

Gender-Publication-Gap meets Artificial Intelligence

Unsichtbare Hürden und feministische Lösungsansätze

Eva Gengler, Katja Wengler

Abstract: *Publikationen von Forschungsergebnissen nehmen in der Wissenschaft eine Schlüsselrolle ein und fungieren als »Währung«, um Expert*innen sichtbar zu machen und Karrieren voranzutreiben. Dieser Beitrag beleuchtet theoretisch-konzeptionell die Auswirkungen des Gender-Publication-Gaps auf die Sichtbarkeit von Frauen in der Wissenschaft, untersucht die Gefahr der verschärften Marginalisierung durch den Einsatz von KI-gestützten Systemen und zeigt Lösungsansätze auf.*

1 Einleitung

In der Wissenschaft gilt insbesondere die Publikationsstärke als »Währung«, um Drittmittel einzuwerben und Karrieren voranzutreiben. Der Gender-Publication-Gap beschreibt das Phänomen, dass Frauen weniger oft publizieren als ihre männlichen Kollegen, was eine Barriere für die Sichtbarkeit von Frauen in der Wissenschaft darstellt (Ialuna et al. 2023). Dieses Ungleichgewicht wirkt sich nicht nur auf individuelle wissenschaftliche Karrieren aus, sondern verstärkt auch bestehende Ungleichheiten in der öffentlichen Wahrnehmung und in der Anerkennung wissenschaftlicher Leistungen. Wissenschaftlerinnen, die weniger sichtbar sind, werden z. B. weniger oft als Expertinnen interviewt, zu Vorstellungsgesprächen eingeladen, für Preise nominiert oder für Veranstaltungen angefragt (van den Brink und Benschop 2012).

In diesem Beitrag werden der aktuelle Stand des Gender-Publication-Gaps sowie dessen Auswirkungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI)¹ dargestellt. Der Beitrag zeigt, wie der Gender-Publication-Gap durch den Einsatz solcher Technologien weiter verfestigt und Geschlechterungerechtigkeiten verstärkt werden können. Abschließend werden Ansätze für gerechtere KI-Lösungen präsentiert, die bewusst auf die Förderung der Sichtbarkeit von Publikationen von Wissenschaftlerinnen abzielen.

1 KI-gestützte Systeme, die auf Basis großer, teilweise historischer Datensätze Regeln lernen und anwenden.

Der Fokus liegt auf der Förderung intersektionaler feministischer Perspektiven, die die Vielschichtigkeit der Diskriminierung berücksichtigen. Ziel dieses Beitrags ist es, die Bedeutung eines kritischen und bewussten Einsatzes von KI in der Wissenschaft hervorzuheben, um strukturelle Ungerechtigkeiten aufzubrechen und die Sichtbarkeit von Wissenschaftlerinnen trotz einer oft geringeren Publikationsstärke zu erhöhen.

2 Gender-Publication-Gap – Ein Überblick

Publikationen in z. B. Büchern, Fachzeitschriften oder Konferenzbänden² sind der klassische Weg, wissenschaftliche Erkenntnisse zu veröffentlichen. Die Menge und die Wertigkeit dieser Publikationen bilden die Grundlage für die Bewertung der wissenschaftlichen Leistung einer Person und damit für den Erfolg im Rahmen einer akademischen Karriere.

Die Bildungsungleichheitsforschung zeigt, dass insbesondere Selektionsschwellen als Barrieren wirken und die Chancen von Frauen mit steigender Karrierestufe abnehmen (GWK 2024). Einen Teil des Selektionsmechanismus in akademischen Bewerbungsverfahren bildet die Publikationsstärke. Die Wertigkeit einer Publikation richtet sich z. B. nach dem Impact-Factor³, der den Einfluss der Fachzeitschrift in der betreffenden Wissenschaft auf Basis der Anzahl der Zitationen der veröffentlichten Artikel widerspiegelt. Hier besteht also ein impliziter Zusammenhang zwischen der Wertigkeit der Fachzeitschrift und dem Ansehen der Wissenschaftler*innen in ihren Fachdisziplinen.

Obwohl der Anteil von Wissenschaftlerinnen kontinuierlich zunimmt, publizieren Frauen signifikant weniger Artikel und zusätzlich auch weniger oft in hochrangigen Fachzeitschriften als ihre männlichen Kollegen (Saraceno 2020). Betrachtet man die Stufen einer akademischen Karriere, sinkt der Frauenanteil erheblich, je mehr Stufen erklommen worden sind (Destatis 2024). Dieser geringere Frauenanteil wird oft als Hauptgrund für den Gender-Publication-Gap aufgeführt (Evans und Bucy 2020). Dennoch ist auch der Publikationsprozess als solcher zu hinterfragen (siehe Abb. 1), der selbst einige Selektionsmechanismen enthält und oft eine höhere Beteiligung von Männern aufweist: Da Frauen weniger oft von Fachzeitschriften als Editorin, Gutachterin oder Autorin angefragt werden, bieten sich ihnen weniger Publikationsgelegenheiten (Ialuna et al. 2023). Hinzu kommt, dass Frauen weniger oft als Co-Autorinnen auftreten, da sie seltener in Forschungsnetzwerken vertreten sind (Pico et al. 2020).

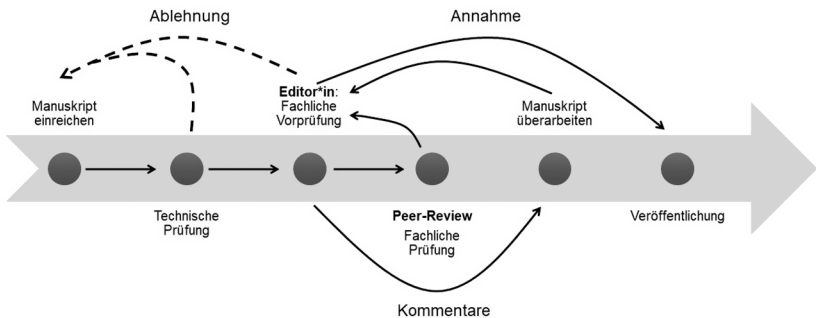
Der erste Schritt zur Publikation besteht in der Erarbeitung der Forschungsfrage, die zusammen mit der Umsetzung, den Ergebnissen und schließlich der Beantwortung in einem Artikel verschriftlicht wird. Im Rahmen eines Begutachtungsprozesses folgt die Überarbeitung und schließlich die Annahme des Beitrags. Dieser Schritt ist v. a. bei hochrangigen Fachzeitschriften kritisch, da die Annahmerate oft gering ist (z. B. durchschnittlich 32 % bei Elsevier mit 2.300 Zeitschriften, wobei die Annahmerate zwischen

2 In diesem Beitrag liegt der Fokus vorwiegend auf Fachzeitschriften, dennoch sind die Betrachtungen auf andere Publikationsarten übertragbar.

