# **KI-gestützte Literaturrecherche in der Forschung: Aktueller Stand, Werkzeuge, Auswirkungen und Zukunftsperspektiven**

**Datum:** 23. März 2025

**Zusammenfassung:** Dieser Bericht untersucht umfassend den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) zur Unterstützung der Literaturrecherche im wissenschaftlichen Forschungskontext. Basierend auf aktueller Forschungsliteratur (primär 2022-2025) werden allgemeine Anwendungen von KI und Maschinellem Lernen (ML) für die Informationsbeschaffung, die Integration spezifischer KI-Werkzeuge (insbesondere Generative KI und Large Language Models/LLMs) in Recherche-Workflows, die Funktionsweise dedizierter Tools sowie deren Effektivität, Grenzen, Genauigkeit und ethische Implikationen analysiert. Des Weiteren werden die Auswirkungen von KI auf Qualität, Effizienz, Reproduzierbarkeit und potenzielle Verzerrungen (Bias) bei Literaturrecherchen beleuchtet. Der Bericht schließt mit einer Diskussion zukünftiger Trends, Herausforderungen und einer Tabelle optimierter Suchstrategien für wissenschaftliche Datenbanken.

## **1. Einleitung**

### **1.1 Definitionen und Abgrenzungen: KI, ML, LLMs**

Künstliche Intelligenz (KI) ist ein breites Feld der Informatik, das sich mit der Entwicklung von Computersystemen befasst, die Aufgaben ausführen können, die typischerweise menschliche kognitive Funktionen erfordern, wie Problemlösung, Entscheidungsfindung, Lernen und Sprachverarbeitung.1 Maschinelles Lernen (ML) ist ein Teilbereich der KI, bei dem Algorithmen eingesetzt werden, um aus großen Datenmengen zu lernen und Muster zu erkennen, ohne explizit dafür programmiert zu sein.1 Deep Learning (DL), eine Unterdisziplin des ML, nutzt tiefe neuronale Netzwerke, um komplexe Muster und Merkmale aus Daten zu extrahieren.3

In jüngster Zeit haben Large Language Models (LLMs) wie die GPT-Serie (Generative Pre-trained Transformer) von OpenAI 5 oder Llama von Meta 8 erhebliche Aufmerksamkeit erregt. LLMs sind neuronale Netzwerkmodelle mit Milliarden von Parametern, die auf riesigen Text- und Datensätzen vortrainiert werden, um menschliche Sprache zu verstehen, zu generieren und darauf zu reagieren.7 Generative KI (GenAI) bezieht sich auf KI-Systeme, die in der Lage sind, neue Inhalte wie Text, Bilder oder Code zu erstellen, die den Trainingsdaten ähneln.7 Post-training Language Models (PoLMs) umfassen Techniken wie Fine-Tuning, Alignment und Reinforcement Learning, die nach dem initialen Pre-Training angewendet werden, um die Leistung und Sicherheit von LLMs für spezifische Aufgaben zu verbessern.8

### **1.2 Bedeutung der Literaturrecherche im Forschungsprozess**

Die Literaturrecherche ist ein fundamentaler und unverzichtbarer Bestandteil des wissenschaftlichen Forschungsprozesses.10 Sie umfasst die systematische Suche, Identifikation, Analyse und Synthese relevanter veröffentlichter Arbeiten zu einem bestimmten Forschungsthema. Eine gründliche Literaturrecherche ermöglicht es Forschenden, den aktuellen Wissensstand zu erfassen, Forschungslücken zu identifizieren, Forschungshypothesen zu formulieren, die eigene Arbeit im Kontext bestehender Forschung zu positionieren und methodische Entscheidungen zu informieren.10 Die Qualität und der Erfolg wissenschaftlicher Arbeit sind eng mit einem umfassenden und aktuellen Literaturüberblick verbunden.10 Traditionell ist dieser Prozess jedoch zeitaufwendig und arbeitsintensiv.

### **1.3 Potenzial und Herausforderungen der KI-Unterstützung**

Die Integration von KI-Technologien verspricht, den Prozess der Literaturrecherche grundlegend zu verändern und zu optimieren. KI kann potenziell die Effizienz steigern, indem sie große Mengen an Literatur schnell durchsucht, relevante Artikel identifiziert, Informationen extrahiert und sogar erste Synthesen erstellt.11 Dies kann Forschenden helfen, Zeit zu sparen und sich auf höherwertige analytische und interpretative Aufgaben zu konzentrieren. KI-Werkzeuge können auch dabei unterstützen, neue Verbindungen zwischen Forschungsarbeiten aufzudecken und Wissensentdeckung zu beschleunigen.13

Gleichzeitig birgt der Einsatz von KI in der Literaturrecherche signifikante Herausforderungen. Dazu gehören Bedenken hinsichtlich der Genauigkeit und Zuverlässigkeit der von KI generierten Informationen, insbesondere das Problem der "Halluzinationen" (Generierung plausibel klingender, aber faktisch falscher Aussagen) bei LLMs.14 Weitere Herausforderungen umfassen potenzielle algorithmische Verzerrungen (Bias) in den Such- und Auswahlprozessen 16, Fragen der Transparenz und Nachvollziehbarkeit von KI-Entscheidungen 15, ethische Bedenken bezüglich Plagiarismus und akademischer Integrität 5 sowie Datenschutzfragen.2

### **1.4 Zielsetzung und Struktur des Berichts**

Dieser Bericht zielt darauf ab, einen umfassenden Überblick über den aktuellen Stand der KI-gestützten Literaturrecherche in der Forschung zu geben, basierend auf der neuesten wissenschaftlichen Literatur (ca. 2022-2025). Er analysiert die verschiedenen Facetten dieses Themas, von allgemeinen KI-Anwendungen bis hin zu spezifischen Werkzeugen und deren Auswirkungen. Der Bericht ist wie folgt strukturiert: Abschnitt 2 behandelt den allgemeinen Einsatz von KI im Forschungsprozess. Abschnitt 3 fokussiert auf die Integration von KI in spezifische Recherche-Workflows, insbesondere systematische Reviews. Abschnitt 4 beschreibt spezifische KI-Werkzeuge. Abschnitt 5 bewertet die Effektivität, Grenzen und Genauigkeit dieser Werkzeuge. Abschnitt 6 analysiert die Auswirkungen auf Qualität, Effizienz und Bias. Abschnitt 7 präsentiert optimierte Suchstrategien. Abschnitt 8 diskutiert zukünftige Entwicklungen und schließt mit einer Synthese der wichtigsten Erkenntnisse.

## **2. Künstliche Intelligenz im Allgemeinen Forschungsprozess**

### **2.1 Einsatz von KI/ML für Informationsbeschaffung und -analyse**

KI und ML werden zunehmend eingesetzt, um die Informationsbeschaffung und -analyse über den gesamten Forschungsprozess hinweg zu unterstützen. Diese Technologien ermöglichen es, große Datenmengen effizienter zu verarbeiten, Muster zu erkennen und Erkenntnisse zu gewinnen, die manuell nur schwer zu erzielen wären.1 Beispielsweise können ML-Algorithmen zur Klassifizierung von Webinhalten nach thematischen Kategorien (z.B. Semilogie, Epidemiologie, Management im Gesundheitswesen) eingesetzt werden, um die automatisierte Faktenprüfung zu unterstützen.22 Transformer-Modelle wie BERT, BioBERT und SciBERT haben sich hierbei als leistungsfähig erwiesen.22

Im Gesundheitswesen, einem Bereich mit rasant wachsender Datenmenge, spielen KI und ML eine immer wichtigere Rolle, von der Unterstützung bei der Diagnose anhand medizinischer Bildgebung bis hin zur Arzneimittelforschung und der Verbesserung klinischer Werkzeuge durch die Analyse routinemäßig gesammelter Daten.1 KI-Systeme können hier helfen, komplexe Zusammenhänge in multimodalen Gesundheitsdaten und langfristigen Abhängigkeiten in Krankengeschichten zu erfassen, wo traditionelle statistische Methoden an ihre Grenzen stoßen.4 Auch in anderen Disziplinen, wie der Cybersicherheit 21 oder der Analyse von Umweltdaten (z.B. Luftverschmutzung, urbane Hitzeinseln) 27, werden ML/DL-Techniken zur Modellierung und Vorhersage eingesetzt.

