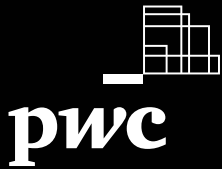


---

# Ungleiche Medizin

**Warum die  
Berücksichtigung  
geschlechtsspezifischer  
Unterschiede in  
KI-Algorithmen die  
Sterblichkeit von  
Frauen an Herz-  
Kreislauf-Erkrankungen  
senken könnte**



---

Die vorliegende Publikation wurde von einem gemeinsamen Team aus Experten von PwC und Strategy&, der globalen Strategieberatung von PwC, erstellt. Gemeinsam entwickeln wir individuelle Geschäftsstrategien für weltweit führende Unternehmen.

PwC betrachtet es als seine Aufgabe, gesellschaftliches Vertrauen aufzubauen und wichtige Probleme zu lösen. Mehr als 327.000 Mitarbeitende in 152 Ländern tragen hierzu mit hochwertigen, branchenspezifischen Dienstleistungen in den Bereichen Wirtschaftsprüfung, Steuer- und Unternehmensberatung bei. Die Bezeichnung PwC bezieht sich auf das PwC-Netzwerk und/oder eine oder mehrere der rechtlich selbstständigen Netzwerkgesellschaften. Weitere Details unter [www.pwc.com/structure](http://www.pwc.com/structure).

[www.pwc.com](http://www.pwc.com)

© 2023 PwC. Alle Rechte vorbehalten. Die Bezeichnung PwC bezieht sich auf das PwC-Netzwerk und/oder mehrere der rechtlich selbstständigen Netzwerkgesellschaften. Weitere Details unter [www.pwc.com/structure](http://www.pwc.com/structure). Die Bezeichnung Strategy& bezieht sich auf die globale Strategieberatung von PwC. Weitere Details zu Strategy& unter [www.strategyand.pwc.com](http://www.strategyand.pwc.com). Eine Vervielfältigung der Inhalte ist ohne die schriftliche Zustimmung von Strategy& nicht erlaubt. Haftungsausschluss: Diese Inhalte sind nur für allgemeine Zwecke bestimmt und sollten nicht als Ersatz für die Beratung durch professionelle Berater verwendet werden.

# Kontakte

## Strategy&

Prof. Dr. Rainer Bernnat  
Leiter öffentlicher Sektor,  
Strategy& Deutschland  
+49 69 97167-414  
rainer.bernnat@pwc.com

## PwC

Hendrik Reese  
Partner,  
PwC Deutschland  
+49 89 57906-093  
hendrik.reese@pwc.com

## Osypka Herzzentrum

PD Dr. Clemens Jilek  
Facharzt für Kardiologie,  
Osypka Herzzentrum München  
+49 89 72400-4343  
clemens.jilek@ikms.de

Dr. Caroline Mükusch  
Director,  
Strategy& Deutschland  
+49 89 54525-529  
caroline.muekusch@pwc.com

# Über die Autoren

**Prof. Dr. Rainer Bernnat** hat mehr als 30 Jahre Berufserfahrung in der strategischen Beratung in den Bereichen Health, Öffentlicher Sektor und bei Finanzdienstleistern. Er ist Partner bei Strategy& Deutschland am Standort Frankfurt und leitet die Government & Public Services Practice in Europa.

**Hendrik Reese** fokussiert sich auf die Beratung von Organisationen in der KI-Transformation und technischen Implementierung - u. a. rund um ethische Fragestellungen, Risikomanagement und Compliance. Er ist Partner bei PwC Deutschland am Standort München und leitet die Practice rund um verantwortungsvolle KI.

**Dr. Caroline Mükusch** berät Kund:innen im öffentlichen Sektor zu Themen rund um innovative KI-Lösungen, Data Analytics, Leadership und Business-Strategien. Sie ist Direktorin bei Strategy& Deutschland am Standort München.

**PD Dr. Clemens Jilek** ist spezialisiert auf die Behandlung von Herzrhythmusstörungen und interventionelle Kardiologie. Er ist Facharzt für Kardiologie am Osypka Herzzentrum München und lehrt als Privat-Dozent an der Technischen Universität München.

**Dr. Philippa-Luisa Harhoff** berät Kund:innen an der Schnittstelle von Data & Analytics sowie Kunden- und Produktstrategie, insbesondere im Bereich Handel und Konsumgüter. Sie ist Managerin bei Strategy& Deutschland am Standort Frankfurt.

**Dr. Sebastian Becker** unterstützt Kund:innen im Bereich Health, Automotive und Öffentlicher Sektor über alle Phasen des KI-Lebenszyklus, von Ideation bis Operationalisierung, hinweg. Er ist Manager bei PwC Deutschland am Standort Düsseldorf.

**Dr. Michael Tschiedel** ist spezialisiert auf Digital- und KI-Strategie sowie Unternehmenswachstum mit Fokus auf Health, Technology und Öffentlicher Sektor. Er ist Senior Associate bei Strategy& Österreich am Standort Wien.

**Cedric Rohm** berät Kund:innen aus der Technologie- und Industriegüterbranche bei der Umsetzung von strategischen Transformationsprozessen. Er ist Associate bei Strategy& Deutschland am Standort Frankfurt.

---

## INHALTSVERZEICHNIS

---

<b>Executive Summary</b>	<b>05</b>
<b>1. Das Potenzial von künstlicher Intelligenz im Gesundheitswesen</b>	<b>07</b>
<b>2. Status der Herzgesundheit in Deutschland und die Relevanz von KI</b>	<b>10</b>
<b>3. Auswirkungen der Gender Health Gap auf KI-Algorithmen in der Herzgesundheit</b>	<b>13</b>
<b>4. Gestaltung geschlechtsspezifischer KI-Algorithmen im Gesundheitswesen</b>	<b>17</b>

---

---

## EXECUTIVE SUMMARY

- Künstliche Intelligenz (KI) kann entlang der gesamten Patient:innen-Journey von der Früherkennung bis zur Nachsorge eingesetzt werden, um Krankheiten zu vermeiden oder effektiver zu behandeln und die Effizienz im Gesundheitswesen zu steigern.<sup>1</sup>
- Neue Lösungen wie tragbare Gesundheitstechnologie erreichen einen objektiven Detailgrad von Gesundheitsinformationen, der etablierte Risikoabschätzungen wie den Framingham Risikoscore für kardiovaskuläre Krankheiten übersteigt und so neue Möglichkeiten in der Prävention und Diagnostik von Herz-Kreislauf-Erkrankungen ermöglicht.
- Herzkrankheiten haben sich in Deutschland zu einer Volkskrankheit entwickelt, von der schätzungsweise mehr als 40% der erwachsenen Bevölkerung betroffen sind.<sup>2</sup>
- In Deutschland sind Herzkrankheiten die Todesursache Nr. 1 und machen ein Drittel aller Todesfälle aus.<sup>3</sup>
- Frauen haben eine deutlich höhere Wahrscheinlichkeit als Männer (zum Beispiel 30% bei ischämischen Herzkrankheiten vs. 18% bei Männern), dass Herz-Kreislauf-Erkrankungen bei ihnen tödlich verlaufen (*siehe Abbildung 1, nächste Seite*).<sup>4</sup>
- Die Einweisung von Frauen ins Krankenhaus im Fall eines akuten Koronarsyndroms dauert im Schnitt zwischen 0,3 und 3,7 Stunden länger als bei Männern.<sup>5</sup>
- Wissenschaftliche Studien haben Unterschiede zwischen Männern und Frauen entlang der gesamten Patient:innen-Journey von Herz-Kreislauf-Erkrankungen identifiziert:
  - **Früherkennung und Prävention:** Frauen rauchen und trinken durchschnittlich weniger als Männer<sup>6</sup>, sind beim Auftreten eines akuten Koronarsyndroms älter<sup>7</sup> und haben aber öfter Risikofaktoren und Begleiterkrankungen wie chronische Nierenerkrankungen, Bluthochdruck, linksventrikuläre Herzinsuffizienz, Diabetes oder Hyperlipidämie<sup>8</sup>.
  - **Diagnose:** Frauen verspüren seltener die bei Männern bekannten Symptome wie Brustschmerzen und Schweißausbrüche, sondern häufiger "atypische" Symptome wie zum Beispiel Atemnot, Appetitverlust, Armschmerzen, Übelkeit und Übergeben, Kiefer-, Nacken- oder Halsschmerzen.<sup>9</sup>
  - **Therapie:** Frauen bekommen unter anderem seltener interventionistische Behandlungen wie eine Koronarangiographie, eine perkutane transluminale Koronarangioplastie oder eine Bypasschirurgie als Männer.<sup>10</sup>

