeministische Orientierung für die Krebsforschung, bei der Selbstermächtigung und Solidarität zentral sind. Diese Orientierung stellt den Maßstab für die folgende Analyse von KI bei der Brustkrebsdiagnose dar.

Vor zwanzig Jahren stellte das Nachrichtenmagazin *Der Spiegel* Brustkrebs als „Katastrophe für die Frauen“ (Stockinger 2002) dar: „Nach Schätzungen des Bonner Gesundheitsministeriums sterben in Deutschland jährlich rund 4000 Frauen, weil bei ihnen der Knoten in der Brust nicht rechtzeitig diagnostiziert worden ist“ (Stockinger 2002: 204). Medizingeschichtlich betrachtet steht es um die Brustkrebsheilung in Deutschland im Jahr 2018 deutlich besser: „Gut 70 Prozent der Brustkrebspatientinnen werden brusterhaltend operiert und erhalten anschließend eine Strahlentherapie. Wird Brustkrebs frühzeitig erkannt, gilt er zu 80 Prozent heilbar“ (Hombach 2018: o.S.). Inzwischen hat sich die Mammografie als Standard in vielen europäischen Staaten etabliert: Entsprechende Krebsfrüherkennungsprogramme gibt es in Deutschland seit 2009. Dabei ist die Mammografie umstritten (Helsana 2017). Neben längeren Wartezeiten auf den Befund durch Radiolog*innen sind falsche positive Befunde und falsche negative Befunde häufig. Die Empfindung der Mammografie als unangenehm bis schmerzhaft sowie die Strahlenbelastung werden von vielen Frauen* beklagt. Daher ist die Teilnahme freiwillig (BM für Gesundheit 2016).

Im Januar 2020 pries nun eine Publikation des renommierten US-basierten Wissenschaftsmagazins *Nature* die Fortschritte der KI zur Interpretation von Mammografien: „Here we present an artificial intelligence (AI) system that is capable of surpassing human experts in breast cancer prediction“ (McKinney et al. 2020: 89). Bei genauem Lesen zeigt sich allerdings, dass zwar eine Verbesserung hinsichtlich der Reduktion der Fehldiagnosen bei der Vorhersage von Brustkrebs im Vergleich zu früheren Versionen von Algorithmen erreicht werden konnte: „We show an absolute reduction of 5.7% and 1.2% (USA and UK) in false positives and 9.4% and 2.7% in false negatives“ (McKinney et al. 2020: 89). Die KI erwies sich aber nicht besser als das Er-

gebnis, das durch den europäischen Standard der Konsensus-Interpretation von zwei Radiolog*innen erzielt wurde (McKinney et al. 2020: 92).

Diese Publikation löste viele euphorische Medienberichte über die Chancen von KI aus. Demgegenüber wies die Deutsche Statistische Gesellschaft unter dem Titel „Unstatistik des Monats Januar“ vom 01.02.2020 auf das Problem hin, „wie AI-Erfolge in der Presse übertrieben werden und die Frage nach dem Nutzen für Patientinnen und Patienten nicht gestellt wird“ (Gigerenzer/Weiler 2020: o. S.). Weiter wird problematisiert: „[J]e besser die Diagnose-Systeme werden, desto mehr kleine und klinisch irrelevante Krebsformen werden entdeckt, die nur technisch gesehen Krebs sind“ (Gigerenzer/Weiler 2020: o. S.). Das heißt, eine für die Brustkrebsdiagnose ganz wesentliche Unterscheidungsfähigkeit ist bei KI nicht gegeben, das führt zur sogenannten Überbehandlung. Die Autor*innen kommen auch in Bezug auf die Bewertung von Mammografie zu einem ernüchternden Fazit: „Von je 1 000 Frauen, die nicht zum [Mammografie-] Screening gehen, [sind] nach 10 Jahren etwa 5 an Brustkrebs gestorben; mit Screening sind es 4“ (Gigerenzer/Weiler 2020: o. S.). Die mediale Überbewertung von Entwicklungen in der KI-Forschung kann zu einer Fehleinschätzung der Potenziale von KI führen und damit zu einer Fehlinvestition von Forschungsmitteln.

Das folgende Beispiel zeigt, wie Frauen*, ihre Sorge um ihre Gesundheit und die Abbildungen ihrer Körper als profitables Forschungsmaterial begehrt werden. Wenige Monate nach der Veröffentlichung in *Nature* gründete sich die HIPPO Foundation mit der Kampagne „Victoria 1.0“. In einer weit verbreiteten Internet-Brustkrebskampagne erfolgte ein eindringlicher Aufruf zur Datenspende (Röntgenbilder einer Mammografie, Magnetresonanztomografie (MRT) oder pathologische Bilder). Das Anliegen wurde als „Open-Source-Ansatz“ bezeichnet: „ein daraus entstehendes KI-Modell offenzulegen und damit der Allgemeinheit zur Verfügung zu stellen“ (Klößner/Rybicki 2020: o. S.). Das Ziel der Kampagne wird einerseits als Solidarität mit potenziell von Brustkrebs Betroffenen beschrieben und andererseits als europäisches Wettbewerbsziel: „Er sieht in dem Open Source Ansatz einen Weg für Europa, den Rückstand im Bereich KI im Gesundheitswesen gegenüber den USA und China aufzuholen. ‚Wir erleben, wie dort Firmen mit gigantischen Datensätzen KI-Modelle aufbauen‘, sagt [Bart de Witte, Gründer der Hippo Foundation, früherer Digital-Health-Vorstand beim Softwareunternehmen IBM in der DACH-Region]“ (Klößner/Rybicki 2020: o. S.). Auf der Website der Stiftung wird entsprechend der wirtschaftliche Gewinn durch Start-ups gepriesen.