### **2.2 Automatisierungspotenzial und Effizienzsteigerung**

Ein Haupttreiber für den Einsatz von KI im Forschungsprozess ist das erhebliche Potenzial zur Automatisierung zeitaufwendiger Aufgaben und zur Steigerung der Gesamteffizienz. KI kann repetitive Schritte wie die Suche und Filterung von Literatur, die Extraktion relevanter Datenpunkte oder die Zusammenfassung von Texten beschleunigen.11 Beispielsweise können KI-Tools genutzt werden, um automatisch relevante Literatur aus Datenbanken wie PubMed zu extrahieren, basierend auf generierten Suchanfragen.23 Im Bereich User Experience (UX) Design kann KI den Prozess der Gewinnung von Usability-Einblicken verbessern, der traditionell kostspielig und zeitintensiv ist.13

Die Automatisierung durch KI kann Forschenden ermöglichen, ihre begrenzte Zeit effektiver zu nutzen und sich auf anspruchsvollere intellektuelle Aufgaben wie die kritische Analyse, Interpretation und Synthese von Informationen sowie die Entwicklung neuer Ideen zu konzentrieren.1 Dies gilt insbesondere in Feldern wie dem Gesundheitswesen, wo die Zeit von Klinikern eine extrem knappe Ressource ist.1 Auch in der industriellen Forschung und Entwicklung, z.B. bei der Analyse von S&T-Trends oder der Optimierung von Produktionsprozessen, wird KI zur Effizienzsteigerung eingesetzt.29

### **2.3 Herausforderungen bei der allgemeinen KI-Integration**

Trotz des Potenzials gibt es auch bei der allgemeinen Integration von KI in den Forschungsprozess Herausforderungen. Dazu gehören technische Aspekte wie die Notwendigkeit großer, qualitativ hochwertiger und oft annotierter Datensätze für das Training von ML-Modellen.1 Die Datenannotation selbst ist ein komplexes Problem, das Fachexpertise erfordert.1 Weitere Herausforderungen sind algorithmische Bias, Datenschutzbedenken 2, die Notwendigkeit der Interpretierbarkeit und Erklärbarkeit von KI-Entscheidungen (Explainable AI, XAI) 18, sowie ethische und soziale Fragen hinsichtlich Verantwortung, Transparenz und potenziellen Auswirkungen auf den Arbeitsmarkt.2 Die erfolgreiche Integration erfordert oft nicht nur technologische Anpassungen, sondern auch organisatorische Veränderungen und die Entwicklung neuer Kompetenzen bei den Forschenden.30

## **3. KI-Integration in spezifische Recherche-Workflows**

### **3.1 Systematische Übersichtsarbeiten (Systematic Reviews)**

Systematische Reviews (SRs) sind eine spezielle Form der Literaturübersicht, die darauf abzielt, durch explizite, reproduzierbare Methoden Bias zu minimieren und eine umfassende Synthese der Evidenz zu einer klar definierten Forschungsfrage zu liefern.32 Der Prozess umfasst typischerweise die Formulierung der Frage und Einschlusskriterien, eine umfassende Literatursuche, die Auswahl relevanter Studien (Screening), die Datenextraktion, die Bewertung des Bias-Risikos der eingeschlossenen Studien und die Synthese der Ergebnisse.32 Aufgrund ihrer methodischen Strenge sind SRs oft extrem zeit- und ressourcenintensiv.

### **3.2 KI-Unterstützung in Phasen des Review-Prozesses**

KI-Technologien bieten erhebliches Potenzial, verschiedene Phasen des SR-Prozesses zu beschleunigen und zu unterstützen.24

* **Screening (Titel/Abstract und Volltext):** Dies ist eine der zeitaufwendigsten Phasen, bei der Tausende von Publikationen manuell auf Relevanz geprüft werden müssen. KI-Tools, oft basierend auf ML-Klassifikatoren (wie Support Vector Machines oder Neuronale Netze) und Techniken wie Active Learning, können eingesetzt werden, um den Screening-Prozess zu semi-automatisieren. Diese Tools lernen aus den Entscheidungen der Forschenden und priorisieren potenziell relevante Artikel oder schlagen Ausschlüsse vor, was zu einer erheblichen Reduzierung des manuellen Aufwands führen kann [1 (active learning ref), 3 (ML/DL for detection can be analogous), 37 (ASReview benchmarking)].
* **Datenextraktion:** KI, insbesondere Modelle aus dem Bereich Natural Language Processing (NLP), kann trainiert werden, um spezifische Informationen (z.B. Studiendesign, Population, Interventionen, Ergebnisse) automatisch aus den Volltexten der eingeschlossenen Studien zu extrahieren [3 (data extraction mentioned as part of process), 11 (Elicit data extraction)]. Dies kann die Genauigkeit erhöhen und den Zeitaufwand im Vergleich zur manuellen Extraktion reduzieren.
* **Qualitätsbewertung / Risk of Bias Assessment:** Obwohl dieser Bereich noch stärker in der Entwicklung ist, gibt es Ansätze, KI zur Unterstützung der Bewertung der methodischen Qualität oder des Bias-Risikos von Studien einzusetzen, indem relevante Textpassagen identifiziert oder sogar erste Bewertungen vorgeschlagen werden.
* **Synthese und Berichterstattung:** GenAI-Modelle wie LLMs können potenziell dabei helfen, erste Entwürfe von Zusammenfassungen der Ergebnisse oder Teilen des Review-Berichts zu generieren, basierend auf den extrahierten Daten [12 (ChatGPT summarizing)].

### **3.3 Rolle von Generativer KI und LLMs im Workflow**

Generative KI und LLMs eröffnen neue Möglichkeiten zur Unterstützung von Recherche-Workflows, gehen aber auch mit spezifischen Herausforderungen einher. LLMs können für eine Vielzahl von Aufgaben eingesetzt werden, von der Formulierung von Suchanfragen und der Zusammenfassung von Artikeln bis hin zur Unterstützung beim wissenschaftlichen Schreiben und der Wissensentdeckung.12

Im Kontext von SRs könnten LLMs beispielsweise genutzt werden, um:

* **Suchstrategien zu verfeinern:** Vorschläge für relevante Suchbegriffe oder alternative Formulierungen generieren.
* **Screening zu unterstützen:** Abstracts oder Volltexte zusammenfassen, um eine schnellere Relevanzprüfung zu ermöglichen.
* **Daten zu extrahieren:** Gezielte Fragen an Dokumente stellen, um spezifische Datenpunkte zu identifizieren.
* **Synthese zu unterstützen:** Erste Entwürfe für die Beschreibung von Studien oder die Zusammenfassung von Ergebnissen zu erstellen.12
* **Berichte zu formulieren:** Unterstützung bei der Formulierung von Abschnitten des SR-Berichts.