---

1 Cucchi et al., 2021; Davenport & Kalakota, 2019; Zou & Li, 2022.

2 Busch & Kuhnert, 2017; Heidemann et al., 2017; Neuhauser et al., 2017.

3 Statistisches Bundesamt, 2023.

4 Deutsche Herzstiftung e. V., 2021.

5 Nguyen et al., 2010.

6 Bundesministerium für Gesundheit, 2021; Lange et al., 2015.

7 Cardeillac et al., 2022; Kosuge et al., 2006; Kuehnemund et al., 2021.

8 Kosuge et al., 2006; Kuehnemund et al., 2021.

9 Cardeillac et al., 2022; Chen et al., 2005; Kosuge et al., 2006; van Oosterhout et al., 2020.

10 Kuehnemund et al., 2021.

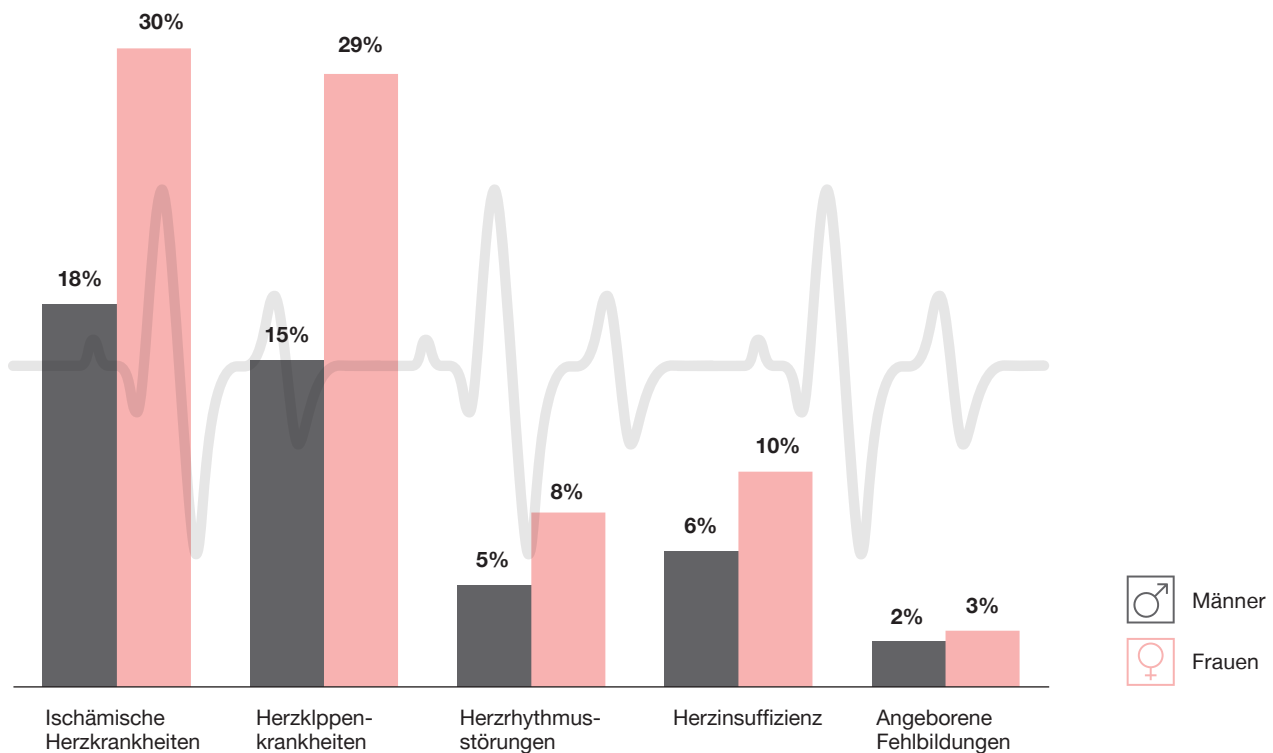
– **Nachbehandlung:** Frauen bekommen nach einer Herz-Kreislauf-Erkrankung trotz vergleichbarer Effektivität seltener Rehabilitationsmaßnahmen von ihren Ärzt:innen empfohlen als Männer.<sup>11</sup>

- Bei Anwendung einer KI zur Früherkennung von Herzerkrankungen müssen neben dem Geschlecht auch die unterschiedlichen Faktoren in Lebensstil und Gesundheitszustand berücksichtigt werden.
- Geschlechtsspezifische Unterschiede müssen beim Design von KI-Algorithmen berücksichtigt werden, um Bias zu reduzieren und die Effektivität zu maximieren.
- Ein effektiver und fairer Algorithmus beinhaltet: 1) Nutzung eines ausgewogenen Datensatzes mit den relevanten Variablen, 2) Modellierung einer objektiven und transparenten Funktionsweise des Algorithmus unter Berücksichtigung von Qualitätsstandards und 3) Holistisches Management über den Lebenszyklus des KI-Algorithmus aus Sicht der Anwender:innen, zum Beispiel hinsichtlich Erklärbarkeit, Replizierbarkeit, Feedback- und Anpassungsmöglichkeiten.

11 Feola et al., 2015.

#### ABBILDUNG 1

Letalität ausgewählter Herzkrankheiten in Deutschland im Jahr 2020 nach Geschlecht in %



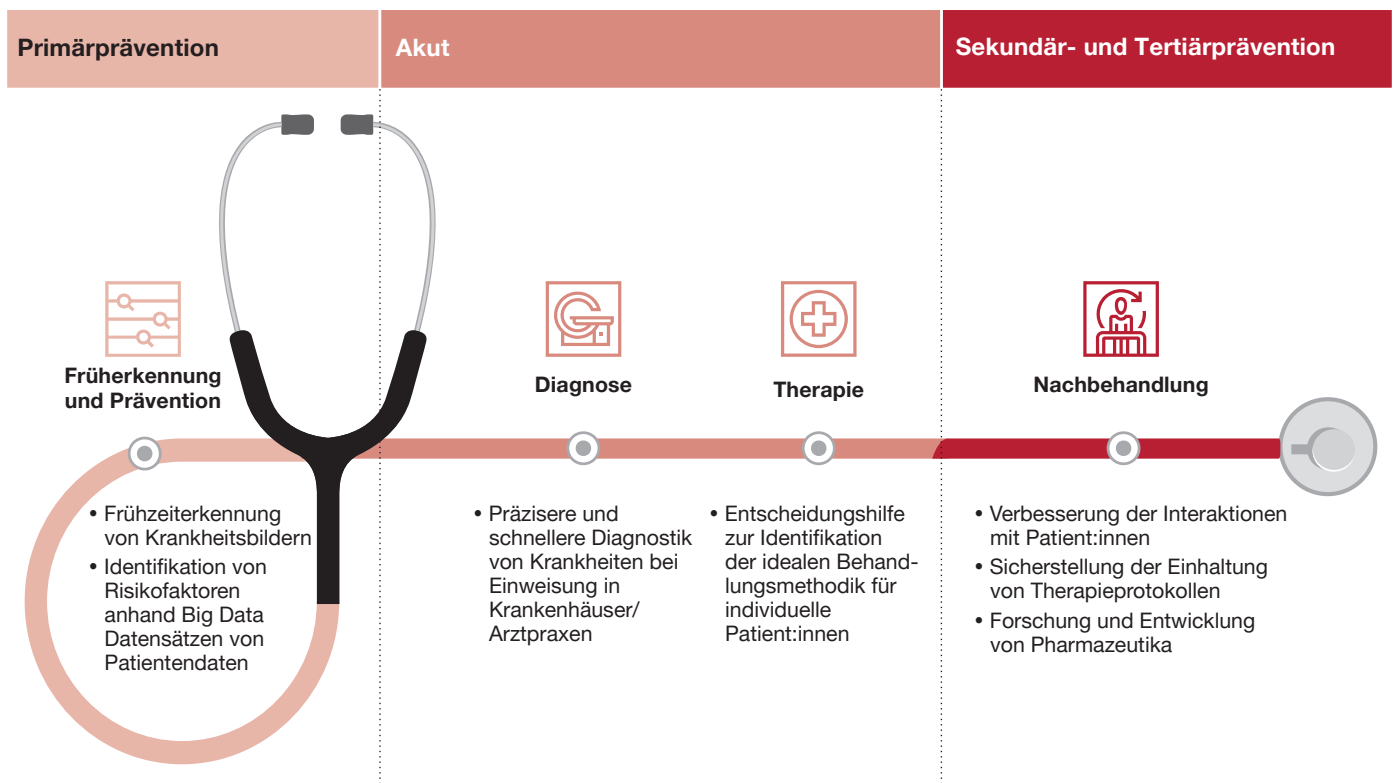
Quelle: Deutsche Herzstiftung e. V., 2021.

# 1. Das Potenzial von künstlicher Intelligenz im Gesundheitswesen

Trends wie der demographische Wandel, Fachkräftemangel, Veränderungen des Krankheitspektrums, Zuwanderung, die Erwartung nach stetig besser werdender Versorgung bei gleichzeitig steigenden Ausgaben und durch den Klimawandel bedingte Erkrankungen stellen das Gesundheitswesen in Deutschland in den nächsten Jahrzehnten vor große Herausforderungen. Ein Hoffnungsträger zur Bewältigung dieser enormen Veränderungen sind innovative Technologien und die daraus entstehenden Dienstleistungen und Produkte für die Gesundheitsversorgung der Zukunft, sowohl im Bereich der Diagnose als auch der Therapie. So nimmt unter anderem die Relevanz von künstlicher Intelligenz (KI) in Form von digitalen Tools im Gesundheitswesen stetig zu. KI-Algorithmen ermöglichen Anwendungsfälle entlang der gesamten Patient:innen-Journey, um Krankheiten zu diagnostizieren, zu vermeiden oder erfolgreich zu behandeln sowie die Prozesseffizienz im Versorgungsalltag kontinuierlich zu steigern (siehe Abbildung 2).

**ABBILDUNG 2**

Anwendungsfälle von KI-Algorithmen entlang der Patient:innen-Journey im Gesundheitswesen



Quelle: Strategy& Analyse.