Obwohl das Problem der Fehlerhaftigkeit bei der Auswertung von Mammografien trotz der Vorgabe staatlich garantierter Qualitätssicherung von zwei ausgebildeten Personen bekannt ist (BM für Gesundheit 2016), wird nichttechnologischen Alternativen kaum Beachtung geschenkt. Seit 1983 werden blinde Frauen aufgrund ihres überdurchschnittlich guten Tastsinns zu „Brustuntersuchungsschwestern“ (Hengstberger 2005: 46 f.) ausgebildet. Eine Studie der Universität Erlangen belegt die Akkuratheit ihrer Diagnose als vergleichbar mit entsprechend ausgebildeten Ärzt*innen (Lux et al. 2019). Die untersuchten Teilnehmerinnen* (98 %) wollten die Untersuchung durch die medizinischen Tastuntersucherinnen* (MTUs) weiterempfehlen. Die Einstellung von MTUs könnte also die Beteiligungsquote an Brustkrebsfrüherkennungsprogrammen deutlich erhöhen: „Including MTEs could lead to benefits in healthcare and breast diagnosis, while also generating occupational opportunities for visually impaired people“

(Lux et al. 2019: 45). Auf diese Weise, so wird argumentiert, kann eine Behinderung zur Begabung werden und auf der Basis solider beruflicher Anstellung die Gesundheit aller Frauen fördern – im Sinne von Selbstermächtigung und Solidarität.

Zusammenfassend muss die Euphorie um die Entwicklung von Brustkrebsdiagnosealgorithmen kritisch betrachtet werden. KI-gestützte Brustkrebsdiagnose, so geht aus dem Vorangegangenen hervor, scheint für Frauen* und potenzielle Patient*innen kaum nützlich. KI in der Brustkrebsfrüherkennung kann bislang nicht als Entlastung für Radiolog*innen betrachtet werden. Weiterhin erscheint die Motivation zur Datenspende und Mitgliedschaft in einem Datenpool aufgrund einer Internetkampagne einer privaten Organisation eine fragwürdige Art der Partizipation, Solidarität oder Ermächtigung. Teilhabe scheint hier auf die Ablieferung von Daten- und Bildmaterial reduziert und keine Mitbestimmung über die Verwendung des Materials oder des wirtschaftlichen Gewinns zu beinhalten. Dagegen erscheint die Ausbildung von blinden Frauen* zu medizinischen Tastuntersucherinnen aufgrund der großen Akzeptanz und des Diagnoseerfolgs vielversprechend.

Mit dieser Kontextualisierung des Einsatzes von KI zur Brustkrebsdiagnose werden verschiedene Positionierungen zur Krankheit deutlich. Es muss dringend untersucht werden, was genau von der KI auf der Mammografie als potenzielles Karzinom im Brustgewebe identifiziert wird und inwiefern die Tumorerkennung auf eine Rechenleistung reduziert werden kann. Weiterhin muss untersucht werden, wie prekär der Spielraum zwischen Beteiligung und Ablehnung für potenziell Betroffene ist und wer in diesem heiß umstrittenen sozio-technischen Forschungsfeld eigene Präferenzen geltend machen kann. Lordes *Krebstagebuch* bietet eine bis heute relevante Auseinandersetzung mit Brustkrebs im Zusammenhang mit sich verändernden Bildern und Praktiken von antirassistischer, queerfeministischer Weiblichkeit und Solidarität. Der Film *The Cancer Journals Revisited* (2018) von Lana Lin macht dies anschaulich (Queertactics 2021). Die Brust ist ein Körperaspekt bzw. Organ, das Ambivalenzen der Un_Sichtbarkeit verdeutlicht – als Gendermarker. Brustkrebs ist eine Krankheit, die diese Ambivalenzen sichtbar macht und verhandeln lässt – im Sinne von „queering bodies“ und „undoing gender“ (Butler 2004). Diese Ambivalenzen verdeutlichen medizinische bzw. kulturelle Geschlechterpolitik. KI in der Medizinforschung verschiebt die Forschung von Fragen der Prävention und Behandlung zu Fragen der Prognosen und Risikoberechnung. Datenspende ist eine sehr reduzierte Form der Partizipation und kann vor dem Hintergrund von Privatsphäre und Datenschutz der Beteiligten sowie dem Verdacht auf Kommodifizierung auch kritisch gesehen werden. Partizipation an medizintechnischen Verfahren muss daher neu diskutiert werden, auch im Hinblick auf ein „informed refusal“ (Benjamin 2016), ein informiertes Ablehnen von Beteiligung. Diese Orientierung soll zu einer umfassenderen Untersuchung der Möglichkeiten und Grenzen von KI bei der Brustkrebsdiagnose inspirieren, ohne dabei mögliche Alternativen aus dem Blick zu verlieren.