3 Alternativen zum Impact-Factor sind der h-Index oder der Eigenfactor-Score.

knapp 1 % und 93,2 % schwankt [Elsevier 2025]). Bei näherer Betrachtung des Publikationsprozesses (s. Abb.1) ergeben sich die in Tab. 1 dargestellten geschlechtsbezogenen Unterschiede, die Auswirkungen auf den Gender-Publication-Gap⁴ haben (Bosco et al. 2024; Ialuna et al. 2023).

Abb. 1: Schematischer Ablauf des Publikationsprozesses in vielen Fachdisziplinen



Tab. 1: Geschlechtsbezogenen Unterschiede im Publikationsprozess

Gaps	Definition
Gender-Acceptance-Gap	Publikationen mit einer Erstautorin werden weniger oft akzeptiert (Pico et al. 2020).
Gender-Citation-Gap	Artikel von Autorinnen haben eine geringere Wirkung durch weniger Zitationen in anderen Artikeln (Wu 2023).
Gender-Reviewer-Gap	Frauen werden seltener als Gutachterinnen angefragt und bestellt (Helmer et al. 2017).
Gender-Submission-Gap	Frauen reichen insgesamt weniger Publikationen ein und weniger oft bei hochrangigen Fachzeitschriften (Stockmeyer 2022).

Die Ausprägung solcher Unterschiede schwankt je nach Fachzeitschrift und Fachdisziplin (Reidy und Sockemer 2024), dennoch wirken sie sich beim Einsatz von KI-gestützten Systemen ähnlich aus. Dies bildet im vorliegenden Beitrag die Grundlage für die Betrachtung der Auswirkungen des Gender-Publication-Gaps beim Einsatz von KI.

Der geringere Anteil von Frauen im Rahmen des Publikationsprozesses und an wissenschaftlichen Publikationen bedingt, dass Wissenschaftlerinnen statistisch gesehen weniger oft in Datensätzen vertreten sind, die z. B. zum Training von KI-gestützten Systemen verwendet werden. Dies bedingt folglich einen Gender-Bias⁵, wenn im akademischen Kontext KI-gestützte Technologien eingesetzt werden, um z. B. Informationen zu

4 Im Folgenden wird nur noch der Begriff »Gender-Publication-Gap« verwendet, dennoch sind alle in Tab. 1 aufgeführten Gaps eingeschlossen.
5 Der Gender-Bias bezeichnet eine signifikante Unterrepräsentation von Frauen gegenüber Männern.

Forschungsergebnissen zu finden oder Entscheidungen im Rahmen von Bewerbungsverfahren oder im wissenschaftlichen Publikationsprozess vorzubereiten. Der Einsatz von KI-gestützten Systemen kann also die Sichtbarkeit und die damit verbundene Reputation von Wissenschaftlerinnen beeinflussen und eben auch reduzieren. Im folgenden Abschnitt wird im Detail auf die Herausforderungen eingegangen, die der Einsatz von KI-gestützten Technologien in der Wissenschaft in Bezug auf den Gender-Publication-Gap mit sich bringen kann.

3 Unsichtbare Hürden: Auffindbarkeit von Publikationen in KI-gestützten Systemen

Während der Einsatz von KI eine höhere Effizienz und Objektivität in der (Teil-)Automatisierung von Prozessen verspricht, birgt er auch das Risiko, dass sich die in den Daten widerspiegelnden systemischen Ungleichheiten (Bias) verfestigen und verstärken (Mehtarunisa et al. 2024). Bevor dieser Punkt jedoch vertieft werden kann, bedarf es zunächst der Einführung einiger technischer Grundlagen.

3.1 Künstliche Intelligenz, Daten und Training

In der Wissenschaft finden KI-gestützte Systeme bereits breite Anwendung. So kommt KI in Datenbanken und Suchmaschinen, beim Verfassen von Texten, beim Analysieren von Daten oder auch in Entscheidungsprozessen zum Einsatz (Resnik und Hosseini 2024; Khalifa und Albadawy 2024).

Die technische Basis solcher Systeme bilden Algorithmen und Modelle, die große Datenmengen analysieren, aus Daten lernen, Muster erkennen sowie komplexe Probleme lösen (Howard 2019). Ein zentraler Bereich ist das maschinelle Lernen, bei dem Systeme auf der Grundlage von historischen Daten trainiert werden, um auf dieser Basis eigenständig Vorhersagen zu treffen oder – im Fall generativer KI-Systeme – Texte oder Medien zu erschaffen. Die Leistungsfähigkeit von KI hängt stark von der Qualität der Trainingsdaten ab, die das Modell grundlegend prägen.

Betrachtet man als Beispiel Sprachmodelle (LLMs: Large Language Models), dann bestehen deren Trainingsdaten zu großen Teilen aus frei verfügbaren Texten aus dem Internet und von Wikipedia (Brown et al. 2020). Zu bemerken ist hierbei, dass sich nur rund 19 % der Artikel auf Wikipedia mit Frauen befassen, Biografien eingeschlossen (Humanwiki 2025). Auf Basis dieser Trainingsdaten lernt ein LLM, wie Texte aufgebaut werden und welche Wörter in welchem Kontext häufig gemeinsam auftreten. Die Antwort auf eine Anfrage an ein Sprachmodell wird also v. a. durch statistische Maße wie Häufigkeit und Wahrscheinlichkeit bestimmt.