---

## Früherkennung und Prävention



KI-Algorithmen können bereits vor der Diagnose einer klassischen Symptomatik zur Früherkennung von Krankheiten wertstiftend genutzt werden.<sup>12</sup> Idealerweise können dadurch präventionsorientierte Maßnahmen eingeleitet werden, um die Krankheit zu verzögern und negative Folgen für die Patient:innen abzumildern. Seitens der Kostenträger werden KI-gestützte Algorithmen bereits zur Präzisierung der Vorhersage von Unfall- und Krankheitsrisiken verwendet. Dies kann zwar zu einer Kostenreduktion auf Trägerseite führen, messbare Gesundheitsverbesserungen für Patient:innen ergeben sich daraus jedoch noch kaum.<sup>13</sup> Perspektivisch kann der Einsatz von Monitoring-Tools für Risikopatient:innen verbunden mit strukturierten Maßnahmen von Seiten des medizinischen Personals zu einer weiteren Verbesserung der Versorgungssituation betroffener Patient:innen beitragen.

---

## Diagnose



KI-Algorithmen können außerdem zur Erkennung von Krankheiten im ambulanten und stationären Bereich eingesetzt werden. Durch den Einsatz von KI können umfangreiche Daten zum Gesundheitszustand der Patient:innen innerhalb kurzer Zeit ermittelt und ausgewertet werden. So kann ein holistisches Bild von Patient:innendaten, das über klassische Verfahren wie EKG, bildgebende Verfahren oder Blutbild hinausgeht, in die Diagnose einbezogen werden. Medizinische Entscheidungsträger:innen erhoffen sich dadurch qualitativ verbesserte und schnellere Diagnosen von Krankheiten im Gesundheitswesen.<sup>14</sup>

---

<sup>12</sup> Cucchi et al., 2021.

<sup>13</sup> Davenport & Kalakota, 2019.

<sup>14</sup> Davenport & Kalakota, 2019; Ribeiro et al., 2020.





---

## Therapie



Während der akuten Behandlung einer diagnostizierten Krankheit kann KI eingesetzt werden, um eine Entscheidungshilfe für die behandelnden Ärzt:innen bei der Auswahl der optimalen Behandlungsmethode für die jeweiligen Patient:innen zu bilden.<sup>15</sup> Die dadurch entstehende Individualisierung der Behandlung steigert den Heilungserfolg, senkt die Mortalitätsrate bzw. verkürzt die stationäre Aufnahme.

---

## Nachbehandlung



KI-Software kann im Gesundheitswesen auch zur langfristigen Therapie, zur Nachsorge oder zur Unterstützung von Reha-Maßnahmen bei ausgewählten Krankheitsbildern beitragen. Algorithmen können hier zur Verbesserung der Interaktionen mit Patient:innen und zur Einhaltung von Behandlungsprotokollen eingesetzt werden.<sup>15</sup> Weiterhin nutzen Pharmakonzerne KI bei der Forschung und Entwicklung von Pharmazeutika<sup>16</sup>, um den Therapieerfolg mit individualisierten oder individuell ausgewählten Medikamenten zu steigern. So kann KI die Eigenschaften eines potenziellen Wirkstoffes vorhersagen, Vorschläge für völlig neuartige Verbindungen machen, bei denen das erfundene Molekül alle gewünschten Eigenschaften aufweist und repetitive Aufgaben wie die Analyse von Echokardiographien automatisieren<sup>17</sup>.

---

KI kann zudem übergreifend entlang der Patient:innen-Journey eingesetzt werden, um Prozesse in Arztpraxen und Krankenhäusern zu optimieren. Dies ermöglicht eine Entlastung der Ärzt:innen, eine viel bessere und schnellere Aufbereitung von wichtigen Gesundheitsdaten, die Verkürzung der Wartezeiten für Patient:innen und vor allem Kostensenkungen im Gesundheitswesen.<sup>15</sup>

---

<sup>15</sup> Davenport & Kalakota, 2019

<sup>16</sup> Vamathevan et al., 2019.

<sup>17</sup> Alsharqi et al., 2018; Merck KGaA, n.d.



## 2. Status der Herzgesundheit in Deutschland und die Relevanz von KI

Insbesondere im Bereich Herz-Kreislauf-Erkrankungen spielt KI eine wichtige Rolle, um die Behandlung für Patient:innen zu verbessern und das Gesundheitssystem zu entlasten. Studien zeigen, dass ein großer Teil der deutschen Bevölkerung unter Herz-Kreislauf-Erkrankungen leidet (siehe Abbildung 3). So weisen zum Beispiel mehr als 30% der Deutschen Bluthochdruck (Hypertonie) auf.<sup>18</sup> Weiterhin sind 8,6% der Männer und 7,0% der Frauen an Diabetes mellitus erkrankt.<sup>19</sup> Diese Zahlen verdeutlichen, dass sich Herz-Kreislauf-Erkrankungen schon seit einiger Zeit in Deutschland zur Volkskrankheit entwickelt haben. Beide Krankheiten sind außerdem Risikofaktoren für koronare Herzkrankheiten, unter denen 6,0% der Männer und 3,7% der Frauen in Deutschland leiden.<sup>20</sup> Zusammen mit weiteren Risikofaktoren ist davon auszugehen, dass über 40% der erwachsenen Bevölkerung im Laufe des Lebens von einer Herz-Kreislauf-Erkrankung oder damit in Verbindung stehenden Krankheiten betroffen sein wird.

# 40%

der erwachsenen Bevölkerung können im Laufe des Lebens von einer Herz-Kreislauf-Erkrankung oder damit in Verbindung stehenden Krankheiten betroffen sein.






<sup>18</sup> Neuhauser et al., 2017.

<sup>19</sup> Heidemann et al., 2017.

<sup>20</sup> Busch & Kuhnert, 2017.

### ABBILDUNG 3

12-Monats-Prävalenz von ausgewählten Herz-Kreislauf-Erkrankungen in Deutschland im Jahr 2017 nach Geschlecht

Krankheit	 12-Monats-Prävalenz Männer in %	 12-Monats-Prävalenz Frauen in %
 Hypertonie	32,8%	30,9%
 Diabetes Mellitus	8,6%	7,0%
 Koronare Herzkrankheiten	6,0%	3,7%

Fußnote: 12-Monats-Prävalenz gibt die Anzahl der Krankheitsfälle bei Erwachsenen im zurückliegenden Jahr in % der Gesamtbevölkerung wieder.

Quellen: Neuhauser et al., 2017; Busch & Kuhnert, 2017; Heidemann et al., 2017.

In Deutschland sind Herz-Kreislauf-Erkrankungen nicht nur weit verbreitet, sie sind auch seit Jahrzehnten die häufigste Todesursache.<sup>21</sup> Im Jahr 2021 konnten ein Drittel aller Todesfälle auf Herz-Kreislauf-Erkrankungen zurückgeführt werden (siehe Abbildung 4). Innerhalb dieser Gruppe sind insbesondere die ischämischen Herzkrankheiten, zum Beispiel der Herzinfarkt, relevant mit einem Anteil von 36% der Todesfälle durch Herz-Kreislauf-Erkrankungen<sup>22</sup>. Nach wie vor sind Männer häufiger von Herzkrankheiten betroffen als Frauen. Im Jahr 2020 sind 68.599 Männer und 52.863 Frauen an koronaren Herzkrankheiten gestorben.<sup>23</sup> Die Zahl der Toten ist in den letzten zehn Jahren zwar leicht um 4% zurückgegangen<sup>23</sup>, jedoch sind Herz-Kreislauf-Erkrankungen immer noch der größte Risikofaktor für die deutsche Bevölkerung. Trends wie steigendes Übergewicht und die demographische Entwicklung der Bevölkerung lassen darauf schließen, dass Herz-Kreislauf-Erkrankungen auch in Zukunft eine der häufigsten Todesursachen in Deutschland bleiben werden.

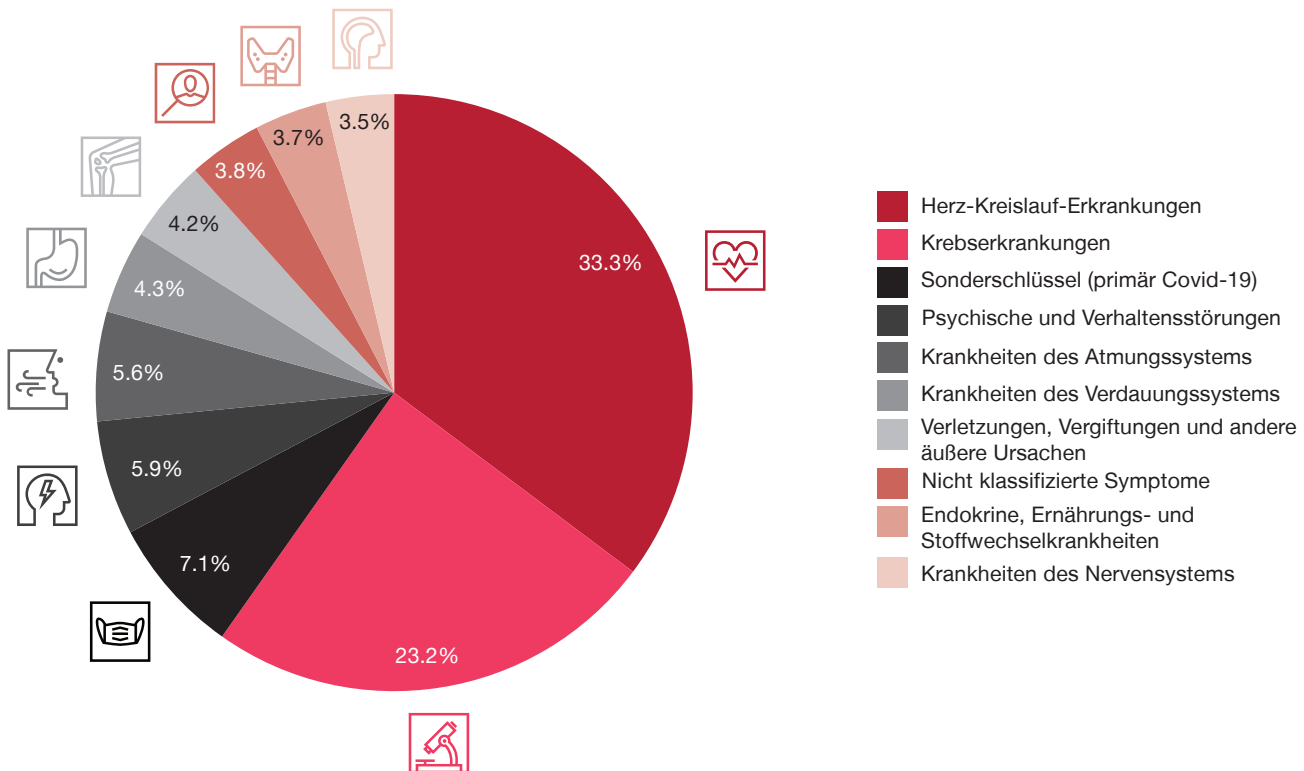
21 Spree, 2015.