2.2 Hautkrebs

Die Haut spielt eine bedeutsame Rolle in der Markierung von und Zuweisung zu sozialen Kategorien. Ihre Farbe wurde von Kolonialist*innen im späten 18. und frühen 19. Jahrhundert als Marker für rassifizierende Unterscheidungen gesetzt und gilt nach wie vor als Angriffspunkt für Rassifizierung (Kuria 2014; Terhart 2014). Ihre Beschaf-

fenheit und die Art, wie wir uns um sie kümmern, kann nicht nur als Ausdruck, sondern auch als Marker für Geschlecht, sexuelle Orientierung, Klasse und Alter herangezogen werden. Dies geschieht in unterschiedlichsten intersektionalen Überschneidungen: Make-up von Frauen* und Männern* unterschiedlicher sexueller Orientierung, geschlechtlicher Vielfalt oder sozio-ökonomischer Positionierung, gebräunte oder weiße Haut (Aufhellungscremes) als Marker für soziale Klasse bzw. sozialen Status und Lebensstil etc. In diesem Sinne greifen wir hier poststrukturalistische Geschlechtertheorie, Sozialkonstruktivismus und intersektionale Ansätze auf, um die bisherige Thematisierung von Geschlecht zu problematisieren.

Hautkrebs ist in Deutschland die häufigste Krebserkrankung. Das Auftreten steht im Zusammenhang mit (ungeschützter) UV-Lichtexposition. Nur ein frühes Erkennen kann die erfolgreiche Therapie sicherstellen (RKI 2021). Damit sind Vorsorgeuntersuchungen, auf die z.B. in Deutschland Krankenversicherte zweijährlich Anspruch haben, höchst relevant. Die Dermatologie misst daher dem individuellen Verhalten große Relevanz bei und diskutiert einen Zusammenhang von Hautkrebs und sozialen Kategorien.

Das RKI (2021) weist darauf hin, dass Männer ein fast zweifach höheres Risiko haben, an einem Melanom zu sterben. Generell erkranken Männer etwas häufiger an Hautkrebs als Frauen. Dafür werden unterschiedlichste Gründe herangezogen: Männer seien eher der Sonne ausgesetzt, verwendeten dabei weniger Sonnenschutz und nähmen weniger oft hautärztliche Kontrollen in Anspruch. Hautkrebs tritt bei Männern eher am Rumpf und bei Frauen eher an den Gliedmaßen auf, was das selbsttätige Erkennen von Hautveränderungen für Männer erschwert. Frauen würden ihre Haut mehr beobachten als Männer. Die Beschaffenheit der Haut von Männern begünstige überdies eine UV-Licht-schädigende Wirkung. Höhere Östrogenwerte und das aktivere Immunsystem von Frauen hätten zudem einen günstigen Einfluss bei der Hautkrebstherapie (Stallings 2020). Sexuelle und geschlechtliche Minderheiten sowie Personen mit Östrogenhormontherapie hätten ein erhöhtes Risiko, Hautkrebs zu entwickeln (Marks/Arron/Mansh 2020). Das Beispiel zeigt, wie im Falle von Hautkrebs zwar biologische, aber vor allem auch soziale Faktoren wie geschlechtsstereotypes Verhalten als Hypothesen für die unterschiedliche Auftrittsfrequenz besprochen werden. Wie können Menschen entlang unterschiedlicher sozialer kategorialer Zugehörigkeit vor dem Erkranken und Sterben an Hautkrebs geschützt werden und gleichzeitig ihre diversen Zugehörigkeiten fluide gedacht werden?

Bereits Anfang 2000 wurden computergestützte Instrumente zur Erkennung von Hautkrebs entwickelt. Ziel war u. a., dass Lai*innen ihre Haut selbst kontrollieren können und damit die Dermatologie entlasten. Apps zur Hautkrebserkennung sind inzwischen verfügbar (Vienna online 2022). Kommerziell erhältliche computergestützte Diagnose-techniken behaupten, genauso gut oder sogar besser zu sein als Dermatolog*innen (Esteva et al. 2017; del Rosario et al. 2018). Anfang 2020 jedoch bekam Racial Bias in KI-Tools zur Hautkrebserkennung vermehrt Aufmerksamkeit in wissenschaftlicher und medialer Berichterstattung. Was war passiert? Esteva et al. (2017) trainierten ihre KI vor allem mit Bildern von Hautläsionen auf hellen Hauttypen. Melanome sehen jedoch auf verschiedenen Hauttypen unterschiedlich aus. Um Muttermale auf unterschiedlicher Haut erkennen zu können, müssten Bilder unterschiedlicher Hautfarben mit unterschiedlichen Arten von