Allerdings müssen die bekannten Limitierungen von LLMs, wie Halluzinationen, faktische Ungenauigkeiten und potenzielle Bias, bei solchen Anwendungen besonders kritisch berücksichtigt werden.5 Eine sorgfältige menschliche Überprüfung und Validierung aller KI-generierten Outputs ist unerlässlich, insbesondere in einem methodisch anspruchsvollen Prozess wie dem SR.15 Die Integration von LLMs erfordert daher oft einen "Human-in-the-Loop"-Ansatz, bei dem die KI unterstützt, aber der Mensch die Kontrolle und Verantwortung behält.15

## **4. Spezifische KI-Werkzeuge für die Literaturrecherche**

Der Markt für KI-gestützte Werkzeuge zur Unterstützung der Forschung, insbesondere der Literaturrecherche, wächst rasant. Diese Werkzeuge lassen sich grob in verschiedene Kategorien einteilen und nutzen unterschiedliche KI-Technologien.

### **4.1 Kategorisierung von Werkzeugen**

* **LLM-basierte Assistenten (Generalisten):** Werkzeuge wie ChatGPT, Claude oder spezialisierte Derivate wie Julius AI können für eine breite Palette von Rechercheaufgaben eingesetzt werden, darunter Brainstorming von Forschungsfragen, Generierung von Suchbegriffen, Zusammenfassung von Texten, Entwurf von Gliederungen und Unterstützung beim Schreiben.9 Sie basieren auf großen Sprachmodellen und zeichnen sich durch ihre Flexibilität und konversationelle Schnittstelle aus.6
* **Spezialisierte Recherche- und Analyseplattformen:** Diese Tools sind oft speziell für bestimmte Phasen des Rechercheprozesses konzipiert.
  + **Entdeckung und Exploration:** Werkzeuge wie ResearchRabbit und Connected Papers nutzen Zitationsnetzwerke und Algorithmen, um Forschenden zu helfen, relevante Artikel zu entdecken, die mit einem Ausgangspunkt (einem bekannten Artikel) verbunden sind, und visualisieren diese Verbindungen [56 (Connected Papers)]. Semantic Scholar bietet freien Zugang zu einer riesigen Datenbank wissenschaftlicher Artikel mit KI-gestützten Such- und Filterfunktionen.11
  + **Screening und Datenextraktion:** Tools wie ASReview (Active learning for Systematic Reviews) sind Open-Source-Lösungen, die speziell für das semi-automatisierte Screening von Abstracts in systematischen Reviews entwickelt wurden und auf Active Learning basieren.37 Elicit ist darauf spezialisiert, mithilfe von Fragen in natürlicher Sprache relevante Papiere zu finden und spezifische Informationen (z.B. Methodik, Ergebnisse) aus PDFs zu extrahieren und in tabellarischer Form darzustellen.11 SciSpace (früher Typeset) bietet ebenfalls Funktionen zur Datenextraktion und dynamischen Tabellenerstellung aus Forschungspapieren.11
  + **Zitationsanalyse und Validierung:** Scite verwendet KI, um zu analysieren, *wie* eine Publikation zitiert wurde (unterstützend, erwähnend, widersprechend), und bietet so Kontext über die reine Zitationszahl hinaus ("Smart Citations").11 Dies kann bei der Bewertung der Glaubwürdigkeit und des Einflusses von Forschungsarbeiten helfen.
* **Integrierte Forschungsassistenten:** Einige neuere Plattformen versuchen, mehrere Funktionen in einer einzigen Umgebung zu kombinieren. Julius AI wird als Kombination aus LLM-Interaktion und Datenanalysefähigkeiten beschrieben.11 SciSpace positioniert sich als All-in-One-Lösung mit Funktionen von der Literatursuche über Analyse bis hin zur Zitationsverwaltung.11

### **4.2 Funktionsweise und Architektur (Beispiele)**

* **LLMs (z.B. GPT-4 in ChatGPT, Claude):** Nutzen die Transformer-Architektur, um auf Basis riesiger Textkorpora Sprachmuster zu lernen. Sie verarbeiten Eingabeaufforderungen (Prompts) und generieren Textausgaben, indem sie das wahrscheinlichste nächste Wort vorhersagen. Neuere Modelle integrieren Techniken wie Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF) oder AI Feedback (RLAIF) sowie Direct Preference Optimization (DPO) zur Verbesserung der Ausrichtung an menschlichen Präferenzen und zur Reduzierung unerwünschter Ausgaben.7 Sie können auch externe Werkzeuge oder Datenbanken über Mechanismen wie Retrieval-Augmented Generation (RAG) nutzen, um aktuellere oder spezifischere Informationen einzubeziehen.42
* **Elicit:** Nutzt LLMs, die auf einer großen Datenbank wissenschaftlicher Artikel (über 125 Millionen von Semantic Scholar) trainiert sind. Es ermöglicht die Suche über natürliche Sprachfragen und ist darauf optimiert, strukturierte Informationen (z.B. Population, Intervention, Ergebnisse) aus mehreren Artikeln zu extrahieren und in Tabellen zu synthetisieren. Der Fokus liegt auf der Automatisierung spezifischer Rechercheaufgaben und der Nachvollziehbarkeit durch direkte Verlinkung zu den Quellen.11
* **Scite:** Baut eine Datenbank von "Smart Citations" auf, indem es den Kontext von Zitationen in wissenschaftlichen Artikeln analysiert. Es verwendet NLP-Modelle, um festzustellen, ob eine Zitation eine Aussage unterstützt, widerlegt oder lediglich erwähnt. Dies erfordert die Verarbeitung von Millionen von Volltextartikeln und die Identifizierung von Zitationsmarkern und dem umgebenden Text.11
* **ASReview:** Implementiert einen Active-Learning-Workflow. Forschende labeln zunächst eine kleine Anzahl von Artikeln als relevant oder irrelevant. Ein ML-Modell (oft Naive Bayes oder SVM) wird auf diesen Daten trainiert und sagt dann die Relevanz der verbleibenden Artikel voraus. Die unsichersten oder wahrscheinlichsten relevanten Artikel werden dem Forschenden zur nächsten Überprüfung vorgelegt. Dieser iterative Prozess optimiert die Reihenfolge, in der Artikel gescreent werden, um relevante Artikel schneller zu finden.37

### **4.3 Vergleich und Bewertung**

Vergleichende Bewertungen und Benchmarks für diese Tools sind noch im Entstehen, aber einige Aspekte lassen sich festhalten:

* **Umfang der Datenbank:** Semantic Scholar und Elicit bieten Zugriff auf über 100-200 Millionen Artikel.11 Scite analysiert über 1,2 Milliarden Zitationsaussagen.11
* **Spezialisierung vs. Generalisierung:** Tools wie ASReview sind hochspezialisiert auf das SR-Screening, während LLM-Assistenten wie ChatGPT oder Julius AI breiter einsetzbar, aber möglicherweise weniger optimiert für spezifische wissenschaftliche Aufgaben sind.11 Elicit und Scite liegen dazwischen, spezialisiert auf Rechercheaufgaben, aber flexibler als reine Screening-Tools.11
* **Genauigkeit und Zuverlässigkeit:** Spezialisierte Tools wie Scite (für Zitationskontext) oder Elicit (für Datenextraktion mit Quellenangabe) legen oft einen stärkeren Fokus auf Nachvollziehbarkeit und Genauigkeit als allgemeine LLMs, bei denen Halluzinationen ein bekanntes Problem sind.11 Benchmarking-Studien zu ASReview untersuchen dessen Leistung beim Screening im Vergleich zu manuellem Screening oder anderen Methoden.37
* **Benutzerfreundlichkeit und Kosten:** Viele Tools bieten kostenlose Basisversionen oder Testphasen an, aber volle Funktionalität erfordert oft Abonnements.11 Die Benutzerfreundlichkeit variiert, wobei konversationelle LLM-Schnittstellen oft als intuitiver empfunden werden.11

Die Wahl des richtigen Werkzeugs hängt stark von der spezifischen Aufgabe, den Anforderungen an Genauigkeit und Nachvollziehbarkeit sowie den verfügbaren Ressourcen ab. Oftmals kann eine Kombination verschiedener Werkzeuge am effektivsten sein.