22 Gesundheitsberichterstattung des Bundes, 2023.

23 Deutsche Herzstiftung e. V., 2021.

#### ABBILDUNG 4

Verteilung der häufigsten Todesursachen in Deutschland im Jahr 2021



Quelle: Statistisches Bundesamt, 2023.

---

Aufgrund der Tragweite von Herzkrankheiten für das Gesundheitssystem wird KI vermehrt zur Bekämpfung von Herzkrankheiten eingesetzt. Insbesondere neue Lösungen wie „Wearables“ (Fitnessarmbänder etc.) erreichen einen objektiven Detailgrad von Gesundheitsinformationen, der etablierte Risikoabschätzungen, zum Beispiel den Framingham Risikoscore für kardiovaskuläre Krankheiten, übersteigen und so neue Möglichkeiten in der Prävention und Diagnostik von Herz-Kreislauf-Erkrankungen mithilfe von KI ermöglichen.<sup>24</sup> So hat zum Beispiel das kalifornische Cedar Sinai Krankenhaus jüngst einen KI-Algorithmus veröffentlicht, der Herzkrankheiten mithilfe von Deep Learning anhand von Bildern des Herzens und Patient:innendaten wie Alter, Gewicht, Puls und Geschlecht erkennt und Prognosen erstellt.<sup>25</sup> Mithilfe des Algorithmus können die Wahrscheinlichkeiten von ischämischen Ereignissen wie Herztod, Herzinfarkt oder benötigte Behandlungen der Herzgefäße präzise vorhergesagt und die Veränderungen dieser Wahrscheinlichkeiten im zeitlichen Verlauf dargestellt werden.<sup>25</sup> Vergleichbare Algorithmen werden in der Prävention oder Behandlung von Herzkrankheiten zunehmend auch in Deutschland an Relevanz gewinnen.

---

<sup>24</sup> Huang et al., 2022.  
<sup>25</sup> Pieszko et al., 2023.



### 3. Auswirkungen des Gender Health Gap auf KI-Algorithmen in der Herzgesundheit

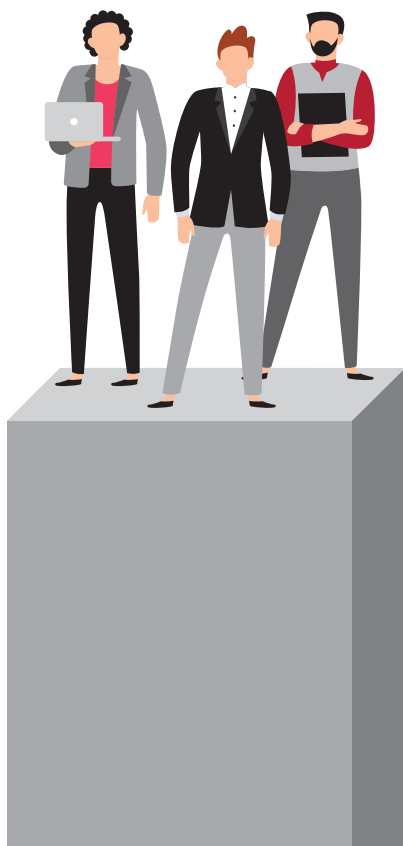
Im Kontext des vermehrten Einsatzes digitaler Hilfsmittel wie KI-Algorithmen im Gesundheitswesen wird der Gender Health Gap zunehmend relevanter. Dieses Phänomen beschreibt die unzureichende Berücksichtigung des Geschlechts mit den damit verbundenen Gesundheits- und Krankheitsunterschieden in der Medizin. Der Einsatz von KI ohne Beachtung der entsprechenden geschlechtsspezifischen Unterschiede kann daher zur Reproduktion diskriminierender Handlungen mit suboptimalen oder sogar fehlerhaften Ergebnissen führen.<sup>26</sup>

Auch im Kontext von Herzkrankheiten sind Unterschiede im Auftreten und der Behandlung von Männern und Frauen ersichtlich. Ein Vergleich der Morbidität und Mortalität zeigt, dass Herzkrankheiten in der Gesamtverteilung öfter bei Männern als bei Frauen auftreten (*siehe Abbildung 5, nächste Seite*). Jedoch haben Frauen eine deutlich höhere Letalität, d. h. eine höhere Sterblichkeits-Wahrscheinlichkeit bei Eintritt einer Herzkrankheit. Bei einem akuten Koronarsyndrom liegt die Sterberate von Frauen im Krankenhaus sogar bis zu fünfmal höher als bei Männern.<sup>27</sup> Dieser Unterschied kann durch andere Risikofaktoren, aber auch eine verzögert durchgeführte Diagnostik und ineffektive Behandlung im Akutfall erklärt werden. Die Einweisung von Frauen ins Krankenhaus im Fall eines akuten Koronarsyndroms dauert im Schnitt zwischen 0,3 und 3,7 Stunden länger als bei Männern.<sup>28</sup> Gründe dafür sind unter anderem Risikofaktoren sowie soziodemographische, situationsbedingte und psychologische Faktoren. Darüber hinaus gibt es weitere geschlechtsspezifische Unterschiede, da insbesondere ältere Frauen, Alleinstehende und Frauen mit vorherigem Herzinfarkt tendenziell später gesundheitlich versorgt werden.<sup>28</sup>

<sup>26</sup> Laarmann, 2021.

<sup>27</sup> Kosuge et al., 2006; Kuehnemund et al., 2021.

<sup>28</sup> Nguyen et al., 2010.





#### Gender Health Gap

Der Gender Health Gap beschreibt den Umstand, dass die Medizin traditionell physiologische Unterschiede zwischen Männern und Frauen nicht ausreichend berücksichtigt hat. In einer auf den durchschnittlichen Mann ausgerichteten medizinischen Forschung und Praxis führen gängige Behandlungsansätze oder Medikamente daher bei Frauen nicht immer zum gleichen Behandlungserfolg.



**ABBILDUNG 5**

Übersicht der Morbidität, Mortalität und Letalität von Herzkrankheiten in Deutschland nach Geschlecht im Jahr 2020

	Männer 			Frauen 		
	Morbidität	Mortalität	Letalität	Morbidität	Mortalität	Letalität
Ischämische Herzkrankheiten	940,3	167,2	17,8%	423,2	125,5	29,7%
Herzklappenkrankheiten	128,6	19,5	15,2%	98,4	28,1	28,5%
Herzrhythmusstörungen	573,8	26,7	4,7%	483	39,0	8,1%
Herzinsuffizienz	526,2	33,3	6,3%	506,1	50,4	10,0%
Angeborene Fehlbildungen	33,5	0,7	2,1%	27,4	0,7	2,6%
<b>Gesamt</b>	<b>2202,4</b>	<b>247,4</b>	<b>11,2%</b>	<b>1538,3</b>	<b>243,7</b>	<b>15,8%</b>

Fußnote: Morbidität = Häufigkeit des Auftretens einer Krankheit per 100.000 Einwohner:innen, Mortalität = Sterblichkeit in Folge einer Krankheit per 100.000 Einwohner:innen, Letalität (in %) = Mortalität / Morbidität \* 100.  
Quelle: Deutsche Herzstiftung e. V., 2021.



Nachdem Herz-Kreislauf-Erkrankungen in Deutschland die häufigste Todesursache darstellen, ist es überfällig, Wege der KI zu nutzen, um diejenigen Menschen zu identifizieren, die bisher durch das Screeningraster fallen. Gerade Frauen würden maßgeblich davon profitieren.“

**PD Dr. Clemens Jilek,**  
**Facharzt für Kardiologie, Osypka Herzzentrum München**

---

Beim Einsatz von KI sind daher geschlechtsspezifische Unterschiede entlang der gesamten Patient:innen-Journey zu berücksichtigen:

### Früherkennung und Prävention



Im Durchschnitt pflegen Frauen und Männer unterschiedliche Lebensstile, welche die Entstehung von Herzkrankheiten beeinflussen können. So rauchen Frauen zum Beispiel seltener als Männer<sup>29</sup> und haben seltener einen riskanten Alkoholkonsum<sup>30</sup>. Andererseits sind Frauen laut Statistik bei akutem Koronarsyndrom deutlich älter als Männer. Der Altersunterschied beträgt je nach Stichprobe bis zu zwölf Jahre.<sup>31</sup> Entsprechend haben Frauen bei einem auftretenden Herzinfarkt häufiger Risikofaktoren als Männer. Dazu zählen chronische Nierenleiden, Bluthochdruck, linksventrikuläre Herzinsuffizienz, Diabetes und Hyperlipidämie.<sup>32</sup> Bei Anwendung einer KI zur Früherkennung von Herzerkrankungen müssen daher nicht nur das Geschlecht, sondern auch die unterschiedlichen Faktoren wie Lebensstil und Gesundheitszustand berücksichtigt werden.