Wenn nun eine Anfrage an ein LLM erfolgt, um z. B. die Zusammenstellung des Wissensstands zu einem bestimmten Forschungsthema zu erfragen, erwarten die Fragenden eine vollumfängliche Antwort, die die wichtigsten Aspekte umfasst. Dass das oft nicht der Fall ist, liegt v. a. an einer unausgewogenen Datenbasis, da z. B. lizenzpflichtige oder nicht digitalisierte (Fach-)Inhalte fehlen. Aufgrund des Gender-Publication-Gaps ist es zudem sehr wahrscheinlich, dass eine überproportionale Anzahl von Publikatio-

nen männlicher Forschender enthalten ist. So veröffentlichten Wissenschaftlerinnen in den 1960er-Jahren nur 50–60 % und in den 1980er-Jahren nur 75–80 % im Vergleich zu ihren männlichen Kollegen (Tao 2017).

Da die Trainingsdaten die Grundlage für die zu erlernenden Regeln bilden und die KI auf Basis dieser Regeln Antworten und Entscheidungsvorschläge generiert, manifestieren sich in diesen Regeln die Ungleichheiten, die die Daten widerspiegeln. So können bestehende Hierarchien und Ungerechtigkeiten in den Daten nicht nur aufrechterhalten, sondern aktiv reproduziert und/oder verstärkt werden. Zudem enthalten Trainingsdatensätze oft *historische* Daten, die nicht nur den aktuellen Status quo widerspiegeln, sondern auch Jahrzehnte zurückreichen können. Dies kann sich unmittelbar auf die heutige Sichtbarkeit von Frauen in der Wissenschaft auswirken. Die massive Unterrepräsentation von Frauen in der Wissenschaft über Jahrhunderte hinweg sowie die systematische Nichtwürdigung ihrer Beiträge – etwa durch den Matilda-Effekt, also die Zuschreibung der Arbeiten von Frauen an männliche Kollegen (Rossiter 1993) – kann einen vermeintlichen Kausalzusammenhang zwischen männlichen Wissenschaftlern und exzellenter Forschung in den Modellen festschreiben.

Ein Beispiel sind sogenannte Word Embeddings, die die Nähe von Wörtern zueinander beschreiben und vielen textbasierten Trainingsdaten zugrunde liegen. So sind »man« und »philosopher« oder »boss« stark assoziiert, wohingegen »woman« mit Begriffen wie »homemaker« oder »receptionist« in Verbindung gebracht wird (Bolk-Basi et al. 2016). Sind die Trainingsdaten also unbalanciert und enthalten aufgrund des Gender-Publication-Gaps weniger Beiträge von Wissenschaftlerinnen, bleiben solche Assoziationen auch in Zukunft in KI-gestützten Systemen manifestiert und wissenschaftliche Beiträge von Frauen werden seltener empfohlen oder zitiert, was die Sichtbarkeit und Karrierechancen weiter einschränkt.

Zudem spiegeln KI-gestützte Systeme immer die Werte und Normen derjenigen, die sie entwickeln (Buyl et al. 2024). Dies führt zu einem weiteren Ungleichgewicht, denn im Bereich der KI sind Entwickler*innen und Forscher*innen mehrheitlich männlich: Laut dem World Economic Forum (2023) waren im Jahr 2022 nur etwa 30 % der KI-Talente weiblich, und laut UNESCO (2024) lag der Gender-Gap in Bezug auf Forschungspositionen zu KI im Jahr 2024 bei 38 %.

3.2 Unsichtbare Hürden durch KI im Publication Game

Es lässt sich also festhalten, dass die Datenbasis für die Ergebnisse KI-gestützter Systeme von hoher Bedeutung ist. Ein zentrales Problem beim Einsatz solcher Systeme in der Wissenschaft stellt nun der Gender-Publication-Gap dar: Wissenschaftlerinnen, die signifikant weniger publizieren, werden folglich auch weniger oft gefunden und höchstwahrscheinlich schlechter gerankt als publikationsstarke Forschende. Da viele KI-gestützte Systeme, etwa Suchmaschinen, Journal-Datenbanken und Empfehlungssysteme, Parameter wie Zitationshäufigkeit oder Impact-Faktoren von Fachzeitschriften nutzen, um Texte zu priorisieren, entsteht der sogenannte Matthäus-Effekt: Wer bereits viel Aufmerksamkeit erhält, wird weiter bevorzugt, während weniger sichtbare Forschende – darunter überproportional viele Frauen – zunehmend in den Hintergrund geraten (Mayer 2019).

Ein weiteres potenzielles Problem ergibt sich aus der Rezeption von Eigennamen: Leser*innen merken sich häufiger jene Namen, die sie öfter lesen und die sich somit vertraut anfühlen. Dadurch werden immer wieder dieselben Expert*innen zitiert, die durch das bereits bestehende Publikationsungleichgewicht häufig männlich sind. Andere Mitwirkende bleiben weitgehend unsichtbar, insbesondere jene, die als Co-Autor*innen hinter dem Kürzel »et al.« verschwinden (Rossiter 2003). Deshalb tauchen in vielen Texten immer wieder dieselben (männlichen) Namen auf – und diese Muster werden durch die statistischen Grundlagen KI-gestützter Systeme in den generierten Ergebnissen fortlaufend reproduziert.

Da Frauen seltener publizieren – insbesondere in hochrangigen Fachzeitschriften (Ialuna et al. 2023) –, seltener als Erstautorinnen auftreten (z. B. in den Geowissenschaften, Pico et al. 2020) und folglich seltener zitiert werden (Wu 2024), sind ihre Arbeiten (rein technisch aus KI-Sicht gesehen) weniger gut vernetzt und dadurch schwerer auffindbar. Wenn KI-gestützte Systeme nun genutzt werden, um wissenschaftliche Texte mit Quellen zu generieren, Listen mit relevanten Publikationen bzw. Wissenschaftler*innen bereitzustellen oder sich über den Forschungsstand in einem bestimmten Bereich zu informieren, steigt durch die statistisch basierten Auswahlverfahren die Wahrscheinlichkeit, dass Frauen in den Ergebnissen unterrepräsentiert sind – es sei denn, es wird gezielt gegengesteuert (siehe Abschnitt 4.1). Dieser Gender-Bias ist schon länger Teil des wissenschaftlichen Systems (Lundine et al. 2018) und tritt nun auch in KI-generierten Texten auf (z. B. in Empfehlungsschreiben, Wan et al. 2023).