Muttermalen in den Trainingsdaten enthalten sein. Das würde allerdings bedeuten, dass diese Bilder vorhanden und korrekt bezeichnet sein müssten. Wen et al. (2022) führten eine systematische Überprüfung von „publicly available skin cancer image datasets“ (Wen et al. 2022: e64) durch, die üblicherweise als Trainingsdaten für solche Anwendungen verwendet werden. Sie fanden „a substantial under-representation of darker skin types“ (Wen et al. 2022: e64). Nur 2,1 % lieferten Daten zum Fitzpatrick-Hauttyp. Die Fitzpatrick-Skin-Type-Skala (FST) „is the most commonly used classification system in dermatologic practice“ (Ware et al. 2020: 77). Sie wurde 1975 entwickelt „to assess the propensity of the skin to burn during phototherapy“ (Ware et al. 2020: 77). Laut Wen et al. (2022) haben gängige Hautdatensätze eine „limited applicability to real-life clinical settings and restricted population representation, precluding generalisability. Quality standards for characteristics and metadata reporting for skin image datasets are needed“ (Wen et al. 2022: e64). Einige Artikel schlagen technische Lösungen für das Problem von Racial Bias bei KI-gestützter Hautkrebserkennung vor. „ML software algorithm [sic] that is trained to recognize melanoma on all skin types“ wären laut Adamson und Smith (2018: 1247) das Ziel. Das (2021) beschreibt diesem Vorschlag folgend eine KI-Architektur, die die Relevanz der Hautfarbe im Modell verstärkt, um sie besser zu berücksichtigen. Das weist jedoch auch auf die Datenlücke bei Bildern mit dunklerer Hautfarbe hin und bezieht mit der Begründung, Menschen mit diesen Hauttönen „are significantly less likely to get melanoma“ (Das 2021: 1720), keine Bilder der dunkleren Fitzpatrick-Skin-Types IV–VI in die Analyse ein. Es ist jedoch bekannt, dass Menschen mit sehr dunkler Haut auch gefährdet sind. Beobachtungsstudien zeigen, dass der Schutz, den sie aufgrund ihres Hauttyps haben, keine mildernde Wirkung auf ihre Sterblichkeitsrate durch Melanome hat (Noor 2020; Ward-Peterson et al. 2016). Das Hauptproblem in diesem Beispiel scheint die Datenlücke bei Bildern zu dunklen Hauttypen zu sein. Hat dies mit einem Racial Bias bei der Melanomerkennung zu tun, der die Annahme begünstigt, Menschen mit dunkler Haut wären vor Hautkrebs geschützt? Auch die Verwebung der FST mit Rassismus scheint vielfältig: Dunkle Hauttypen (V–VI) wurden erst später zur FST hinzugefügt und die Skala funktioniert für ihren ursprünglichen Zweck der Klassifizierung der Wahrscheinlichkeit von Hautschäden durch UV-Lichtexposition besser bei weißer Haut als bei PoC. Auch kam es bald nach der Entwicklung zur Zweckentfremdung für die Beschreibung verschiedener Hautfarben (und damit auch von *race*). Wie kann Rassismus bei der Hautkrebserkennung verhindert werden, ohne rassistische und Rassismus festschreibende Skalen wie die FST zu verwenden? Es fragt sich auch, wie ein Spektrum aller Hauttypen mit ihrer Fluidität abgebildet werden kann, wer von unterschiedlichen KI-basierten Systemen profitiert und ob sie in heiklen rassifizierenden Bereichen wie diesem überhaupt Anwendung finden sollen.

KI kann in beiden Beispielen (Brustkrebs- und Hautkrebserkennung) als Brennglas für Herausforderungen in der Medizin begriffen werden. Existierende Probleme innerhalb der Medizin bekommen erneut Aufmerksamkeit und sollten im breiten Diskurs besprochen werden. Wofür wollen wir KI einsetzen und mit welchen Mindestanforderungen? Welche Kategorisierungen oder Systeme können die komplexe, sich ständig ändernde Realität am ehesten repräsentieren? Wie viel Datenspeicherung ist notwendig und welche Bereiche und Individuen/Gruppen sollten vor ihr geschützt werden?

3 Orientierungen für die KI-Forschung

Theoretische Positionen, die im Rahmen von Diversität und Fairness in KI herangezogen werden, basieren auf unterschiedlichen Ansätzen der Gender and Diversity Studies. Einerseits gibt es die Vorstellung, dass nur Kategorien, die verwendet werden, auch sichtbar sind und somit mehr Daten insgesamt und auch Informationen zu Kategorien gesammelt werden sollten. Andererseits gibt es eine Kategorien-kritische Position, die Anstoß nimmt an einer weiteren Naturalisierung von Kategorien. Im Rahmen dieses Beitrags haben wir diese Positionen diskutiert und verortet. Im Verlauf des Beitrags haben wir Möglichkeiten und Denkrichtungen aufgezeigt, wie diese Positionen verknüpft werden könnten, z. B. indem Flexibilität und Veränderbarkeit innerhalb und zwischen den Kategorien mitgedacht werden. Im Beitrag wird deutlich, wie Positionen des New Materialism, der Intersektionalität, der Queer Theory und des Sozialkonstruktivismus für die kritische Analyse algorithmischer Systeme in der Medizin wegweisend sein können.