## **5. Effektivität, Grenzen und Genauigkeit von KI-Anwendungen**

Während KI-Werkzeuge, insbesondere LLMs wie ChatGPT, das Potenzial haben, viele Aspekte der akademischen Forschung und des wissenschaftlichen Schreibens zu unterstützen, ist eine kritische Bewertung ihrer Effektivität, Genauigkeit und inhärenten Grenzen unerlässlich.

### **5.1 Analyse der Leistungsfähigkeit (z.B. ChatGPT)**

Studien und Berichte aus den Jahren 2022-2025 zeigen eine gemischte Bilanz der Leistungsfähigkeit von LLMs wie ChatGPT im akademischen Kontext. Einerseits wird ihre Fähigkeit hervorgehoben, schnell Informationen zusammenzufassen, Texte zu generieren, bei der Ideenfindung zu helfen und sogar komplexe Aufgaben wie das Beantworten von Prüfungsfragen oder das Erstellen von Entwürfen für wissenschaftliche Arbeiten zu unterstützen.9 Sie können als "intelligente Frage-Antwort-Systeme" dienen und bei alltäglichen Rechercheaufgaben assistieren.7 Die Fähigkeit, menschenähnlichen Text zu produzieren, hat zu ihrer raschen Verbreitung geführt.5

Andererseits gibt es erhebliche Bedenken hinsichtlich der Qualität und Zuverlässigkeit der generierten Inhalte. LLMs können faktische Fehler machen, Informationen falsch interpretieren oder "halluzinieren", d.h. überzeugend klingende, aber unbegründete oder falsche Aussagen generieren.5 Ihre Fähigkeit zu tiefgreifendem logischem Schließen und zur Gewährleistung der Korrektheit, insbesondere bei komplexen, mehrstufigen Aufgaben, ist begrenzt und Gegenstand aktueller Forschung.42

### **5.2 Genauigkeit, Halluzinationen und Referenzprobleme**

Ein zentrales Problem bei der Nutzung von LLMs für die Literaturrecherche und das wissenschaftliche Schreiben ist die mangelnde Garantie für faktische Genauigkeit und die korrekte Handhabung von Quellen.

* **Halluzinationen:** LLMs können Fakten erfinden, Zitate falsch zuordnen oder sogar nicht existierende Referenzen generieren.14 Dies stellt ein erhebliches Risiko für die wissenschaftliche Integrität dar, wenn die Ausgaben nicht sorgfältig überprüft werden. Mechanismen zur Erkennung unzuverlässiger Argumentation oder interner Widersprüche sind zwar in der Entwicklung, aber noch nicht vollständig ausgereift.14
* **Referenzgenauigkeit:** Selbst wenn Referenzen angegeben werden, sind diese nicht immer korrekt oder relevant. LLMs können Schwierigkeiten haben, den genauen Ursprung einer Information nachzuvollziehen oder Zitate präzise im richtigen Kontext wiederzugeben. Spezialisierte Tools wie Scite versuchen, dieses Problem durch explizite Analyse des Zitationskontexts zu adressieren.11
* **Synthesequalität:** Während LLMs Texte zusammenfassen können, fehlt ihnen oft das tiefe Verständnis und die kritische Bewertungsfähigkeit eines menschlichen Experten, um eine nuancierte und methodisch fundierte Synthese der Literatur zu erstellen. Die generierten Zusammenfassungen können oberflächlich sein oder wichtige Nuancen und Widersprüche in der Literatur übersehen [12 (implizit durch Betonung der menschlichen kritischen Bewertung)].

Diese Probleme unterstreichen die Notwendigkeit, LLM-generierte Inhalte nicht als endgültige Wahrheit zu betrachten, sondern als Ausgangspunkt für eine kritische menschliche Überprüfung und Validierung.5

### **5.3 Grenzen aktueller KI-Technologien**

Die aktuellen KI-Technologien, einschließlich der fortschrittlichsten LLMs, weisen mehrere grundlegende Grenzen auf:

* **Fehlendes Weltwissen und Kausalverständnis:** LLMs lernen Muster aus Daten, besitzen aber kein echtes Verständnis der Welt oder kausaler Zusammenhänge im menschlichen Sinne. Ihr "Wissen" basiert auf Korrelationen in den Trainingsdaten.
* **Mangelnde Erklärbarkeit (Black Box Problem):** Insbesondere bei sehr großen Modellen ist es oft schwierig nachzuvollziehen, *warum* eine bestimmte Ausgabe generiert wurde.15 Dies erschwert die Fehlersuche und die Vertrauensbildung. Forschungsbereiche wie Interpretierbarkeit und Explainable AI (XAI) versuchen, hier Abhilfe zu schaffen.14
* **Abhängigkeit von Trainingsdaten:** Die Qualität und der Inhalt der Ausgaben hängen stark von den Daten ab, mit denen das Modell trainiert wurde. Veraltete oder verzerrte Trainingsdaten können zu entsprechenden Ausgaben führen.16 LLMs haben typischerweise einen Wissensstichtag und kennen keine Ereignisse oder Publikationen nach diesem Datum, es sei denn, sie werden durch Techniken wie RAG ergänzt.42
* **Logisches Schließen und komplexe Aufgaben:** Obwohl Fortschritte erzielt wurden 42, haben LLMs immer noch Schwierigkeiten mit komplexen, mehrstufigen logischen Schlussfolgerungen, mathematischen Beweisen oder Aufgaben, die ein tiefes domänenspezifisches Verständnis erfordern.42 Fehler können sich in langen Argumentationsketten fortpflanzen.42
* **Ethik und Sicherheit:** Die Sicherstellung, dass KI-Systeme ethisch handeln, keine schädlichen oder voreingenommenen Inhalte generieren und sicher vor Missbrauch sind, bleibt eine große Herausforderung [8 (Alignment), 5].

Diese Grenzen machen deutlich, dass KI-Werkzeuge derzeit am besten als unterstützende Instrumente verstanden werden, die menschliche Expertise ergänzen, aber nicht ersetzen können.

## **6. Auswirkungen auf Qualität, Effizienz und Bias**

Der Einsatz von KI in der Literaturrecherche hat vielfältige Auswirkungen auf zentrale Aspekte des Forschungsprozesses, darunter die Qualität der Ergebnisse, die Effizienz der Durchführung, die Reproduzierbarkeit und das Risiko von Verzerrungen (Bias).