Spätestens seit der Forschung von Kimberlé Crenshaw (1989) ist allgemein anerkannt, dass Menschen, die von Mehrfachdiskriminierung betroffen sind, stärker und anders diskriminiert werden als Personen, die nur ein einzelnes Diskriminierungsmerkmal aufweisen. Crenshaw prägte in diesem Zusammenhang den Begriff der Intersektionalität. Diese kritische Perspektive auf Machtstrukturen und Privilegien lässt sich exzellent auf das Feld der KI anwenden. So fanden Wilson und Caliskan (2024) sexistische, rassistische und intersektionale Bias bei der Bewertung von Lebensläufen in einem KI-gestützten Bewerbungsverfahren: Weiß assoziierte Namen wurden gegenüber Schwarz⁶ assoziierten und männliche gegenüber weiblichen (allerdings in geringerem Ausmaß) bevorzugt, da die historische Datenbasis ein Ungleichgewicht zuungunsten von Hautfarbe und Geschlecht aufwies. In der gleichen Studie wurde auch ein intersektionaler Bias gefunden (z. B. bei den Namen Schwarzer und weißer Frauen). In KI-gestützten Systemen zur Bildgenerierung lassen sich ähnliche Phänomene beobachten (Gengler 2024).

Die KI ist außerdem in der Lage, sprachliche und regionale Unterschiede zu erkennen. Wissenschaftlerinnen aus nicht-englischsprachigen Ländern oder dem Globalen Süden sind dabei besonders vom Ausschluss gefährdet, weil KI-gestützte Systeme Regeln für Schreibstile aus den Trainingsdaten erlernen. Darin sind meist viel mehr eng-

6 »Schwarz wird großgeschrieben, um zu verdeutlichen, dass es sich um ein *konstruiertes* Zuordnungsmuster handelt und keine reelle ›Eigenschaft‹, die auf die Farbe der Haut zurückzuführen ist. So bedeutet Schwarz-Sein in diesem Kontext nicht nur, pauschal einer ›ethnischen Gruppe‹ zugeordnet zu werden, sondern ist auch mit der Erfahrung verbunden, auf eine bestimmte Art und Weise wahrgenommen zu werden.« (Schearer und Haruna 2013)

lischsprachige Texte enthalten, deren Diktion zudem häufig sozioökonomisch privilegierten männlichen College-Bewerbern zugeschrieben wird (Alvero et al. 2024).

Vor diesem Hintergrund lässt sich vermuten, dass es beim Einsatz solcher KI-gestützten Systeme im Publikationsprozess, z. B. für Reviews, leicht dazu kommen könnte, dass dieser »männliche« Schreibstil favorisiert wird und dass in der Folge Frauen entweder ihre Art zu schreiben ändern müssten, um »ins System zu passen«, oder aber sie systematisch benachteiligt würden. Zudem könnte Forschung aus nicht-englischen und nicht-westlichen Sprach- und Kulturkreisen aufgrund sprachlicher Unterschiede schlechter priorisiert und somit weniger oft referenziert werden. Dies würde sich wiederum in einer geringeren Reichweite und Anerkennung der Autor*innen niederschlagen, wodurch regional bestehende Machtasymmetrien in der Wissenschaft zusehends verstärkt würden.

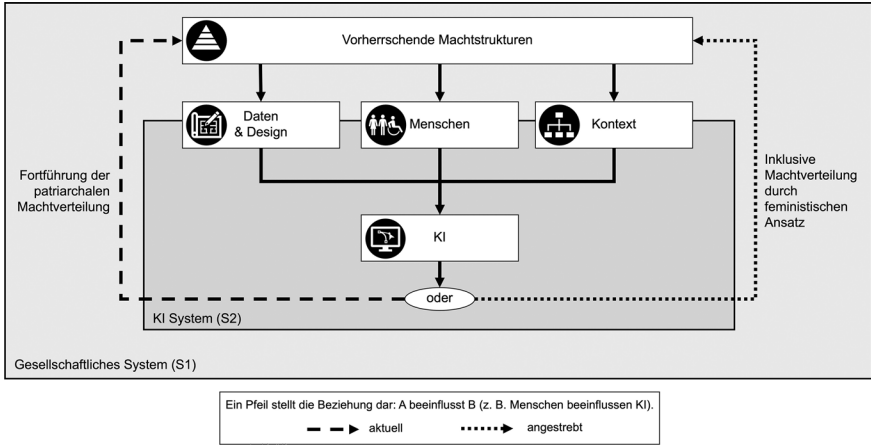
Ein weiteres Problem zeigt sich in KI-gestützten Empfehlungssystemen, z. B. Plattformen wie ResearchGate, die Forschende und ihre Publikationen sichtbar machen. Hier werden Nutzer*innen algorithmisch gestützt Abstracts von Publikationen mit hohem inhaltlichem Bezug zum eigenen Forschungsgebiet sowie hohen Zitationsraten vorgeschlagen. Aus den angeführten Gründen ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass auch hier weniger Publikationen von Wissenschaftlerinnen angezeigt werden.

Diese Beispiele zeigen anschaulich, wie der zunehmende Einsatz von KI in der Wissenschaft genderspezifische Ungerechtigkeiten weiter verstärken kann, insbesondere wenn KI-gestützte Entscheidungen bestehende Gender-Bias übernehmen und diese nicht von den Anwender*innen erkannt und bereinigt werden. Wie feministische Lösungsansätze KI-gestützte Systeme verbessern könnten, um historisch bedingte Ungleichheiten z. B. im Publikationsprozess oder auf Basis des Gender-Publication-Gaps zu verhindern, wird im nächsten Abschnitt diskutiert.