Betrachten wir diese Analysen vor dem Hintergrund eines intersektionalen Verständnisses von Geschlecht als Phänomene des Werdens (Ernst 2021), stellen sich zwei umfassende Anforderungen an die KI-Forschung. Erstens: Die Orientierung an der Erkenntnis von Ambivalenz, wie sie in den Gender Studies immer mehr methodisch geltend gemacht wird, kann eine Automatisierung von Stereotypen in der KI-Forschung vermindern. Hierfür erscheint es notwendig, geschlechtliche Vielfalt und menschliche Ambiguität auch in unvorhersehbaren Verbindungen und intersektionalen Zusammenhängen von Privilegierung und Diskriminierung zu verstehen. Eine solche kontextuelle Einbettung entlarvt die reduktionistische Kategorisierung von scheinbar ‚objektiven‘ materiellen Merkmalen als an Stereotypen orientierte Festschreibung von tradierten bzw. längst überwunden geglaubten Hierarchien. Daher sind grundlegende Begriffe und Methoden der KI-Forschung zu überdenken. Es muss geprüft werden, ob in der KI-Forschung Differenzen durch simplifizierende Kategorien erst hergestellt werden und ob Differenzierungen nur statisch, unveränderlich gedacht werden. Stattdessen gilt es, Differenzierungen – realistischer – fluid, vielfältig und überschneidend auszulegen.

Zweitens: Die KI-Forschung muss geschlechtliche Vielfalt und menschliche Ambiguität in unvorhersehbaren Verbindungen und intersektionalen Zusammenhängen von Privilegierung und Diskriminierung methodisch aufgreifen. Partizipatorische Methoden, die in der feministischen Technikforschung entwickelt wurden, könnten auch für die KI-Forschung eingesetzt werden (Suchman 2019). Suchman schlägt darüber hinaus engagierte transformative Interventionen vor. Solche partizipativen Ansätze und transformativen Interventionen wurden schon im Maschinenbau getestet (Ernst 2017). Ähnlich fordert Bath (2014) eine Orientierung der Informatik an einem „diffractive design“, bei dem gerade die bisher gesellschaftlich ausgeschlossenen Anderen Orientierung und Standard für innovatives virtuelles Design bieten. Es ist zu prüfen, ob diese Ansätze auf transformative Interventionen in Bereichen übertragbar sind, die von mathematischen Modellen, Algorithmen, digitalen und statistischen Verfahren des Kategorisierens und Zählens strukturiert werden, in deren Funktionsweise nur wenige Einblick haben und die teilweise auch durch Expert*innen nicht mehr durchdringbar sind. Dabei wäre zu klären, ob und ggf. wie KI-Forschung ohne Eindeutigkeiten arbeiten oder Fluidität personaler

Identität und Interaktion abbilden kann. Gleichzeitig müsste das Vorgehen der KI in jedem Schritt für Menschen transparent gemacht werden. Dies scheint eine wesentliche Voraussetzung dafür zu sein, realitätstaugliche menschenzentrierte KI zu entwickeln.

Die Zukunft wird zeigen, ob eine in diesem Sinne antirassistische, queerfeministische KI-Forschung denkbar und sozio-technisch umsetzbar ist.

Literaturverzeichnis

- acatech; Körber Stiftung & ZIRIUS (Hrsg.). (2021). *Technikradar 2021 – Stakeholderperspektiven*. Zugriff am 05. Mai 2022 unter www.acatech.de/publikation/technikradar-2021-stakeholderperspektiven/download-pdf?lang=de.
- Adamson, Adewole S. & Smith, Avery (2018). Machine Learning and Health Care Disparities. *JAMA Dermatology*, 154(11), 1247–1248. <https://doi.org/10.1001/jamadermatol.2018.2348>
- Allhutter, Doris; Cech, Florian; Fischer, Fabian; Grill, Gabriel & Mager, Astrid (2020). Algorithmic Profiling of Job Seekers in Austria. How Austerity Politics Are Made Effective. *Frontiers in Big Data*, 3(1), 1–17. <https://doi.org/10.3389/fdata.2020.00005>
- Barad, Karen (2015). TransMaterialities. Trans*/Matter/Realities and Queer Political Imaginings. *GLQ: A Journal of Lesbian and Gay Studies*, 21(2–3), 387–422. <https://doi.org/10.1215/10642684-2843239>
- Bath, Corinna (2014). Diffractive Design. In Nicola Marsden & Ute Kempf (Hrsg.), *Gender-UseIT. HCI, Usability und UX unter Gendergesichtspunkten* (S. 27–36). Berlin: De Gruyter Oldenbourg. <https://doi.org/10.1515/9783110363227.27>
- Baumgartner, Renate (2021a). Künstliche Intelligenz in der Medizin: Diskriminierung oder Fairness? In Gero Bauer, Maria Kechaja, Sebastian Engelmann & Lean Haug (Hrsg.), *Diskriminierung und Antidiskriminierung: Beiträge aus Wissenschaft und Praxis* (S. 147–162). Bielefeld: transcript. <https://doi.org/10.14361/9783839450819-017>
- Baumgartner, Renate (2021b). Precision medicine and digital phenotyping: Digital medicine's way from more data to better health. *Big Data & Society*, 8(2), 1–12. <https://doi.org/10.1177/20539517211066452>
- Benjamin, Ruha (2019). *Race After Technology: Abolitionist Tools for the New Jim Code*. Cambridge: Polity Press.
- Benjamin, Ruha (2016). Informed Refusal. Toward a Justice based Bioethics. *Science, Technology, & Human Values*, 41(6), 967–990. <https://doi.org/10.1177/0162243916656059>
- boyd, danah & Crawford, Kate (2012). Critical questions for big data. *Information, Communication & Society*, 15(5), 662–649. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2012.678878>
- BM für Gesundheit (2016). *Krebsfrüherkennungsuntersuchung in der gesetzlichen Krankenversicherung (§ 25 Abs. 2 SGB V)/Mammographie*. Informationsblatt Nr. 315-02. Zugriff am 05. Mai 2022 unter https://bundesgesundheitsministerium.de/fileadmin/Dateien/3_Downloads/M/Mammografie/Infoblatt_Krebsfrueherkennung_Mammographie.pdf.
- Butler, Judith (2004). *Undoing Gender*. New York, London: Routledge.
- Cabitz, Federico; Rasoini, Raffaele & Gensini, Gian Franco (2017). Unintended consequences of machine learning in medicine. *JAMA – Journal of the American Medical Association*, 318(6), 517–518. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.7797>
- Cirillo, Davide; Catuara-Solarz, Silvina; Morey, Czuze; Guney, Emre; Subirats, Laia; Mellino, Simona; Gigante, Annalisa; Valencia, Alfonso; Rementeria, María José; Santucci Chadha, Antonella & Mavridis, Nikolaos (2020). Sex and gender differences and biases in artificial intelligence for biomedicine and healthcare. *npj Digital Medicine*, 3(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0288-5>