### **6.1 Einfluss auf die Qualität der Rechercheergebnisse**

Die Auswirkungen von KI auf die Qualität der Recherche sind ambivalent. Einerseits kann KI potenziell die Vollständigkeit der Recherche verbessern, indem sie hilft, eine größere Menge an Literatur zu durchsuchen und möglicherweise auch schwer auffindbare oder interdisziplinäre Verbindungen aufzudecken [11 (breite Datenbanken)]. Spezialisierte Tools können die Genauigkeit bei spezifischen Aufgaben wie der Datenextraktion erhöhen.11

Andererseits bestehen erhebliche Risiken für die Qualität. Die bereits erwähnten Probleme der Halluzinationen und faktischen Ungenauigkeiten bei LLMs können zu fehlerhaften Zusammenfassungen oder irreführenden Schlussfolgerungen führen, wenn sie unkritisch übernommen werden.5 Die Abhängigkeit von den Algorithmen und Trainingsdaten der KI-Tools kann dazu führen, dass relevante Studien übersehen werden, wenn sie nicht den Mustern entsprechen, die das Modell gelernt hat. Eine unzureichende Validierung von KI-generierten Ergebnissen kann die Gesamtqualität der Forschung untergraben [50 (Notwendigkeit der Validierung)].

### **6.2 Effizienzsteigerung und Zeitersparnis**

Einer der am häufigsten genannten Vorteile der KI-Unterstützung ist die potenzielle Effizienzsteigerung und Zeitersparnis.12 KI kann repetitive und zeitaufwendige Aufgaben wie das Durchsuchen von Datenbanken, das Screening von Tausenden von Abstracts oder das Extrahieren von Standardinformationen erheblich beschleunigen.11 Studien zeigen, dass KI-Tools bestimmte Aufgaben, wie das Zusammenfassen klinischer Notizen, um ein Vielfaches schneller erledigen können als Menschen.36 Im Kontext systematischer Reviews kann die Automatisierung des Screenings den Zeitaufwand potenziell um Wochen oder Monate reduzieren.37 Diese Zeitersparnis ermöglicht es Forschenden, sich auf komplexere analytische Aufgaben zu konzentrieren oder mehr Forschungsprojekte in der gleichen Zeit durchzuführen.12 Allerdings muss die eingesparte Zeit gegen den Aufwand für die Einarbeitung in die Tools, die Formulierung effektiver Prompts/Queries und die unerlässliche Validierung der Ergebnisse abgewogen werden.15

### **6.3 Reproduzierbarkeit und Transparenz**

KI kann die Reproduzierbarkeit von Literaturrecherchen potenziell verbessern, wenn die verwendeten Algorithmen, Parameter und Prozesse klar dokumentiert werden. Automatisierte Prozesse sind prinzipiell exakter wiederholbar als rein manuelle Suchen, die von subjektiven Entscheidungen beeinflusst werden können [32 (Ziel von SRs)].

Jedoch stellt die mangelnde Transparenz vieler KI-Modelle ("Black Box"-Problem) eine Herausforderung für die Reproduzierbarkeit dar.15 Wenn nicht nachvollziehbar ist, wie eine KI zu einem bestimmten Ergebnis (z.B. einer Auswahl von Artikeln) gekommen ist, wird es schwierig, den Prozess unabhängig zu überprüfen oder zu replizieren. Open-Source-Tools (wie ASReview) und Ansätze der erklärbaren KI (XAI) sind hier von Vorteil.37 Die Notwendigkeit, die genauen Versionen der Modelle und die verwendeten Prompts zu dokumentieren, wird für die wissenschaftliche Methodik immer wichtiger.

### **6.4 Potenzielle Verzerrungen (Bias)**

Ein kritisches Anliegen beim Einsatz von KI ist das Risiko der Einführung oder Verstärkung von Bias.16 Dieser kann auf verschiedenen Ebenen entstehen:

* **Datenbias:** KI-Modelle lernen aus den Daten, mit denen sie trainiert werden. Wenn diese Daten historische Ungleichgewichte oder Verzerrungen enthalten (z.B. Unterrepräsentation bestimmter demografischer Gruppen, geografischer Regionen oder Forschungsthemen), kann die KI diese Bias reproduzieren oder sogar verstärken.16
* **Algorithmischer Bias:** Die Algorithmen selbst können unbeabsichtigt bestimmte Arten von Informationen oder Ergebnissen bevorzugen. Beispielsweise könnten Suchalgorithmen populärere oder häufiger zitierte Artikel höher einstufen, was zu einem "Matthäus-Effekt" führt und neuere oder Nischenforschung benachteiligt.
* **Interaktionsbias:** Die Art und Weise, wie Forschende mit KI-Tools interagieren (z.B. durch die Formulierung von Prompts), kann ebenfalls zu verzerrten Ergebnissen führen. Bestätigungsfehler (Confirmation Bias) können verstärkt werden, wenn die KI so eingesetzt wird, dass sie vorrangig die bereits bestehenden Annahmen des Forschenden bestätigt.

Die Identifizierung und Minderung von Bias in KI-Systemen ist ein aktives Forschungsfeld [45 (Fairness-aware VT), 5]. Es erfordert sorgfältiges Design der Modelle, diverse und repräsentative Trainingsdaten, kontinuierliche Überwachung und Bewertung sowie ein Bewusstsein der Forschenden für potenzielle Verzerrungen bei der Interpretation der Ergebnisse.5 Die mangelnde Berücksichtigung von Bias kann die Qualität und Fairness der Forschungsergebnisse erheblich beeinträchtigen [48 (digital divide), 17].

## **7. Optimierte Suchstrategien und -parameter**

Die effektive Nutzung von KI-Werkzeugen und traditionellen Datenbanken für die Literaturrecherche erfordert gut durchdachte Suchstrategien. Während KI-Tools wie Elicit natürlichsprachliche Fragen ermöglichen 11, bleibt die Fähigkeit zur Formulierung präziser, strukturierter Suchanfragen (oft unter Verwendung Boolescher Logik) für viele Datenbanken und auch für die Steuerung einiger KI-Tools essenziell.49 Basierend auf den Nutzeranforderungen und den Erkenntnissen aus der recherchierten Literatur wird nachfolgend eine Tabelle mit optimierten Suchparametern und -strategien vorgestellt. Diese Tabelle dient als Leitfaden und sollte an die spezifischen Anforderungen der jeweiligen Recherche und die Funktionalitäten der genutzten Datenbanken oder Werkzeuge angepasst werden.