4 Feministische Lösungsansätze für eine verantwortungsbewusste KI

Der Gender-Publication-Gap wirkt sich v. a. auf die verwendeten Datenbasen und damit auf die beschriebenen Hürden beim Einsatz von KI-gestützten Systemen in der Wissenschaft aus. Maßgeblich für das Funktionieren von KI-Systemen sind dennoch auch die Menschen hinter den Systemen, die entscheiden, welche Trainingsdaten und welches Design verwendet werden und in welchem Kontext die KI entwickelt und eingesetzt werden soll. Dies beschreiben Gengler et al. (2023) in ihrem Framework, das derzeit (Stand 2025) auf Basis weiterer empirischer Daten ergänzt und spezifiziert wird. Sie identifizieren einen Kreislauf von bestehenden Machtstrukturen, die auf KI-gestützte Systeme Einfluss nehmen, und durch diese Systeme beeinflussten Ergebnissen, die wiederum bestehende Machtstrukturen verstärken (siehe Abb. 1). Sie legen aber auch nahe, dass dieses Zusammenspiel veränderbar ist: Sie liefern Ansatzmöglichkeiten, um KI so zu gestalten, dass sie bestehende Machtstrukturen gerechter macht – und das aus einer intersektionalen und feministischen Perspektive. Diese Aspekte werden hier aufgegriffen und im Kontext des Gender-Publication-Gaps erweitert.

Abb. 2: Wechselwirkung zwischen gesellschaftlichem und KI-System, eigene Abbildung angelehnt an das Framework aus Gengler et al. (2023)



4.1 Ein feministischer KI-Ansatz im Kontext des Gender-Publication-Gaps

Die Grundidee von feministischer KI wurde bereits im letzten Jahrtausend u. a. von Adam (1998) beschrieben, und ihre Relevanz besteht weiter fort: KI muss nicht als männlich dominiert hingenommen werden, sondern kann mit einem gezielten feministischen Design so entwickelt und angewendet werden, dass bestehende Ungerechtigkeiten aufgebrochen werden. In diesem Beitrag wird feministische KI folglich als ein Ansatz verwendet, um KI-gestützte Systeme so zu entwickeln und einzusetzen, dass Macht gerechter verteilt wird.

Abb. 3: Feministisches Framework für die Entwicklung und den Einsatz von KI unter Berücksichtigung von sechs Einflussfaktoren



Orientierung für den Ansatz gibt das in Abb. 3 dargestellte Framework, das den Zusammenhang zwischen Entwicklung und Einsatz von KI-gestützten Systemen unter Berücksichtigung von sechs verschiedenen Einflussfaktoren beschreibt. Dieses feministische Framework für die Entwicklung und den Einsatz von KI-gestützten Systemen im Kontext des Gender-Publication-Gaps bietet die Chance, tief verankerte Machtasymmetrien sichtbar zu machen – und gleichzeitig konkrete Gestaltungsräume zu eröffnen. Es wurde gezielt für diesen Beitrag entwickelt, aufbauend auf dem Framework von Gengler et al. (2023) sowie weiteren Forschungserkenntnissen der Autorinnen.

Um KI-gestützte Systeme so zu gestalten und einzusetzen, dass sie aktuellen Machtstrukturen und damit einhergehenden Ungleichheiten entgegenwirken, sollten die folgenden Einflussfaktoren betrachtet werden:

- 1) **Kontext:** Führende LLMs wie ChatGPT und Gemini stammen aus den USA, das Konkurrenzprodukt Deepseek aus China. Die dortigen politischen und gesellschaftlichen Kontexte prägen die Entwicklung und die Ergebnisse, die diese LLMs liefern (Buyl et al. 2024). Um diese kontextuelle Prägung zu regulieren, hat die Europäische Union den EU AI Act entwickelt. Dieser soll die Einhaltung europäischer Werte in der KI-Entwicklung und im KI-Einsatz mit Marktmechanismen vereinbaren (Europäische Kommission 2025). In Bezug auf den Ausgleich des Gender-Publication-Gaps könnte ein erster Schritt die Analyse bestehender Machtverhältnisse in den Datensätzen sein, um dann das Training und die verwendeten Daten für KI-gestützte Systeme gezielt anzupassen.
- 2) **Zweck:** Um KI-gestützte Systeme zu entwickeln, ist ihr zugrunde liegender Zweck entscheidend. Soll die KI lediglich die Suche nach geeigneten Artikeln und Autor*innen vereinfachen, oder soll sie gezielt marginalisierte Wissenschaftler*innen in den Ergebnissen sichtbar machen? Was wäre ein gerechtes bzw. gewünschtes Ergebnis für diesen Zweck? Der Zweck ist also entscheidend, um im Designprozess und in der Datenauswahl unterschiedliche Prioritäten zu setzen, die einen entscheidenden Einfluss auf die Ergebnisse der KI-gestützten Systeme haben.
- 3) **Daten:** Daten sind die Grundlage für Regeln, die KI-gestützte Systeme lernen und auf deren Basis sie Ergebnisse generieren. Es ist davon auszugehen, dass die Trainingsdaten in vielen Fällen aufgrund des Gender-Publication-Gaps einen höheren Anteil an Texten von Männern, außerdem von Menschen aus dem Globalen Norden, mit höherem sozioökonomischen Hintergrund sowie in englischer Sprache enthalten. Daher sind folgende Fragen relevant: Wie stark sind männlich dominierte Diskurse in den Trainingsdaten überrepräsentiert? Wie können genderbezogene Verzerrungen (z. B. bei Zitierempfehlungen oder Abstract-Vorschlägen) identifiziert und reduziert werden? Solche Analysen können die Grundlage für Designentscheidungen sein, z. B. für den Einsatz von Gewichtungen in den Trainingsdaten bzw. für die Erstellung eines balancierten Trainingsdatensatzes, um Machtasymmetrien auszugleichen.
- 4) **Design:** Das Design von KI-gestützten Systemen ist entscheidend, um diversere und feministischere Ergebnisse zu generieren. Anbieter*innen sollten verpflichtet werden, auf designbedingte Stärken und Schwächen ihrer KI-gestützten Systeme hinzuweisen (z. B. auf einen zeitlich begrenzten Wissensstand oder eine geringere

Repräsentation weiblicher Wissenschaftlerinnen und ihrer Werke). Um Designs zu verbessern, sollten Anbieter*innen Feedback-Funktionen stärker integrieren, damit Nutzer*innen Verzerrungen und fehlende Informationen melden können. In Bezug auf den Gender-Publication-Gap könnten z. B. durch entsprechende Designs Werke von marginalisierten Wissenschaftler*innen in den Ergebnissen gezielt hervorgehoben oder höher priorisiert werden.