- Collins, Patricia Hill (2019). *Intersectionality as Critical Social Theory*. Durham, London: Duke University Press. <https://doi.org/10.1515/9781478007098>
- Crenshaw, Kimberlé W. (1989). Demarginalizing the Intersection of Race and Sex: A Black Feminist Critique of Antidiscrimination Doctrine, Feminist Theory and Antiracist Politics. *University of Chicago Legal Forum*, 1989(1), 139–167.
- Criado-Perez, Caroline (2020). *Unsichtbare Frauen: Wie eine von Daten beherrschte Welt die Hälfte der Bevölkerung ignoriert*. München: btb Verlag.
- Das, Sauman (2021). Automated Bias Reduction in Deep Learning Based Melanoma Diagnosis using a Semi-Supervised Algorithm. *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 1719–1726. <https://doi.org/10.1109/bibm52615.2021.9669772>
- Del Rosario, Francis; Farahi, Jessica M.; Drendel, Jesse; Buntinx-Krieg, Talayesa; Caravaglio, Joseph; Domozych, Renee; Chapman, Stephanie; Braunberger, Taylor; Dellavalle, Robert P.; Norris, David A.; Rathi, Ramin & Alkousakis, Theodore (2018). Performance of a computer-aided digital dermoscopic image analyzer for melanoma detection in 1,076 pigmented skin lesion biopsies. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 78(5), 927–934. <https://doi.org/10.1016/j.jaad.2017.01.049>
- Ernst, Waltraud (2017). Emancipatory interferences with machines? *International Journal of Gender, Science and Technology*, 9(2), 178–196.
- Ernst, Waltraud (2021). Phänomene des Werdens: Intersektionalität, Queer, Postcolonial, Diversity and Disability Studies als Orientierungen für die Medienforschung. In Johanna Dorer, Brigitte Geiger, Brigitte Hipfl & Viktorija Ratković (Hrsg.), *Handbuch Medien und Geschlecht* (S. 1–16). Wiesbaden: Springer VS. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-20712-0_6-1
- Esteva, Andre; Kuprel, Brett; Novoa, Roberto A.; Ko, Justin; Swetter, Susan M.; Blau, Helen M. & Thrun, Sebastian (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542, 115–118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
- Fenstermaker, Sarah & West, Candace (2001). „Doing Difference“ revisited. Probleme, Aussichten und der Dialog in der Geschlechterforschung. In Bettina Heintz (Hrsg.), *Geschlechtersoziologie* (S. 236–249). Wiesbaden: Westdeutscher Verlag.
- Figueroa, Caroline A.; Luo, Tiffany; Aguilera, Adrian & Lyles, Courtney R. (2021). The need for feminist intersectionality in digital health. *The Lancet Digital Health*, 3(8), 526–533. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(21\)00118-7](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(21)00118-7)
- Gigerenzer, Gerd & Weiler, Sabine (2020). *Google AI erkennt Brustkrebs besser als die erfahrensten Radiologen*. Deutsche Statistische Gesellschaft. Zugriff am 13. September 2022 unter <https://dstatg.de/unstatistik-des-monats-januar>.
- Gutiérrez Rodríguez, Encarnación (2011). Intersektionalität oder: Wie nicht über Rassismus sprechen? In Sabine Hess, Nikola Langreiter & Elisabeth Timm (Hrsg.), *Intersektionalität Revisited. Empirische, theoretische und methodische Erkundungen* (S. 77–100). Bielefeld: transcript. <https://doi.org/10.14361/transcript.9783839414378.77>
- Helsana (2017). *Brustkrebs-Früherkennung durch Mammographie-Screening*. Zugriff am 14. Februar 2023 unter <https://helsana.ch/de/blog/koerper/koerperwissen/brustkrebs-frueherkennung.html?articleSource=gesundheitskompetenz>.
- Hengstberger, Maria (2005). *Gynäkologie von Frau zu Frau*. Wien: Springer.
- Hombach, Stella (2018). *Medizingeschichte: Vom Aderlass bis zur brusterhaltenden Therapie*. Zugriff am 05. Mai 2022 unter <https://amoena.com/be-de/amoena-life/medizingeschichte-vom-aderlass-bis-zur-brusterhaltenden-therapie/>.
- Klinger, Cornelia (2013). Überkreuzende Identitäten – Ineinandergreifende Strukturen. Plädoyer für einen Kurswechsel in der Intersektionalitätsdebatte. In Cornelia Klinger & Gudrun-Axeli Knapp (Hrsg.), *ÜberKreuzungen. Fremdheit, Ungleichheit, Differenz* (S. 38–67). Münster: Westfälisches Dampfboot.