### Diagnose



Zudem unterscheiden sich die Symptomatiken bei Herzkrankheiten zwischen Männern und Frauen. Frauen empfinden die bei Männern bekannten Symptome eines Herzinfarkts wie Brustschmerzen und Schweißausbrüche seltener sowie weniger intensiv. Stattdessen bemerken sie bei einem akuten Koronarsyndrom häufiger andere Symptome wie Atemnot, Appetitverlust, Armschmerzen, Übelkeit und Übergeben, Müdigkeit, Nackenschmerzen, Kieferschmerzen, Schmerzen zwischen den Schulterblättern, Bewusstlosigkeit und Schwindel.<sup>33</sup> Dass diese anders gelagerten Symptome bei Frauen gleichwohl auf einen Herzinfarkt hindeuten können, ist im Gesundheitssektor und der allgemeinen Bevölkerung teils wenig bekannt oder wird sogar als Widerspruch gedeutet.<sup>34</sup> Bei der Erstellung und Nutzung von KI-Algorithmen ist es daher besonders wichtig, die unterschiedlichen Symptome von Männern und Frauen für akute Koronarsyndrome zu berücksichtigen, um präzise und valide Diagnostikoptionen zu bieten.

---

29 Bundesministerium für Gesundheit, 2021.

30 Lange et al., 2015.

31 Cardeillac et al., 2022; Kosuge et al., 2006; Kuehnemund et al., 2021.

32 Kosuge et al., 2006; Kuehnemund et al., 2021.

33 Cardeillac et al., 2022; Chen et al., 2005.; Kosuge et al., 2006; van Oosterhout et al., 2020.

34 Birnbach et al., 2020; Nguyen et al., 2010.



---

## Therapie



Bei der Behandlung von akuten Koronarsyndromen zeigen sich ebenfalls signifikante Unterschiede zwischen den Geschlechtern. Frauen erhalten unter anderem seltener interventionelle oder operative Behandlungen wie beispielsweise Koronarangiographien, Koronarangioplastien oder koronararterielle Bypass-Operationen als Männer.<sup>35</sup> Gründe dafür sind unter anderem eine konservativere Behandlung von Frauen aufgrund erhöhter Risikofaktoren und höherem Alter, die nicht abgeschlossene Bewertung der Effektivität von interventionellen Behandlungen bei Frauen in der Wissenschaft sowie ein möglicher Geschlechter-Bias, der dazu führen kann, dass Prozeduren bei Männern früher im Krankheitsverlauf durchgeführt werden.<sup>35</sup> KI-Software zur Empfehlung von Therapiemöglichkeiten muss daher Ungleichheiten in historischen Datensätzen bei der Häufigkeit und Effektivität von Behandlungen berücksichtigen.

---

## Nachbehandlung



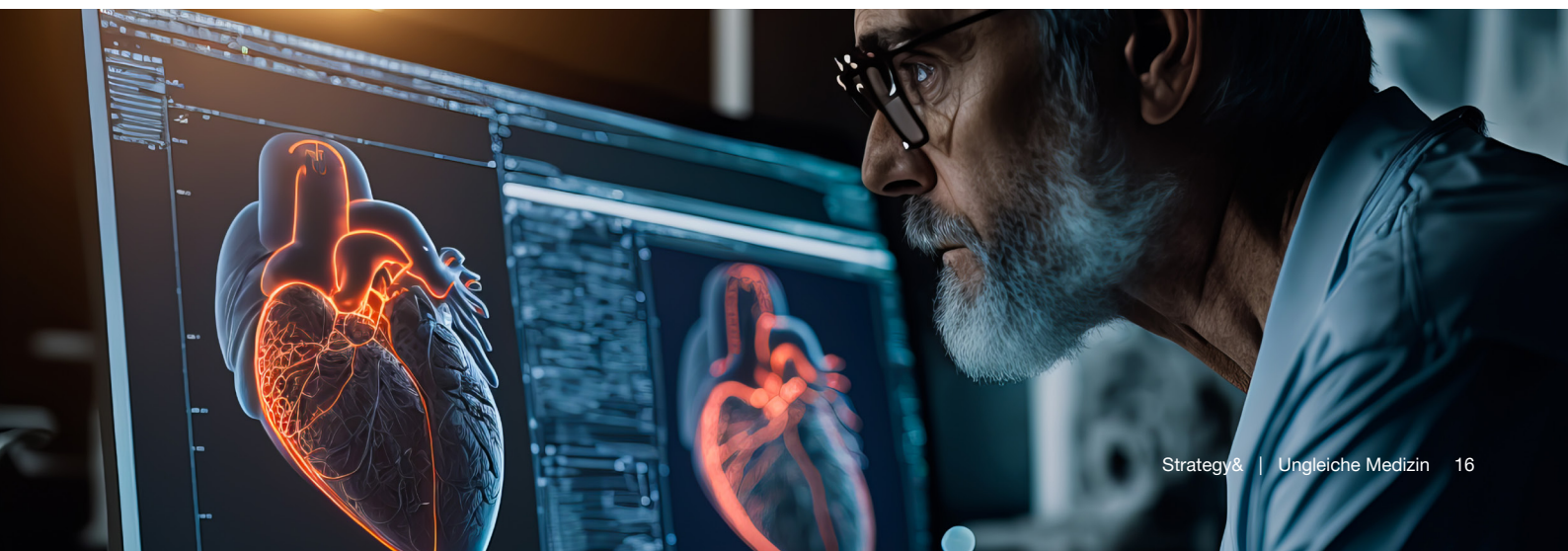
Studien zeigen, dass Frauen nach herzchirurgischen Eingriffen ihre Krankheit seltener verleugnen, öfter Dysphorie (ängstlich-trauriger Gemütszustand) erleben und ein stärkeres Bewusstsein für die Risiken und Auswirkungen ihrer Krankheiten haben als Männer.<sup>36</sup> Diese unterschiedlichen Verhaltensweisen nach dem Eintreten von Herzkrankheiten wirken sich auf die Therapietreue und die Wirksamkeit von Rehabilitationsmaßnahmen aus.<sup>36</sup> Weiterhin gibt es eine deutliche Diskrepanz bei der Umsetzung von Rehabilitationsprogrammen zwischen Männern und Frauen. Nur 30% aller Frauen werden nach einer Herzchirurgie in ein Rehabilitationsprogramm überführt, obwohl die Programme eine ähnliche Effizienz für Frauen aufweisen wie für Männer.<sup>37</sup> Dass Rehabilitationsprogramme von Ärzt:innen seltener für Patientinnen empfohlen werden, könnte unter anderem auf eine im Schnitt schlechtere körperliche Leistungsfähigkeit und Anzeichen von Depressionen und Angstzuständen vor solchen Programmen zurückgeführt werden.<sup>37</sup> KI-Algorithmen, die auf ausgewogenen Datensätzen zur Effizienz von Behandlungen aufbauen, können insofern sogar dazu beitragen, humanbedingte Fehlentscheidungen zu vermeiden.

---

35 Kuehnemund et al., 2021.

36 Modica et al., 2014.

37 Feola et al., 2015.





## 4. Gestaltung geschlechtsspezifischer KI-Algorithmen im Gesundheitswesen

Um den Anspruch einer geschlechtergerechten Präzisionsmedizin zu erfüllen, muss der gesamte Lebenszyklus eines KI-Algorithmus auf eine verzerrungsfreie Gestaltung ausgelegt sein.<sup>38</sup> Ziel sollte sein, dass der KI-Algorithmus 1) eine verzerrungsfreie Datenbasis mit relevanten Datenpunkten verwendet, 2) die Daten mit ähnlicher Genauigkeit oder Effektivität für Männer und Frauen verarbeitet und 3) von Anwender:innen korrekt bedient wird und sich im Laufe des Betriebs kontinuierlich verbessert.