- 5) **Menschen:** Auch die Menschen, die in den Entwicklungsprozess eingebunden sind, bestimmen, wie diese Systeme arbeiten und wie sie funktionieren sollen. Um KI-gestützte Systeme zu designen, die Forschungsergebnisse von Frauen gleich oft sichtbar machen wie von Männern, und somit dem Gender-Publication-Gap entgegenzuwirken, müssen sich die beteiligten Menschen bestehende Ungleichheiten bewusst machen bzw. die Perspektiven der betroffenen Personengruppen einholen. So sollten potenzielle Nutzer*innen frühzeitig in das Design und die Entwicklung eingebunden werden. Dabei spielt eine verpflichtende Transparenz über z. B. Trainingsdaten, Funktionsweisen und Grenzen der Systeme eine wichtige Rolle, die dann auch eine verantwortungsvolle Nutzung dieser Systeme ermöglicht.
- 6) **Praktiken:** Nutzer*innen können die Ergebnisse von KI-gestützten Systemen durch die Art ihrer Anfragen entscheidend beeinflussen. Durch die Nutzung werden die Systeme fortlaufend trainiert – in welchem Ausmaß, bleibt jedoch meist intransparent (siehe 5.). Eine Möglichkeit, um mit bestehenden Systemen verantwortungsvoller umzugehen und die Ergebnisse zu beeinflussen, bietet die gezielte Verwendung von diversitätssensiblen Anfragen an LLMs. Einen Überblick bietet z. B. der Leitfaden für faires KI-Prompting nach Gengler et al. (2024).

4.2 Feministische Handlungsempfehlungen für Politik, Forschung und Praxis

Um genderspezifische Ungleichheiten in der Wissenschaft zu verringern, ist ein bewusst feministischer Umgang in der Entwicklung und im Einsatz von KI entscheidend. Dafür braucht es gesetzliche Rahmenbedingungen, die die Sichtbarkeit von Wissenschaftlerinnen – mit KI und ohne – aktiv fördern. Ausschreibungsverfahren für Fördermittel oder Projektvergaben sollten die Risiken für die Sichtbarkeit weiblicher Forscherinnen berücksichtigen und explizit diejenigen Projekte auswählen, die ein solches Bewusstsein mitbringen und die KI einsetzen wollen, um den Status quo zu verändern und nicht zu reproduzieren.

Zudem ist eine Bewusstseinsbildung innerhalb wissenschaftlicher Communitys notwendig, damit Forschende die Rolle von Gender-Gaps in Wissenschaft und KI verstehen und Strategien entwickeln können, um diese zu minimieren. Zukünftige Forschungsprojekte sollten die Lösung dieser Hürden in den Fokus nehmen, denn KI ist auch aus der Wissenschaft längst nicht mehr wegzudenken. Deswegen brauchen gerade Frauen den Zugang zu diesen Systemen, um nicht abgehängt zu werden. Sie sollten die KI-Systeme von morgen mitgestalten und sie für feministische Zwecke einsetzen können.

Ein faires KI-Prompting kann eine hilfreiche Antwort auf die Verzerrungen in heutigen KI-gestützten Systemen sein. Dennoch bleiben die Menschen für Entscheidungen verantwortlich, nicht die KI. Deswegen sind ein informierter Umgang, eine etablierte

KI-Kompetenz und ein Bewusstsein für die Stärken und Schwächen dieser Systeme für Nutzer*innen unabdingbar.

5 Fazit

Die Integration von KI-gestützten Systemen in die Wissenschaft bietet enormes Potenzial, birgt aber gleichzeitig das Risiko, bestehende Ungleichheiten wie den Gender-Publication-Gap weiter zu verstärken. Insbesondere für Frauen und andere marginalisierte Gruppen können zusätzliche Hürden entstehen, da KI-gestützte Systeme auf großen Datenmengen basieren, die historisch bedingt vorherrschende Machtstrukturen und Genderungerechtigkeiten widerspiegeln.

Der Gender-Publication-Gap, die strukturellen Barrieren im akademischen Umfeld und algorithmische Verzerrungen führen dazu, dass Wissenschaftlerinnen in ihrer Sichtbarkeit und Karriereentwicklung beim Einsatz von KI noch stärker benachteiligt werden. Ohne gezielte Gegenmaßnahmen könnten diese Ungerechtigkeiten durch den zunehmenden Einsatz von KI weiter verfestigt werden. Daher braucht es eine bewusste feministische Gestaltung von KI-gestützten Systemen – sowohl während der Entwicklung als auch beim Einsatz in der Wissenschaft. Die Transparenz über Trainingsdaten und Grenzen der Systeme, diverse Entwicklungsteams und der gezielte Einsatz von feministischen Ansätzen können dazu beitragen, bestehende Ungerechtigkeiten nicht nur auszugleichen, sondern strukturell zu vermindern. Ebenso bedarf es politischer und institutioneller Unterstützung, um Wissenschaftlerinnen sichtbarer zu machen und Gender-Gaps aktiv zu schließen.

Letztlich sollte KI nicht nur als Werkzeug zur Effizienzsteigerung betrachtet werden, sondern als Chance, gerechtere Strukturen in der Wissenschaft zu etablieren. Ein bewusster feministischer Ansatz kann dazu beitragen, dass KI als Transformationskraft genutzt wird – eben nicht zur Reproduktion von historisch bedingten Ungleichheiten, sondern zur Gestaltung einer inklusiveren, gerechteren Wissenschaft.