### **7.1 Tabelle: Optimierte Suchparameter und -strategien**

| **Fokus / Ziel** | **Beispiel-Suchbegriffe / Suchstrings (Syntax kann variieren)** | **Zieldatenbanken / Werkzeuge (Beispiele)** | **Hinweise / Strategie** |
| --- | --- | --- | --- |
| **Breit: KI & Recherche allgemein** | ("artificial intelligence" OR AI OR "machine learning") AND ("research process" OR "information retrieval" OR "literature review" OR "scientific literature") | Google Scholar, Scopus, Web of Science, PubMed (je nach Disziplin) | Startpunkt zur Erfassung des Feldes. Kombiniert allgemeine KI-Begriffe mit Rechercheaktivitäten. Iterativ verfeinern basierend auf ersten Ergebnissen. 1 |
| **Fokus: KI-Unterstützung im Workflow (insb. Systematic Reviews)** | ("AI-assisted" OR "AI-supported" OR "AI-driven" OR automation OR "machine learning") AND ("research workflow" OR "literature review workflow" OR "systematic review" OR screening OR "data extraction") | PubMed, Scopus, Web of Science, ACM Digital Library, IEEE Xplore, Google Scholar | Konzentriert sich auf die Anwendung von KI im Prozess. Spezifische Begriffe wie "screening" oder "data extraction" hinzufügen. Nach Studien suchen, die KI-Methoden für SRs evaluieren. 3 |
| **Fokus: Generative KI / LLMs in der Forschung** | ("Generative AI" OR "Large Language Models" OR LLM OR ChatGPT OR GPT\*) AND (research OR "academic research" OR "scientific writing" OR "knowledge discovery" OR "literature review") | Google Scholar, arXiv, ACM Digital Library, IEEE Xplore, spezialisierte KI-Konferenzen (z.B. via DBLP) | Zielt auf neuere Entwicklungen ab. Kombiniert spezifische Technologien/Modelle mit Forschungsanwendungen. \* kann als Wildcard dienen (datenbankabhängig). 19 |
| **Spezifisch: Bestimmtes Tool (z.B. Elicit, Scite, ASReview)** | "Elicit AI" AND ("literature review" OR "research tool" OR evaluation OR comparison OR features) <br> "Scite AI" AND ("citation analysis" OR "research tool" OR evaluation OR "smart citations") <br> "ASReview" AND ("systematic review" OR screening OR benchmark OR performance OR evaluation) | Google Scholar, Scopus, Web of Science, Tool-spezifische Publikationslisten | Anführungszeichen für exakte Tool-Namen. Kontextbegriffe (AI, literature review, evaluation) zur Eingrenzung. Nach Benchmarking-Studien oder Vergleichen suchen. 11 |
| **Fokus: KI-Werkzeuge für Recherche (Beschreibung)** | "AI research tool" OR "AI literature review tool" OR "AI knowledge discovery platform" OR "AI screening tool" | Google Scholar, ACM Digital Library, IEEE Xplore, Fachblogs, Anbieter-Websites | Sucht nach Beschreibungen und Entwicklungen von Werkzeugen selbst, nicht nur deren Anwendung. |
| **Fokus: Auswirkungen & Bewertung von KI in Recherche** | (impact OR effect OR evaluation OR assessment) AND ("AI" OR "LLM" OR automation) AND ("literature review" OR "systematic review") AND (quality OR efficiency OR bias OR reproducibility OR "workload reduction") | PubMed, Scopus, Web of Science, Google Scholar, Bildungsforschungsdatenbanken (z.B. ERIC) | Findet Studien, die die Konsequenzen des KI-Einsatzes untersuchen. Kombiniert Wirkungsbegriffe mit KI- und Recherchekontext sowie Qualitäts-/Effizienzkriterien. 50 |
| **Fokus: Herausforderungen & Ethik** | (limitations OR challenges OR pitfalls OR ethics OR bias OR hallucination OR accuracy) AND ("LLM" OR "ChatGPT" OR "Generative AI") AND ("literature review" OR "systematic review" OR "academic research" OR "scientific writing") | Google Scholar, arXiv, Ethik-Journale, AI-Konferenzen, Rechts-/Sozialwissenschaftliche Datenbanken | Identifiziert kritische Analysen zu Problemen und ethischen Fragen. Kombiniert Problembegriffe mit KI-Technologien und Forschungs-/Schreibkontext. 5 |
| **Alternative Formulierungen / Konzepte** | "intelligent research assistant" OR "AI co-pilot for research" OR "automated literature search" OR "computational literature review" | Google Scholar, Web of Science | Fängt alternative Bezeichnungen und verwandte Konzepte auf, die möglicherweise nicht die Standard-KI-Begriffe verwenden. |

### **7.2 Erläuterungen und Strategiehinweise**

* **Iterativer Prozess:** Selten führt die erste Suchanfrage zum perfekten Ergebnis. Recherche ist ein iterativer Prozess des Suchens, Bewertens der Ergebnisse und Anpassens der Suchbegriffe und -strategien.
* **Kombination von Strategien:** Oft ist es sinnvoll, breite Suchen zur Orientierung mit spezifischeren Suchen zu kombinieren, um sowohl den Überblick zu behalten als auch tief in relevante Teilbereiche einzudringen.
* **Datenbankspezifische Syntax:** Die genaue Syntax für Boolesche Operatoren (AND, OR, NOT), Phrasensuche (Anführungszeichen), Trunkierung (\*) und Feldsuche (z.B. im Titel/Abstract) variiert zwischen Datenbanken. Die Hilfe-Seiten der jeweiligen Datenbank sollten konsultiert werden.
* **Nutzung von KI-Tool-Features:** Moderne KI-Recherchetools bieten oft über die reine Stichwortsuche hinausgehende Funktionen. Elicit erlaubt Fragen in natürlicher Sprache und extrahiert Daten tabellarisch.11 Scite ermöglicht die Suche nach unterstützenden oder widersprechenden Zitationen.11 Diese Features sollten strategisch genutzt werden.
* **Kritische Bewertung:** Unabhängig von der Suchmethode (manuell oder KI-gestützt) ist eine kritische Bewertung der gefundenen Literatur unerlässlich. Relevanz, methodische Qualität und potenzielle Bias müssen stets geprüft werden.12
* **Meta-Suche:** KI-Werkzeuge wie Elicit oder Scite können auch genutzt werden, um gezielt nach Forschung über KI-gestützte Recherche selbst zu suchen und so auf dem neuesten Stand zu bleiben.

Die Effektivität einer KI-gestützten Recherche hängt maßgeblich davon ab, wie gut der Forschende die Werkzeuge versteht und strategisch einsetzt. Die Formulierung präziser Fragen oder Prompts, die Auswahl geeigneter Tools für die jeweilige Aufgabe und die kritische Interpretation der Ergebnisse bleiben zentrale menschliche Kompetenzen.12 KI erweitert das Repertoire des Forschenden, ersetzt aber nicht die Notwendigkeit fundierter Recherchekompetenz und kritischen Denkens.

## **8. Zukünftige Horizonte und Schlussfolgerung**

Die Entwicklung der KI schreitet rasant voran, und dies wird auch die Zukunft der Literaturrecherche und der wissenschaftlichen Wissensentdeckung maßgeblich prägen. Es zeichnen sich mehrere Trends ab, die sowohl transformative Potenziale als auch neue Herausforderungen mit sich bringen.

### **8.1 Aufkommende Trends und KI-Fähigkeiten der nächsten Generation**

* **Fortgeschrittenes Reasoning und Autonomie:** Die Forschung konzentriert sich stark auf die Verbesserung der logischen Schlussfolgerungsfähigkeiten von LLMs, einschließlich mehrstufiger Argumentationsketten (Chain-of-Thought), Selbstreflexion und -korrektur (Self-Refine, Reflexion).8 Ziel ist es, KI-Systeme zu entwickeln, die komplexe Probleme autonomer lösen können, möglicherweise auch ohne kontinuierliche menschliche Supervision.21
* **Multimodale KI:** Zukünftige KI-Systeme werden zunehmend in der Lage sein, Informationen aus verschiedenen Modalitäten (Text, Bilder, Code, Audio, Video) zu verarbeiten und zu integrieren.7 Dies könnte neue Analysemöglichkeiten für Forschungsdaten eröffnen, die über reinen Text hinausgehen.
* **Effizienz und Nachhaltigkeit:** Angesichts des hohen Energieverbrauchs großer KI-Modelle wird intensiv an Methoden zur Effizienzsteigerung geforscht, darunter Modellkomprimierung, Parameter-effizientes Fine-Tuning (PEFT) und Wissensdestillation.8 "Sustainable AI" wird zu einem wichtigen Forschungsfeld.53
* **Synthetische Daten:** Die Fähigkeit von GenAI, synthetische Daten zu erzeugen, könnte genutzt werden, um Datenknappheit in bestimmten Forschungsbereichen zu überwinden oder Datenschutzbedenken zu adressieren, birgt aber auch eigene Validierungsherausforderungen.1
* **Integrierte Forschungsplattformen:** Es ist eine Entwicklung hin zu umfassenderen KI-gestützten Forschungsplattformen zu erwarten, die verschiedene Funktionalitäten – von der Literatursuche und -analyse über Datenextraktion und -visualisierung bis hin zur Unterstützung beim Schreiben und Publizieren – in einer integrierten Umgebung vereinen.29 Diese Plattformen könnten die Flexibilität von LLMs mit der Zuverlässigkeit spezialisierter Module kombinieren.