- Klinger, Cornelia (2022). Life Care/Lebenssorge and the Fourth Industrial Revolution. In Herta Nagl-Docekal & Waldemar Zacharasiewicz (Hrsg.), *Artificial Intelligence and Human Enhancement: Affirmative and Critical Approaches in the Humanities* (S. 101–124). Berlin: De Gruyter.
- Klößner, Jürgen & Rybicki, Britta (2020). Datenspende für bessere Früherkennung: KI wird im Kampf gegen Brustkrebs immer wichtiger. *Handelsblatt*, 21.10.2020. Zugriff am 05. Mai 2022 unter <https://handelsblatt.com/technik/digitale-revolution/digitale-revolution-daten-spende-fuer-bessere-frueherkennung-ki-wird-im-kampf-gegen-brustkrebs-immer-wichtiger/26288516.html?ticket=ST-3286334-MtdH32bJcbUdIQcVA2it-ap2>.
- Kuria, Emily Ngubia (2014). Theorizing race(ism) while NeuroGendering. In Sigrid Schmitz & Grit Höppner (Hrsg.), *Gendered Neurocultures: Feminist and Queer Perspectives on Current Brain Discourses* (S. 109–123). Wien: Zaglossus.
- Lorde, Audre (2000). *Auf Leben und Tod. Krebstagebuch*. Frankfurt/Main: Fischer Taschenbuch.
- Lux, Michael P.; Emons, Julius; Bani, Mayada R.; Wunderle, Marius; Sell, Charlotte; Preuss, Caroline; Rauh, Claudia; Jud, Sebastian M.; Heindl, Felix; Langemann, Hanna; Geyer, Thomas; Brandl, Anna-Lisa; Hack, Carolin C.; Adler, Werner; Schulz-Wendtland, Rüdiger; Beckmann, Matthias W.; Fasching, Peter A. & Gass, Paul (2019). Diagnostic Accuracy of Breast Medical Tactile Examiners (MTEs): A Prospective Pilot Study. *Breast Care – Multidisciplinary Journal for Research, Diagnosis and Therapy*, 14, 41–47. <https://doi.org/10.1159/000495883>
- Marks, Dustin H.; Arron, Sarah Tuttleton & Mansh, Matthew (2020). Skin Cancer and Skin Cancer Risk Factors in Sexual and Gender Minorities. *Dermatologic Clinics*, 38(2), 209–218. <https://doi.org/10.1016/j.det.2019.10.005>
- McKinney, Scott Mayer; Sieniek, Marcin; Godbole, Varun; Godwin, Jonathan; Antropova, Natasha; Ashrafi, Hutan; Back, Trevor; Chesus, Mary; Corrado, Greg S.; Darzi, Ara; Etemadi, Mozziyar; Garcia-Vicente, Florencia; Gilbert, Fiona J.; Halling-Brown, Mark; Hassabis, Demis; Jansen, Sunny; Karthikesalingam, Alan; Kelly, Christopher J.; King, Dominic; Ledsam, Joseph R.; Melnick, David; Mostofi, Hormuz; Peng, Lily; Reicher, Joshua Jay & Shetty, Shravya (2020). International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*, 577, 89–94. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1799-6>
- Nielsen, Emilia (2019). *Disrupting Breast Cancer Narratives: Stories of Rage and Repair*. Toronto: University of Toronto Press.
- Noble, Safiya Umoja (2018). *Algorithms of oppression. How search engines reinforce racism*. New York: New York University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctt1pwt9w5>
- Noor, Poppy (2020). Can we trust AI not to further embed racial bias and prejudice? *The BMJ*, 368, 10–12. <https://doi.org/10.1136/bmj.m363>
- Obermeyer, Ziad; Powers, Brian; Vogeli, Christine & Mullainathan, Sendhil (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*, 366(6464), 447–453. <https://doi.org/10.1126/science.aax2342>
- O’Neil, Cathy (2017). *Angriff der Algorithmen. Wie sie Wahlen manipulieren, Berufschancen zerstören und unsere Gesundheit gefährden*. München: Carl Hanser Verlag.
- Prieti, Bianca (2019). Die Versprechen von Big Data im Spiegel feministischer Rationalitätskritik. *GENDER*, 3(1), 11–25. <https://doi.org/10.3224/gender.v1i1.02>
- Queertactics (2021). *The Cancer Journals revisited*. Zugriff am 05. Mai 2022 unter <https://queertactics.at/the-cancer-journals-revisited-lentos/>.
- RKI & Zentrum für Krebsregisterdaten (2021). Malignes Melanom der Haut. In RKI & Zentrum für Krebsregisterdaten (Hrsg.), *Krebs in Deutschland* (S. 72–75). Robert Koch-Institut: Berlin. Zugriff am 05. Mai 2022 unter https://krebsdaten.de/Krebs/DE/Content/Krebsarten/Melanom/melanom_node.html.
- Schneider, Ingrid (2021). Diskriminierungsgefahren und Regulationsansätze bei der medizinischen Nutzung von Künstlicher Intelligenz. *Zeitschrift Für Medizinische Ethik*, 67(3), 327–350.