Literatur

- Adam, Alison. 1998. *Artificial knowing: Gender and the thinking machine*. London, New York: Routledge.
- Alvero, A. J., Jinsook Lee, Alejandra Regla-Vargas, René F. Kizilcec, Thorsten Joachims und Anthony Lising Antonio. 2024. Large language models, social demography, and hegemony: comparing authorship in human and synthetic text. *Journal of Big Data* 11, Nr. 1 (27. September). <https://doi.org/10.1186/s40537-024-00986-7>.
- Bolukbasi, Tolga, Kai-Wei Chang, James Zou, Venkatesh Saligrama und Adam Kalai. 2016. Man is to Computer Programmer as Woman is to Homemaker? Debiasing Word Embeddings. *arXiv:1607.06520* (21. Juli). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.06520>, <http://arxiv.org/abs/1607.06520> (zugegriffen: 9. August 2024).
- Bosco, Anna, Susannah Verney, Sandra Bermúdez und Annalisa Tonarelli. 2024. Surviving in a male academia: gender gap, publication strategies and career stage in South

- European political science journals. *European Political Science* 23, Nr. 3 (1. September): 297–320. <https://doi.org/10.1057/s41304-023-00443-8>.
- Brown, Tom B., Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, Sandhini Agarwal, Ariel Herbert-Voss, Gretchen Krueger, Tom Henighan, Rewon Child, Aditya Ramesh, Daniel M. Ziegler, Jeffrey Wu, Clemens Winter, Christopher Hesse, Mark Chen, Eric Sigler, Mateusz Litwin, Scott Gray, Benjamin Chess, Jack Clark, Christopher Berner, Sam McCandlish, Alec Radford, Ilya Sutskever und Dario Amodei. 2020. Language Models are Few-Shot Learners. *arXiv:2005.14165* (22. Juli). <https://arxiv.org/abs/2005.14165>. (zugegriffen: 24. Juni 2025).
- Buolamwini, Joy und Timnit Gebru. 2018. Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification. *Proceedings of Machine Learning Research*, Nr. 81 (Februar): 77–91.
- Buyl, Maarten, Alexander Rogiers, Sander Noels, Iris Dominguez-Catena, Edith Heiter, Raphael Romero, Iman Johary, Alexandru-Cristian Mara, Jeffrey Lijffijt und Tijl De Bie. 2024. Large Language Models Reflect the Ideology of their Creators. *arXiv:2410.18417* (30. Januar). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.18417>.
- Chetwynd, Ellen. 2024. Ethical Use of Artificial Intelligence for Scientific Writing: Current Trends. *Journal of Human Lactation* 40, Nr. 2 (Mai): 211–215. <https://doi.org/10.1177/08903344241235160>.
- Collyer, Fran M. 2018. Global patterns in the publishing of academic knowledge: Global North, global South. *Current Sociology* 66, Nr. 1 (1. Januar): 56–73. <https://doi.org/10.1177/0011392116680020>.
- Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. <https://proceedings.mlr.press/v81/buolamwini18a/buolamwini18a.pdf> (zugegriffen: 10. Juni 2025).
- Crenshaw, Kimberlé. 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* Vol. 1989, Nr. 1: 139–167.
- Destatis (Statistisches Bundesamt). 2024. Hochschulen – Frauenanteile nach akademischer Laufbahn. 06. Dezember. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bildung-Forschung-Kultur/Hochschulen/Tabellen/frauenanteile-akademischelaufbahn.html> (zugegriffen: 24. Juni 2025).
- Elsevier. 2025. Author Services – Journal Acceptance Rates: Everything You Need to Know. <https://scientific-publishing.webshop.elsevier.com/publication-process/journal-acceptance-rates/> (zugegriffen: 24. Juni 2025).
- Europäische Kommission. 2025. KI-Gesetz. Gestaltung der digitalen Zukunft Europas. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/de/policies/regulatory-framework-ai> (zugegriffen: 28. Mai 2025).
- Gengler, Eva Johanna, Andreas Gengler und Kristina Bodrožić-Brnić. 2024. Faires KI-Prompting – Ein Leitfaden für Unternehmen. BSP Business and Law School – Hochschule für Management und Recht. <https://www.feminist-ai.com/fair-ai-prompting> (zugegriffen: 28. Mai 2025).
- Gengler, Eva Johanna, Marco Wedel, Alexandra Wudel und Sven Laumer. 2023. Power Imbalances in Society and AI: On the Need to Expand the Feminist Approach. *Wirt-*

- schaftsinformatik 2023 Proceedings 37 (Oktober). <https://aisel.aisnet.org/wi2023/37> (zugegriffen: 9. Juni 2025).
- Gengler, Eva Johanna. 2024. Sexism, Racism, and Classism: Social Biases in Text-to-Image Generative AI in the Context of Power, Success, and Beauty. *Wirtschaftsinformatik 2024 Proceedings* 48 (September). <https://aisel.aisnet.org/wi2024/48> (zugegriffen: 9. Juni 2025).
- GWK. 2024. 28. Datenfortschreibung (2022/2023) zu Frauen in Hochschulen und außerhochschulischen Forschungseinrichtungen. Gleichstellungsmonitor Wissenschaft und Forschung. Gemeinsame Wissenschaftskonferenz (GWK), Heft 91. https://www.gwk-bonn.de/fileadmin/Redaktion/Dokumente/Papers/Heft_91_Homepage_Stand_07_10_2024.pdf (zugegriffen: 9. Juni 2025).
- Helmer, Markus, Manuel Schottdorf, Andreas Neef und Demian Battaglia. 2017. Research: Gender bias in scholarly peer review. *eLife* (21. März). <https://doi.org/10.7554/eLife.21718>.
- Howard, John. 2019. Artificial intelligence: Implications for the future of work. *American Journal of Industrial Medicine* 62, Nr. 11 (August): 917–926. <https://doi.org/10.1002/ajim.23037>.
- Humanwiki. 2025. Humans With At Least One Wikipedia Article. <https://humaniki.wmcloud.org/search> (zugegriffen: 28. Mai 2025).
- Ialuna, Francesca, Nicolle Pfaff, Zuzanna Preusche, Jessica Schwittek und Katharina Wagner. 2023. Gender-Publication-Gap als Thema in der universitären Gleichstellungsarbeit – Befunde, offene Fragen und Maßnahmen. *Erziehungswissenschaft* 34, Nr. 1 (28. Juni): 49–59. <https://doi.org/10.3224/ezw.v34i1.06>.
- Khalifa, Mohamed und Mona Albadaawy. 2024. Using artificial intelligence in academic writing and research: An essential productivity tool. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Update 5 (1. Januar): 100145. <https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2024.100145>.
- Lundine, Jamie, Ivy Lynn Bourgeault, Jocalyn Clark, Shirin Heidari und Dina Balabanova. 2018. The gendered system of academic publishing. *The Lancet* 391, Nr. 10132 (5. Mai): 1754–1756. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)30950-4](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)30950-4).
- Mayer, Katja. 2019. Merton (1968): The Matthew Effect in Science. In: *Schlüsselwerke der Netzwerkforschung*, hg. von Boris Holzer und Christian Stegbauer. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 403–406. https://doi.org/10.1007/978-3-658-21742-6_93.
- Meharunisa, Sayeda, Hawazen Almgren, Masahina Sarabdeen, Fatma Mabrouk und A. C. Muhammadu Kijas. 2024. The impact of artificial intelligence on women's empowerment, and work-life balance in Saudi educational institutions. *Frontiers in Psychology* 15 (30. September). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1432541>.
- Otis, Nicholas G., Katelyn Cranney, Solene Delecourt und Rembrand Koning. 2024. Global Evidence on Gender Gaps and Generative AI. OSF, 7. Januar 2025. <https://osf.io/h6a7c> (zugegriffen: 9. Juni 2025).
- Pico, T., P. Bierman, K. Doyle und S. Richardson. 2020. First Authorship Gender Gap in the Geosciences. *Earth and Space Science* 7, Nr. 8 (August): e2020EA001203. <https://doi.org/10.1029/2020EA001203>.
- Pudasaini, Shushanta, Luis Miralles-Pechuán, David Lillis und Marisa Llorens Salvador. 2024. Survey on AI-Generated Plagiarism Detection: The Impact of Large Language