### **8.2 Potenzielle Transformation der Wissensentdeckung**

Die fortschreitende Integration von KI könnte die Art und Weise, wie wissenschaftliche Erkenntnisse gewonnen und kommuniziert werden, grundlegend verändern. Über die reine Unterstützung bestehender Prozesse hinaus deuten die Entwicklungen im Bereich GenAI und fortgeschrittenes Reasoning darauf hin, dass KI eine aktivere Rolle im Forschungsprozess einnehmen könnte.7

Anstatt nur vorhandene Informationen zu finden und zusammenzufassen, könnten zukünftige KI-Systeme dazu beitragen, neue Hypothesen zu generieren, unerwartete Muster oder Verbindungen in großen Datenmengen zu identifizieren und sogar erste Entwürfe für wissenschaftliche Entdeckungen vorzuschlagen.8 Dies würde die Rolle des Forschenden von der primären Informationsverarbeitung hin zu einer stärker kuratierenden, validierenden und strategisch lenkenden Funktion verschieben. Es wirft tiefgreifende Fragen über Kreativität, Originalität und die Definition von Autorschaft im wissenschaftlichen Kontext auf. Die Beschleunigung des Entdeckungszyklus 8 könnte ebenso eine Folge sein wie Veränderungen im Peer-Review-Prozess und in den Publikationsformaten.

### **8.3 Schlussfolgerung: Balance zwischen Fortschritt und Umsicht**

Künstliche Intelligenz bietet unbestreitbar transformative Potenziale zur Verbesserung der Effizienz, Reichweite und möglicherweise auch der Tiefe der wissenschaftlichen Literaturrecherche.11 Werkzeuge können Forschende entlasten, den Zugang zu Wissen demokratisieren und neue Wege der Wissenssynthese und -entdeckung eröffnen.

Gleichzeitig ist es von entscheidender Bedeutung, die inhärenten Grenzen und Risiken dieser Technologien nüchtern zu bewerten und proaktiv anzugehen. Herausforderungen wie mangelnde Genauigkeit und Halluzinationen 15, potenzielle Bias 5 und tiefgreifende ethische Fragen bezüglich Transparenz, Verantwortung und akademischer Integrität 5 erfordern kontinuierliche Aufmerksamkeit.

Die Zukunft der KI-gestützten Literaturrecherche liegt in einem ausgewogenen Ansatz: der intelligenten Nutzung der Stärken von KI zur Augmentation menschlicher Fähigkeiten, gepaart mit der strikten Einhaltung wissenschaftlicher Rigorositätsstandards, ethischer Prinzipien und der Wahrung der zentralen Rolle menschlicher Urteilskraft und kritischen Denkens. Fortgesetzte Forschung zur Verbesserung der KI-Fähigkeiten, die Entwicklung robuster Evaluationsmethoden 46 und die Etablierung adaptiver Governance-Rahmenwerke 2 sind unerlässlich, um sicherzustellen, dass der technologische Fortschritt dem wissenschaftlichen Erkenntnisgewinn und dem gesellschaftlichen Wohl dient.