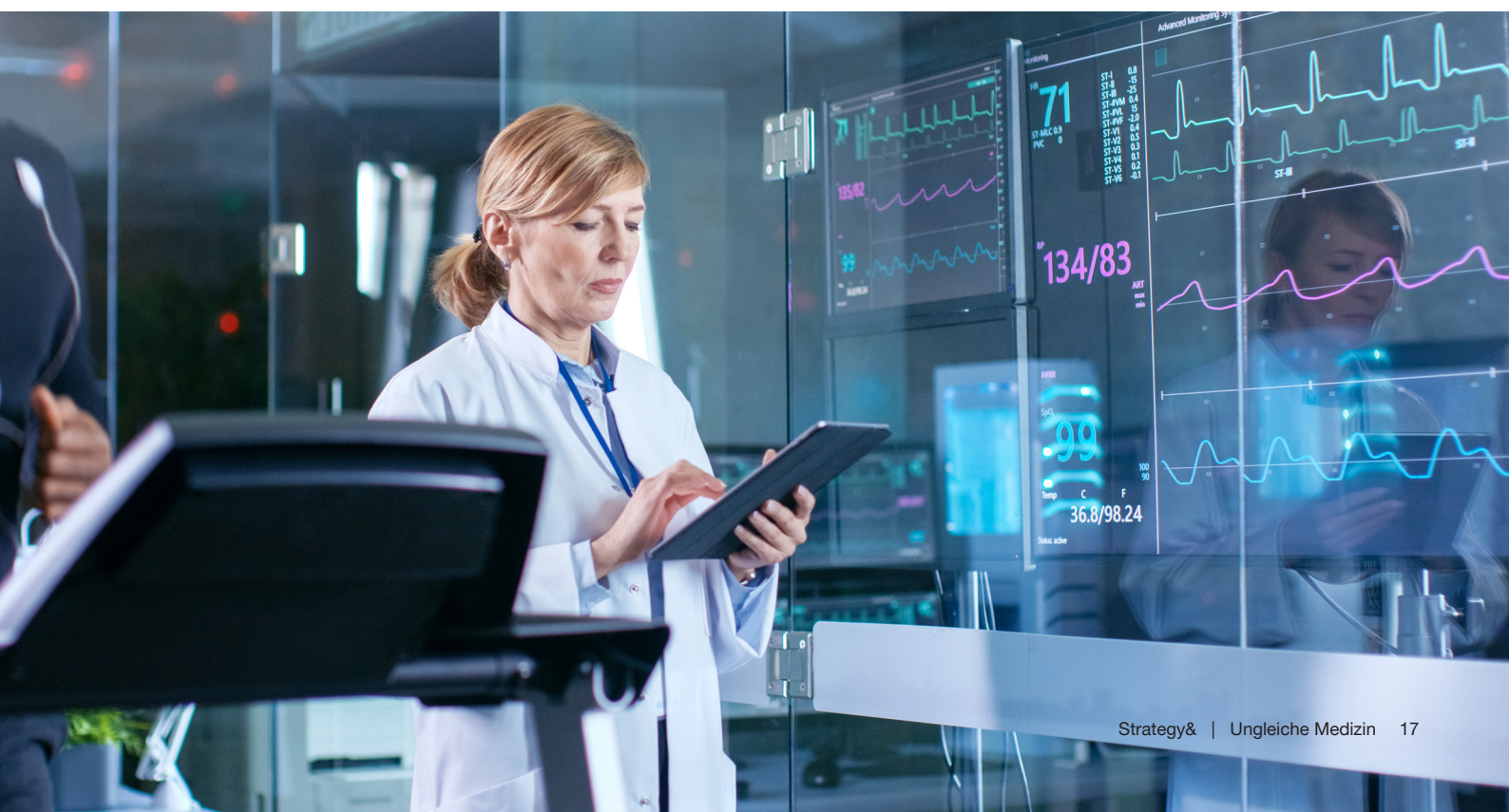
Verzerrungen („Biases“) können entlang des gesamten KI-Lebenszyklus von der Datenbeschaffung und Entwicklung bis hin zum Betrieb einer Lösung auftreten. Jedoch ist zu beachten, dass sich Verzerrungen über die verschiedenen Stadien weitertragen und letztendlich die Ergebnisqualität eines KI-Modells negativ beeinflussen. Daher sind eine hohe Datenqualität und Sorgfalt bei der initialen Datenauswahl maßgebende Erfolgsfaktoren für einen zuverlässigen und validen KI-Algorithmus. Die Datenbasis ist deshalb hinsichtlich potenzieller Verzerrungen zu validieren, bevor ein Algorithmus damit trainiert werden kann.<sup>39</sup>

**Verzerrungen in der Repräsentation:** Bei Verwendung einer ungleichgewichtigen Stichprobe kann die Aussagekraft des KI-Algorithmus für die Gesamtpopulation eingeschränkt sein und das Ergebnis einzelne Personengruppen benachteiligen.<sup>40</sup> Da Frauen und gesellschaftliche Minderheiten in kardiologischen Studien historisch meist unterrepräsentiert waren<sup>40</sup>, sind Trainingsdaten für eine KI auf ihre korrekte statistische Verteilung vor der Verwendung zu prüfen. Hierzu zählt auch eine Analyse, welche weiteren Variablen im Datenset mit dem Geschlechtsindikator korrelieren, um dies später bei der Modellierung entsprechend zu berücksichtigen.

38 vgl. Shrestha & Das, 2022.

39 Cirillo et al., 2020; Shrestha & Das, 2022.

40 Tat et al., 2020.



---

**Verzerrungen in der Messung:** Die Merkmalsauswahl in medizinischen Datensätzen ist meist durch bereits bekannte Indikatoren für eine Erkrankung geprägt. Dies kann jedoch dazu führen, dass andere Merkmale mit potenziell höherem Einfluss auf das Analyseergebnis nicht mit einbezogen werden. Diagnostische KI-Anwendungen zum Beispiel müssen daher sowohl Spezifika von Männern als auch Frauen im Datenset enthalten, um die unterschiedlichen Risikoprofile und Symptomatiken auswerten zu können.<sup>41</sup> In diesem Zusammenhang ist auch eine medizinentrierte Klassifizierung der Daten wichtig, ob ein Merkmal als Einflussfaktor oder als Indikator für eine potenzielle Erkrankung dient.

**Verzerrungen durch Aggregation:** Wenn Daten von männlichen und weiblichen Personen in einem Modell mit einer einheitlichen Baseline aggregiert werden, können unterschiedliche Einflüsse und Signifikanzen zwischen den Geschlechtern nicht ausreichend differenziert werden. Dies ist zum Beispiel für Algorithmen zur Bewertung von Behandlungsoptionen relevant, da Frauen und Männer unterschiedlich auf Herz-Kreislauf-Medikamente reagieren.<sup>42</sup> Folglich sollten diese Unterschiede bei der Parametrisierung des Modells zwingend beachtet werden.

**Verzerrungen durch Historie:** Auch wenn Datenbasis und Modell korrekt ausgewählt wurden, spiegeln sich in der Vergangenheit vorgegebene Muster in den Daten wider.<sup>42</sup> Dadurch können bestehende Verzerrungen aus der realen Welt in den KI-Algorithmus migrieren. Wenn eine bestimmte Behandlung zum Beispiel weniger häufig bei Frauen angewendet wird, kann sich dieses Muster im Ergebnis einer KI-Anwendung ebenso manifestieren. Auch das Ausblenden des entsprechenden Geschlechtsindikators in den Daten führt nicht unbedingt zu einer Verbesserung des Modells auf Grund von meist weiteren korrelierenden Merkmalen. Letztendlich können die Folgen einer historischen Verzerrung in den Ursprungsdaten nur durch verantwortungsvolle Prozessrichtlinien bei der Datenauswahl und Bedienung des KI-Algorithmus gemildert werden.

---

<sup>41</sup> Vaughn et al., 2020.  
<sup>42</sup> Cirillo et al., 2020.



Der richtige Umgang mit Daten und Modellen in KI-Medizinanwendungen ist nicht nur eine technische Notwendigkeit, sondern auch eine ethische Verpflichtung. Wir müssen sicherstellen, dass alle Patient:innen, unabhängig von ihrer Herkunft, ihrem Gesundheitszustand oder ihres Geschlechts, die bestmögliche und gerechteste medizinische Versorgung erhalten.“

**Hendrik Reese,**  
**Partner, PwC Deutschland**

---

---

Zur frühzeitigen Erkennung von Verzerrungen innerhalb der verwendeten Daten kann ein umfassendes Datenmanagement helfen. Dies umfasst klar definierte und automatisierte Prozesse, um die meist multimodalen Daten in einem sogenannten Data Lake zusammenzuführen. Qualifizierte Datenkataloge können zudem unterstützen, um zum Beispiel Verfügbarkeit, Quellen und Verantwortlichkeiten zu dokumentieren, sodass jede Datenquelle einen Single Point of Source hat. Da in der Praxis über den Lebenszyklus eines KI-Modells immer wieder neue Daten iterativ eingespeist werden, muss eine Überprüfung der Datenqualität regelmäßig erfolgen.

Über das Datenmanagement hinaus trägt im weiteren Verlauf des KI-Lebenszyklus (siehe Abbildung 6) die Anwendung von Best Practices und definierten Governance-Prozessen zu einer geschlechtergerechten Anwendung eines KI-Algorithmus bei. Zum einen sollten Patient:innen sowie Ärzt:innen frühzeitig in den Entwicklungsprozess mit einbezogen werden, um iterativ Feedback in einem nutzerzentrierten Design einfließen zu lassen. Durch Anwendung von Methoden der agilen Softwareentwicklung (zum Beispiel Nutzerakzeptanztests) wird sichergestellt, dass der entwickelte KI-Algorithmus für eine Vielzahl unterschiedlicher Anwender:innen und Patient:innen akkurate Ergebnisse liefert. Bei der Entwicklung sollte zudem auf die Plausibilität der Daten und der zugehörigen Modellauswahl geachtet werden. Eine sorgfältige Prüfung des entwickelten Algorithmus im Rahmen einer klinischen Teststudie kann zudem die Qualität und Akzeptanz bei den Nutzer:innen erhöhen. Nach Einführung der KI-Lösung im laufenden Betrieb ist eine automatisierte Qualitätssicherung sinnvoll (zum Beispiel Software-Alarmsysteme bei Überschreitung bestimmter Grenzwerte oder Information der Anwender:innen im Falle von Dateninkonsistenzen).