- Models on Academic Integrity. *Journal of Academic Ethics* (4. November). <https://doi.org/10.1007/s10805-024-09576-x>.
- Resnik, David B. und Mohammad Hosseini. 2024. The ethics of using artificial intelligence in scientific research: new guidance needed for a new tool. *AI and Ethics* (27. Mai). <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00493-8>.
- Rossiter, Margaret W. 1993. The Matthew Matilda Effect in Science. In: *Social Studies of Science*, Band 23, Nr. 2 (1. Mai): 325–341. <https://doi.org/10.1177/030631293023002004>.
- Rossiter, Margaret W. 2003. Der (Matthäus) Matilda-Effekt in der Wissenschaft. In: *Zwischen Vorderbühne und Hinterbühne*, hg. von Theresa Wobbe. Bielefeld: transcript.
- Sardar, Arpan und Pijush Kanti Dutta Pramanik. 2022. Estimating Authors' Research Impact Using PageRank Algorithm. In: *Data Management, Analytics and Innovation*, hg. von Neha Sharma, Amlan Chakrabarti, Valentina Emilia Balas und Alfred M. Bruckstein. Singapur: Springer, 471–483. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2937-2_29.
- Scheerer, Jamie und Hadija Haruna. 2013. Über Schwarze Menschen in Deutschland berichten. Initiative Schwarze Menschen in Deutschland (ISD-Bund) e. V. 31. Januar. <https://isdonline.de/uber-schwarze-menschen-in-deutschland-berichten/> (zugriffen: 20.06.2025).
- Stockemer, D. 2022. Introduction: the gendered distribution of authors and reviewers in major European political science journals. *Eur Polit Sci* 21 (4. Februar): 413–416. <https://doi.org/10.1057/s41304-021-00357-3>.
- Tao, Y., W. Hong und Y. Ma. 2017. Gender Differences in Publication Productivity Among Academic Scientists and Engineers in the U.S. and China: Similarities and Differences. *Minerva* 55 (21. April): 459–484. <https://doi.org/10.1007/s11024-017-9320-6>.
- Thelwall, Mike, Carol Bailey, Catherine Tobin und Noel-Ann Bradshaw. 2019. Gender differences in research areas, methods and topics: Can people and thing orientations explain the results? *Journal of Informetrics* 13, Nr. 1 (Februar): 149–169. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2018.12.002>.
- Thelwall, Mike, Mahshid Abdoli, Anna Lebedziewicz und Carol Bailey. 2020. Gender disparities in UK research publishing: Differences between fields, methods and topics. *Profesional de la información* 29, Nr. 4 (Juli). <https://doi.org/10.3145/epi.2020.jul.15>.
- UNESCO. 2024. UNESCO Women for Ethical AI: Outlook Study on Artificial Intelligence and Gender. Pre printed for discussion at W4EAI Conference, UNESCO HQ, Paris, France. 30. Oktober. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000391719/PDF/391719eng.pdf.multi.nameddest=1946_24%20Outlook%20Study%20on%20Artificial%20Intelligence%20and%20Gender.indd%3A.233565%3A596 (zugriffen: 9. Juni 2025).
- van den Brink, Marieke und Yvonne Benschop. 2012. Gender practices in the construction of academic excellence: Sheep with five legs. *Organization* 19, Nr. 4 (1. Juli): 507–524. <https://doi.org/10.1177/1350508411414293>.
- Wan, Yixin, George Pu, Jiao Sun, Aparna Garimella, Kai-Wei Chang und Nanyun Peng. 2023. »Kelly is a Warm Person, Joseph is a Role Model«: Gender Biases in LLM-Generated Reference Letters. *arXiv:2310.09219* (1. Dezember). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.09219>.

- Wilson, Kyra und Aylin Caliskan. 2024. Gender, Race, and Intersectional Bias in Resume Screening via Language Model Retrieval. *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* 7 (16. Oktober): 1578–1590.
- World Economic Forum. 2023. Global Gender Gap Report 2023. Juni 2023. https://www3.weforum.org/docs/WEF_GGGR_2023.pdf (zugegriffen: 9. Juni 2025).
- Wu, Cary. 2024. The gender citation gap: Approaches, explanations, and implications. *Sociology Compass* 18, Nr. 2 (Februar). <https://doi.org/10.1111/soc4.13189>.