- Sjoding, Michael W.; Dickson, Robert P.; Iwashyna, Theodore J.; Gay, Steven E. & Valley, Thomas S. (2020). Racial Bias in Pulse Oximetry Measurement. *The New England Journal of Medicine*, 383(25), 2477–2478. <https://doi.org/10.1056/nejmc2029240>
- Stallings, Allison F. (2020). *Why more men than women get skin cancer*. Zugriff am 05. Mai 2022 unter <https://westchesterhealth.com/blog/why-more-men-than-women-get-skin-cancer/>.
- Stockinger, Günther (2002). Katastrophe für die Frauen. *Der Spiegel*, 07.04.2002. Zugriff am 05. Mai 2022 unter <https://spiegel.de/wissenschaft/katastrophe-fuer-die-frauen-a-387efb77-0002-0001-0000-000022019408>.
- Suchman, Lucy (2019). Feministische Science & Technology Studies (STS) und die Wissenschaften vom Künstlichen. *GENDER*, 3(1), 56–83. <https://doi.org/10.3224/gender.v11i3.05>
- Terhart, Henrike (2014). *Körper und Migration*. Bielefeld: transcript. <https://doi.org/10.14361/transcript.9783839426180.70>
- Topol, Eric J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25, 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
- Vienna online (2022). „SkinScreener“: Früherkennung von Hautkrebs mittels App. Zugriff am 08. Mai 2022 unter <https://vienna.at/skinscreener-frueherkennung-von-hautkrebs-mittels-app/7359523>.
- Wachter, Sandra; Mittelstadt, Brent & Russell, Chris (2020). Why Fairness Cannot Be Automated: Bridging the Gap Between EU Non-Discrimination Law and AI. *SSRN Electronic Journal*, 1–72. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3547922>
- Ward-Peterson, Melissa; Acuña, Juan M.; Alkhalifah, Mohammed K.; Nasiri, Abdulrahman M.; Al-Akeel, Elharith S.; Alkhalidi, Talal M.; Dawari, Sakhr A. & Aldaham, Sami (2016). Association between Race/Ethnicity and Survival of Melanoma Patients in the United States over 3 Decades. A Secondary Analysis of SEER Data. *Medicine*, 95(17), 1–6. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000003315>
- Ware, Olivia R.; Dawson, Jessica E.; Shinohara, Michi M. & Taylor, Susan C. (2020). Racial limitations of fitzpatrick skin type. *Cutis*, 105(2), 77–80.
- Wen, David; Khan, Saad M.; Xu, Antonio Ji; Ibrahim, Hussein; Smith, Luke; Caballero, Jose; Zepeda, Luis; de Blas Perez, Carlos; Denniston, Alastair K.; Liu Xiaoxuan & Matin Rubeta N. (2022). Characteristics of publicly available skin cancer image datasets: a systematic review. *The Lancet Digital Health*, 4(1), e64–e74. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(21\)00252-1#](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(21)00252-1#)

Zu den Personen

Renate Baumgartner, Mag. pharm. Dr. rer. nat., *1980, wissenschaftliche Mitarbeiterin (Postdoc) am Zentrum für Gender und Diversitätsforschung, Eberhard Karls Universität Tübingen. Arbeitsschwerpunkte: feministische Wissenschafts- und Technikforschung, Techniksoziologie, künstliche Intelligenz in der Medizin.

Kontakt: Eberhard Karls Universität Tübingen, Zentrum für Gender- und Diversitätsforschung, Wilhelmstraße 56, 72074 Tübingen

E-Mail: renate.baumgartner@uni-tuebingen.de

Waltraud Ernst, Dr. phil., M.A., *1964, Universitätsassistentin, Institut für Frauen- und Geschlechterforschung, Johannes Kepler Universität Linz. Arbeitsschwerpunkte: feministische Wissenschafts- und Technikforschung, Theorien, Begriffe und Methoden der Gender Studies, feministische Epistemologie und Technikphilosophie.

Kontakt: Johannes Kepler Universität Linz, Institut für Frauen- und Geschlechterforschung, Altenberger Straße 69, 4040 Linz, Österreich

E-Mail: waltraud.ernst@jku.at