---

**ABBILDUNG 6**  
Kontinuierliches Management entlang des KI-Lebenszyklus

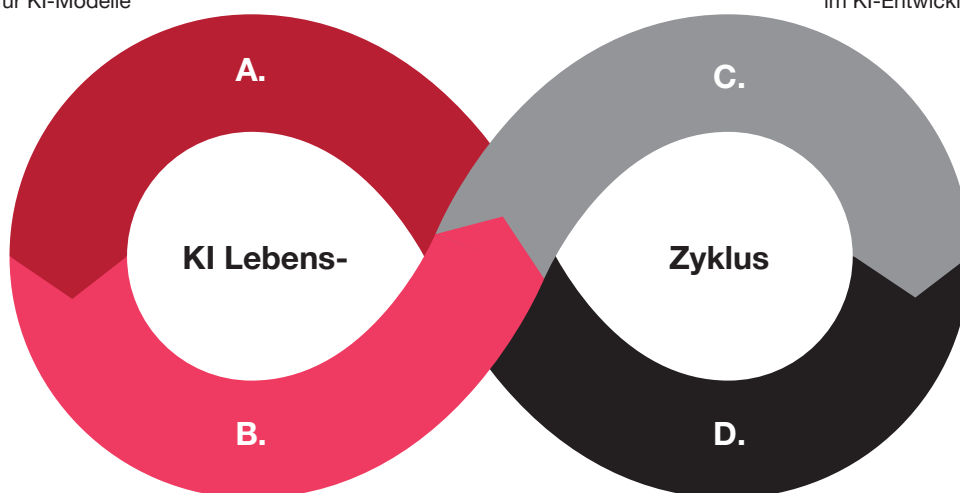
---

**A. Datenmanagement**

Optimierung von Datenqualität und Datennutzung für KI-Modelle

**C. Best Practice Entwicklung**

Nutzung von Best Practices im KI-Entwicklungsprozess



**B. User-zentriertes Design**

Entwicklung eines KI-Systems aus Perspektive der Anwender:innen

**D. KI Betriebsmanagement**

Gewährleistung einer hohen KI-Softwarequalität im Betrieb

---

Quelle: Strategy& Analyse.

---

Regelmäßige Nutzer:innenreports und eine kontinuierliche Verbesserung auf Basis neuer wissenschaftlicher Erkenntnisse tragen ebenfalls dazu bei, dass KI-Algorithmen stets zuverlässige und valide Ergebnisse für die Herzgesundheit von Frauen wie Männern produzieren.

Die Einhaltung regulatorischer und ethischer Richtlinien bei der Entwicklung und Anwendung von KI ist fortlaufend zu überprüfen, um eine Benachteiligung von einzelnen Personengruppen hinsichtlich des Zugangs und der Ergebnisqualität zu vermeiden.<sup>43</sup> Zur kontextspezifischen Bewertung von Fairness einer KI-Anwendung<sup>44</sup> empfiehlt es sich, neben Leistungserbringern und Patient:innen ein Konsortium verschiedener Stakeholder (zum Beispiel Kostenträger, Pharmakonzerne bzw. Medizintechnikhersteller, Forschungseinrichtungen, Aufsichtsbehörden)<sup>45</sup> einzubinden. Hierdurch können Recht, Ethik und Fairness in allen Phasen des KI-Lebenszyklus entsprechend erfüllt werden.

---

43 Tat et al., 2020.

44 Cirillo et al., 2020.

45 Vaughn et al., 2020.



---

## Quellenverzeichnis

Alsharqi, M., Woodward, W. J., Mumith, J. A., Markham, D. C., Upton, R., & Leeson, P. (2018). Artificial intelligence and echocardiography. *Echo Research & Practice*, 5, 115-125. <https://link.springer.com/article/10.1530/ERP-18-0056> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Birnbach, B., Höpner, J., & Mikolajczyk, R. (2020). Cardiac symptom attribution and knowledge of the symptoms of acute myocardial infarction: a systematic review. *BMC Cardiovascular Disorders*, 20(445), 1-12, unter <https://bmccardiovascdisord.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12872-020-01714-8> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Bundesministerium für Gesundheit. (2021, Dezember 17). Rauchen. Bundesministerium für Gesundheit, unter <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/service/begriffe-von-a-z/r/rauchen.html> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Busch, M., & Kuhnert, R. (2017). 12-Monats-Prävalenz einer koronaren Herzkrankheit in Deutschland. *Journal of Health Monitoring*, 2(1), 62-66, unter: [https://www.rki.de/DE/Content/Gesundheitsmonitoring/Gesundheitsberichterstattung/GBEDownloadsJ/FactSheets/JoHM\\_2017\\_01\\_gesundheitliche\\_lage4.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](https://www.rki.de/DE/Content/Gesundheitsmonitoring/Gesundheitsberichterstattung/GBEDownloadsJ/FactSheets/JoHM_2017_01_gesundheitliche_lage4.pdf?__blob=publicationFile) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Cardeillac, M., Lefebvre, F., Baicry, F., Le Borgne, P., Gil-Jardiné, C., Cipolat, L., Peschanski, N., & Vuillaume, L. A. (2022). Symptoms of infarction in women: Is there a real difference compared to men? A systematic review of the literature with meta-analysis. *Journal of Clinical Medicine*, 11(5), 1-13, unter <https://www.mdpi.com/2077-0383/11/5/1319> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Chen, W., Woods, S. L., Wilkie, D. J., & Puntillo, K. A. (2005). Gender differences in symptom experiences of patients with acute coronary syndromes. *Journal of Pain and Symptom Management*, 30(6), 553-562, unter <https://www.ahajournals.org/doi/pdf/10.1161/JAHA.119.014733> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Cirillo, D., Catuara-Solarz, S., Morey, C., Guney, E., Subirats, L., Mellino, S., Gigante, A., Valencia, A., Rementeria, M. J., Chadha, A. S., & Mavridis, N. (2020). Sex and gender differences and biases in artificial intelligence for biomedicine and healthcare. *Npj Digital Medicine*, 3(81), 1-11, unter <https://www.nature.com/articles/s41746-020-0288-5.pdf> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Cucchi, M., Gruener, C., Petrauskas, L., Steiner, P., Tseng, H., Fischer, A., Penkovsky, B., Matthus, C., Birkholz, P., Kleemann, H., & Leo, K. (2021). Reservoir computing with biocompatible organic electrochemical networks for brain-inspired biosignal classification. *Science Advances*, 7(34), 1-8, unter <https://www.science.org/doi/10.1126/sciadv.abh0693> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Davenport, T., & Kalakota, R. (2019). The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthcare Journal*, 6(2), 94-98, unter <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6616181/> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Deutsche Herzstiftung e.V. (2021). Deutscher Herzbericht 2021. Georg Thieme Verlag KG, unter <https://herzstiftung.de/system/files/2022-09/DHB21-Herzbericht-2021.pdf> (abgerufen am 19. Mai 2023).

---

Feola, M., Garnero, S., Daniele, B., Mento, C., Dell'Aira, F., Chizzolini, G., & Testa, M. (2015). Gender differences in the efficacy of cardiovascular rehabilitation in patients after cardiac surgery procedures. *Journal of Geriatric Cardiology*, 12(5), 575-579, unter <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4605954/> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Gesundheitsberichterstattung des Bundes. (2023, May 10). Sterbefälle, Sterbeziffern (je 100.000 Einwohner, altersstandardisiert) (ab 1998). GBE, unter [https://www.gbe-bund.de/gbe/pkg\\_olap\\_tables.prc\\_set\\_hierlevel?p\\_uid=gast&p\\_aid=81573907&p\\_sprache=D&p\\_help=2&p\\_indnr=6&p\\_ansnr=77577472&p\\_version=4&p\\_dim=D.946&p\\_dw=14497&p\\_direction=drill](https://www.gbe-bund.de/gbe/pkg_olap_tables.prc_set_hierlevel?p_uid=gast&p_aid=81573907&p_sprache=D&p_help=2&p_indnr=6&p_ansnr=77577472&p_version=4&p_dim=D.946&p_dw=14497&p_direction=drill) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Heidemann, C., Kuhnert, R., & Born, S. (2017). 12-Monats-Prävalenz des bekannten Diabetes mellitus in Deutschland. *Journal of Health Monitoring*, 2(1), 48-56, unter [https://www.rki.de/DE/Content/Gesundheitsmonitoring/Gesundheitsberichterstattung/GBEDownloadsJ/FactSheets/JoHM\\_2017\\_01\\_gesundheitliche\\_lage2.pdf?\\_\\_blob=publicationFile#:~:text=Das%20Vorliegen%20eines%20Diabetes%20mellitus%20\(ohne%20Schwan%2D%20gerschaftsdi](https://www.rki.de/DE/Content/Gesundheitsmonitoring/Gesundheitsberichterstattung/GBEDownloadsJ/FactSheets/JoHM_2017_01_gesundheitliche_lage2.pdf?__blob=publicationFile#:~:text=Das%20Vorliegen%20eines%20Diabetes%20mellitus%20(ohne%20Schwan%2D%20gerschaftsdi) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Huang, W., Ying, T. W., Chin, W. L. C., Baskaran, L., Marcus, O. E. H., Yeo, K. K., & Kiong, N. S. (2022). Application of ensemble machine learning algorithms on lifestyle factors and wearables for cardiovascular risk prediction. *Scientific Reports*, 12(1), 1033-1044, unter <https://www.nature.com/articles/s41598-021-04649-y> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Kosuge, M., Kimura, K., Ishikawa, T., Ebina, T., Hibi, K., Tsukahara, K., Kanna, M., Iwahashi, N., Okuda, J., Nozawa, N., Ozaki, H., Yano, H., Nakati, T., Kusuma, I., & Umemura, S. (2006). Differences between men and women in terms of clinical features of ST-segment elevation acute myocardial infarction. *Circulation Journal*, 70(3), 222-226, unter [https://www.jstage.jst.go.jp/article/circj/70/3/70\\_3\\_222/\\_article/-char/en/](https://www.jstage.jst.go.jp/article/circj/70/3/70_3_222/_article/-char/en/) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Kuehnemund, L., Koeppe, J., Feld, J., Wiederhold, A., Illner, J., Makowski, L., Gerß, J., Reinecke, H., & Freisinger, E. (2021). Gender differences in acute myocardial infarction—A nationwide German real-life analysis from 2014 to 2017. *Clinical Cardiology*, 44(7), 890-898, unter <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8259152/> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Laarmann, K. (2021, January 11). Diskriminierung vorprogrammiert? KI und die Geschlechterlücke • healthcare-in-europe.com. Healthcare in Europe, unter <https://healthcare-in-europe.com/de/news/diskriminierung-vorprogrammiert-ki-die-geschlechterluecke.html> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Lange, C., Manz, K., Varnaccia, G., & Zeiher, J. (2015). Entwicklung von bundesweit aussagekräftigen Kennziffern zu alkoholbelasteten Familien, unter [https://www.bundesgesundheitsministerium.de/fileadmin/Dateien/5\\_Publikationen/Drogen\\_und\\_Sucht/Berichte/Abschlussbericht\\_bundesweit\\_aussagekraeftige\\_Kennziffern.pdf](https://www.bundesgesundheitsministerium.de/fileadmin/Dateien/5_Publikationen/Drogen_und_Sucht/Berichte/Abschlussbericht_bundesweit_aussagekraeftige_Kennziffern.pdf) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Merck KGaA. (n.d.). Artificial intelligence (AI) in drug discovery - Research | Merck. Merck KGaA, unter <https://www.merckgroup.com/en/research/science-space/envisioning-tomorrow/precision-medicine/generativeai.html> (abgerufen am 11. Mai 2023).

Modica, M., Ferratini, M., Spezzaferri, R., De Maria, R., Previtali, E., & Castiglioni, P. (2014). Gender differences in illness behavior after cardiac surgery. *Journal of Cardiopulmonary Rehabilitation and Prevention*, 34(2), 123-129, unter [https://journals.lww.com/jcrjournal/Abstract/2014/03000/Gender\\_Differences\\_in\\_Illness\\_Behavior\\_After.5.aspx](https://journals.lww.com/jcrjournal/Abstract/2014/03000/Gender_Differences_in_Illness_Behavior_After.5.aspx) (abgerufen am 19. Mai 2023).

---

Neuhauser, H., Kuhnert, R., & Born, S. (2017). 12-Monats-Prävalenz von Bluthochdruck in Deutschland. *Journal of Health Monitoring*, 2(1), 57-63, unter [https://www.rki.de/DE/Content/Gesundheitsmonitoring/Gesundheitsberichterstattung/GBEDownloadsJ/FactSheets/JoHM\\_2017\\_01\\_gesundheitliche\\_lage3.pdf?\\_\\_blob=publicationFile#:~:text=Die%20Pr%C3%A4valenz%20des%20bekanntesten%20Bluthochdrucks,M%C3%A4nner\)%20haben%20e](https://www.rki.de/DE/Content/Gesundheitsmonitoring/Gesundheitsberichterstattung/GBEDownloadsJ/FactSheets/JoHM_2017_01_gesundheitliche_lage3.pdf?__blob=publicationFile#:~:text=Die%20Pr%C3%A4valenz%20des%20bekanntesten%20Bluthochdrucks,M%C3%A4nner)%20haben%20e) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Nguyen, H. L., Saczynski, J. S., Gore, J. M., & Goldberg, R. J. (2010). Age and sex differences in duration of prehospital delay in patients with acute myocardial infarction. *Cardiovascular Quality and Outcomes*, 3(1), 82-92, unter <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCOUTCOMES.109.884361> (abgerufen am 19. Mai 2023)

Pieszko, K., Shanbhag, A. D., Singh, A., Hauser, T., Miller, R. J.H., Liang, J. X., Motwani, M., Kwiecinski, J., Sharir, T., Einstein, A. J., Fish, M. B., Ruddy, T. D., Kaufmann, P. A., Sinusas, A. J., Miller, E. J., Bateman, T. M., Dorbala, S., Di Carli, M., Berman, D. S., ... Slomka, P. J. (2023). Time and event-specific deep learning for personalized risk assessment after cardiac perfusion imaging. *npj Digital Medical*, 6(78), 1-11, unter <https://www.nature.com/articles/s41746-023-00806-x> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Ribeiro, A. H., Ribeiro, M. H., Paixap, G. M.M., Oliveira, D. M., Gomes, P. R., Canazart, J. A., Ferreira, M. P.S., Andersson, C. R., Macfarlane, P. W., Meira Jr., W., Schön, T. B., & Ribeiro, A. L. P. (2020). Automatic diagnosis of the 12-lead ECG using a deep neural network. *Nature Communications*, 11(1760), 1-9, unter <https://www.nature.com/articles/s41467-020-15432-4> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Shrestha, S., & Das, S. (2022). Exploring gender biases in ML and AI academic research through systematic literature review. *Frontier in Artificial Intelligence*, 5, 1-17, unter <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2022.976838/full> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Spree, R. (2015, August 01). Todesursachen in Deutschland 1892-2010. Statista, unter <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1284105/umfrage/todesursachen-in-deutschland-historisch/> (abgerufen am 19. Mai 2023).

Statistisches Bundesamt. (2023). Anzahl der Gestorbenen nach Kapiteln der ICD-10 und nach Geschlecht für 2021, unter [https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Gesundheit/Todesursachen/Tabellen/gestorbene\\_anzahl.html](https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Gesundheit/Todesursachen/Tabellen/gestorbene_anzahl.html) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Tat, E., Bhatt, D. L., & Rabbat, M. G. (2020). Addressing bias: artificial intelligence in cardiovascular medicine. *The Lancet: Digital Health*, 2(12), E635-E636, unter [https://www.thelancet.com/journals/landig/article/PIIS2589-7500\(20\)30249-1/fulltext#articleInformation](https://www.thelancet.com/journals/landig/article/PIIS2589-7500(20)30249-1/fulltext#articleInformation) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Vamathevan, J., Clark, D., Czodrowski, P., Dunham, I., Ferran, E., Lee, G., Li, B., Madabhushi, A., Shah, P., Spitzer, M., & Zhao, S. (2019). Applications of machine learning in drug discovery and development. *Nature Reviews Drug Discovery*, 18(1), 463-477, unter <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6552674/> (abgerufen am 19. Mai 2023).

van Oosterhout, R. E.M., de Boer, A. R., Maas, A. H. E. M., Maas, A. H. E. M., Rutten, F. H., Bots, M. L., & Peters, S. A. E. (2020). Sex differences in symptom presentation in acute coronary syndromes: A systematic review and meta-analysis. *Journal of the American Heart Association*, 9(1), 1-72, unter <https://www.ahajournals.org/doi/pdf/10.1161/JAHA.119.014733> (abgerufen am 19. Mai 2023).

---

Vaughn, J., Baral, A., Vadari, M., & Boag, W. (2020). Dataset bias in diagnostic AI systems: Guidelines for dataset collection and usage. In ACM Conference on Health, Inference and Learning, unter [https://juliev42.github.io/files/CHIL\\_paper\\_bias.pdf](https://juliev42.github.io/files/CHIL_paper_bias.pdf) (abgerufen am 19. Mai 2023).

Zou, K. H., & Li, J. Z. (2022). Enhanced Patient-Centricity: How the biopharmaceutical industry is optimizing patient care through AI/ML/DL. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, 10(10), 1997, unter <https://doi.org/10.3390/healthcare10101997> (abgerufen am 19. Mai 2023).



---

## Strategy&

Strategy& ist die globale Strategieberatung von PwC. Wir entwickeln individuelle Geschäftsstrategien für weltweit führende Unternehmen, basierend auf differenzierenden Wettbewerbsfähigkeiten. Wir sind die einzige Strategieberatung als Teil eines globalen Professional Services Netzwerks. Unsere Expertise kombinieren wir mit Technologie und erarbeiten daraus eine passende Strategie, die effizient umsetzbar ist.

„Strategy, made real“ heißt für uns, den digitalen Wandel voranzutreiben, die Zukunft mitzugestalten und Visionen Wirklichkeit werden zu lassen. 3.000 Strategieberater:innen und fast 328.000 PwC-Mitarbeiter:innen in 152 Ländern tragen hierzu mit hochwertigen, branchenspezifischen Dienstleistungen in den Bereichen Wirtschaftsprüfung, Steuer- und Unternehmensberatung bei.

[www.strategyand.pwc.com](http://www.strategyand.pwc.com)



**Stay up to date –**  
Jetzt anmelden, um  
regelmäßig das neueste  
Thought Leadership und  
Branchentrends von  
Strategy& zu erhalten