#### Referenzen

1. Capturing Requirements for a Data Annotation Tool for Intensive Care: Experimental User-Centered Design Study, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11840393/>
2. A Review of the Role of Artificial Intelligence in Healthcare - PMC - PubMed Central, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10301994/>
3. Diagnostic Performance of Artificial Intelligence–Based Methods for Tuberculosis Detection: Systematic Review - PMC, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11928776/>
4. Generative AI Models in Time-Varying Biomedical Data: Scoping Review - PMC, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11933772/>
5. The dark side of generative artificial intelligence: A critical analysis of controversies and risks of ChatGPT, Zugriff am April 14, 2025, <https://eber.uek.krakow.pl/eber/article/download/2113/852/14573>
6. (PDF) The dark side of generative artificial intelligence: A critical analysis of controversies and risks of ChatGPT - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/371987305_The_dark_side_of_generative_artificial_intelligence_A_critical_analysis_of_controversies_and_risks_of_ChatGPT>
7. (PDF) Generative AI - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/370965310_Generative_AI>
8. A Survey on Post-training of Large Language Models - arXiv, Zugriff am April 14, 2025, <https://arxiv.org/html/2503.06072v1>
9. Full article: Discussing ChatGPT in education: A literature review and bibliometric analysis, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/2331186X.2023.2243134>
10. (PDF) Literature Review in Scientific Research: An Overview - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/380351119_Literature_Review_in_Scientific_Research_An_Overview>
11. 7 Best AI Literature Review Tools to Save You Months in 2025 - Dhruvir Zala, Zugriff am April 14, 2025, <https://dhruvirzala.com/ai-literature-review/>
12. Perceptions and Earliest Experiences of Medical Students and Faculty With ChatGPT in Medical Education: Qualitative Study, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11888024/>
13. Artificial intelligence (AI) for user experience (UX) design: a systematic literature review and future research agenda | Request PDF - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/373389004_Artificial_intelligence_AI_for_user_experience_UX_design_a_systematic_literature_review_and_future_research_agenda>
14. dair-ai/ML-Papers-of-the-Week - GitHub, Zugriff am April 14, 2025, <https://github.com/dair-ai/ML-Papers-of-the-Week>
15. Creation of Scientific Response Documents for Addressing Product Medical Information Inquiries: Mixed Method Approach Using Artificial Intelligence - PMC - PubMed Central, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11950693/>
16. Computer Science - arXiv, Zugriff am April 14, 2025, <https://arxiv.org/list/cs/new>
17. Artificial Intelligence and Finance: A bibliometric review on the Trends, Influences, and Research Directions - PMC - PubMed Central, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11795023/>
18. Perceived Trust and Professional Identity Threat in AI-Based Clinical Decision Support Systems - PubMed Central, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11982750/>
19. The impact of Generative Artificial Intelligence in higher education: a focus on ethics and academic integrity | Request PDF - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/376560503_The_impact_of_Generative_Artificial_Intelligence_in_higher_education_a_focus_on_ethics_and_academic_integrity>
20. The impact of ChatGPT on higher education - Frontiers, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.frontiersin.org/journals/education/articles/10.3389/feduc.2023.1206936/full>
21. Defensive AI in Cybersecurity: Building Autonomous Systems to Counter Evolving Threats, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/390564432_Defensive_AI_in_Cybersecurity_Building_Autonomous_Systems_to_Counter_Evolving_Threats>
22. Transformer-Based Tool for Automated Fact-Checking of Online Health Information: Development Study - JMIR Infodemiology, Zugriff am April 14, 2025, <https://infodemiology.jmir.org/2025/1/e56831>
23. Transformer-Based Tool for Automated Fact-Checking of Online Health Information: Development Study - PMC - PubMed Central, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11890130/>
24. Artificial Intelligence and Machine Learning: An Updated Systematic Review of Their Role in Obstetrics and Midwifery - PMC, Zugriff am April 14, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11895402/>
25. Artificial Intelligence and Machine Learning: An Updated Systematic Review of Their Role in Obstetrics and Midwifery | Cureus, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.cureus.com/articles/349353-artificial-intelligence-and-machine-learning-an-updated-systematic-review-of-their-role-in-obstetrics-and-midwifery?score_article=true#!/metrics>
26. Generative AI Models in Time-Varying Biomedical Data: Scoping Review, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.jmir.org/2025/1/e59792>
27. Hazard Susceptibility Mapping with Machine and Deep Learning: A Literature Review, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/18/3374>
28. (PDF) Predictive machine learning and geospatial modeling reveal PM10 hotspots and guide targeted air pollution interventions in Addis Ababa, Ethiopia - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/390214776_Predictive_machine_learning_and_geospatial_modeling_reveal_PM10_hotspots_and_guide_targeted_air_pollution_interventions_in_Addis_Ababa_Ethiopia>
29. Science & Technology Trends 2023-2043 - NATO, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.nato.int/nato_static_fl2014/assets/pdf/2023/3/pdf/stt23-vol2.pdf>
30. Full article: The new normal: The status quo of AI adoption in SMEs, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00472778.2024.2379999>
31. Eu4Dual Annual Conference 2025 Abstract Book, Zugriff am April 14, 2025, <https://eu4dual.education/wp-content/uploads/2025/04/EU4Dual-Annual-Conference2025_ABSTRACT-BOOKLET.pdf>
32. Systematic reviews of the literature: an introduction to current methods - Oxford Academic, Zugriff am April 14, 2025, <https://academic.oup.com/aje/article/194/2/536/7717511>
33. A Systematic Review of Synthetic Data Generation Techniques Using Generative AI - MDPI, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/17/3509>
34. (PDF) Digital Détente: The Weaponization of AI and LLMs in U.S.-China Geopolitics (2022–2025) - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/389944211_Digital_Detente_The_Weaponization_of_AI_and_LLMs_in_US-China_Geopolitics_2022-2025>
35. Leveraging AI via Speech-to-Text and LLM integration for improved healthcare decision-making in pri- mary care - POLITesi, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.politesi.polimi.it/retrieve/e86637d3-88c1-4def-8a4e-ec729b95a0a8/2024_04_Pellecchia_Tesi_01.pdf>
36. Bridging the gap: a practical step-by-step approach to warrant safe implementation of large language models in healthcare - Frontiers, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.frontiersin.org/journals/artificial-intelligence/articles/10.3389/frai.2025.1504805/full>
37. ANNUAL REPORT, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.uv.uio.no/cemo/om/arsrapporter/cemo-annual-report-2023-final-version.pdf>
38. Tim Hagen Fütterer - Universität Tübingen, Zugriff am April 14, 2025, <https://uni-tuebingen.de/securedl/sdl-eyJ0eXAiOiJKV1QiLCJhbGciOiJIUzI1NiJ9.eyJpYXQiOjE3NDQ0ODk4MzIsImV4cCI6MTc0NDU3OTgzMiwidXNlciI6MCwiZ3JvdXBzIjpbMCwtMV0sImZpbGUiOiJmaWxlYWRtaW4vVW5pX1R1ZWJpbmdlbi9GYWt1bHRhZXRlbi9XaVNvL0hlY3RvckVtcEJpbGR1bmcvUGVyc29uYWwvRnVldHRlcmVyX1RpbS9Eb2t1bWVudGUvQ1ZfVGltX0Z1ZXR0ZXJlcl9lbmdfaG9tZXBhZ2UucGRmIiwicGFnZSI6MTIyNDUzfQ.zp6ESlDb-hcA9P8WQCiv3unq2ysvr3iGQt48J4fqDD0/CV_Tim_Fuetterer_eng_homepage.pdf>
39. Best AI for Students Research️ | Perplexity, PaperGuide, Scite, Elicit - Ai • For • Business, Zugriff am April 14, 2025, <https://aiforbusiness.courses/ai-tools-for-students-and-research/>
40. Institutional Governance System Handbook - Southern West Virginia Community and Technical College, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.southernwv.edu/wp-content/uploads/2023-2025-Institutional-Governance-Handbook_REVISED_11_5_2024.pdf>
41. Introduction to the special issue: challenges and opportunities in the fight against neglected tropical diseases: a decade from the London Declaration on NTDs - Journals, Zugriff am April 14, 2025, <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rstb.2022.0272>
42. Reasoning Beyond Limits: Advances and Open Problems for LLMs - arXiv, Zugriff am April 14, 2025, <https://arxiv.org/html/2503.22732v1>
43. Reasoning Beyond Limits: Advances and Open Problems for LLMs - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/390354644_Reasoning_Beyond_Limits_Advances_and_Open_Problems_for_LLMs>
44. Future of AI Research - AAAI, Zugriff am April 14, 2025, <https://aaai.org/wp-content/uploads/2025/03/AAAI-2025-PresPanel-Report-FINAL.pdf>
45. Yao Qiang - Homepage, Zugriff am April 14, 2025, <https://qiangyao1988.github.io/>
46. How Metacognitive Architectures Remember Their Own Thoughts: A Systematic Review - arXiv, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.arxiv.org/pdf/2503.13467>
47. Exploring the effects of artificial intelligence on student and academic well-being in higher education: a mini-review - Frontiers, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2025.1498132/full>
48. The Effect of Artificial Intelligence (AI) on Students' Learning - ResearchGate, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/385329890_The_Effect_of_Artificial_Intelligence_AI_on_Students'_Learning>
49. AI Law Librarians, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.ailawlibrarians.com/>
50. AI-Driven Models for Diagnosing and Predicting Outcomes in Lung Cancer: A Systematic Review and Meta-Analysis - MDPI, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.mdpi.com/2072-6694/16/3/674>
51. Artificial Intelligence as a Disruptive Technology—A Systematic Literature Review - MDPI, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.mdpi.com/2079-9292/12/5/1102>
52. Developing Responsible Generative Artificial Intelligence Research Report and Consensus - World Internet Conference, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.wicinternet.org/pdf/DevelopingResponsibleGenerativeArtificialIntelligenceResearchReportandConsensus.pdf>
53. Mapping the Knowledge Base on Sustainable AI: A Systematic Review, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.jriiejournal.com/wp-content/uploads/2025/04/JRIIE-9-2-011.pdf>
54. 2025 Watch List: Artificial Intelligence in Health Care - Canada's Drug Agency, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.cda-amc.ca/sites/default/files/Tech%20Trends/2025/ER0015%3D2025_Watch_List.pdf>
55. Artificial Intelligence and Evaluation: Emerging Technologies and Their Implications for Evaluation - OAPEN Library, Zugriff am April 14, 2025, <https://library.oapen.org/bitstream/handle/20.500.12657/94001/1/9781040128510.pdf>
56. Is AI Changing the Rules of Academic Misconduct? An In-depth Look at Students' Perceptions of 'AI-giarism' | Connected Papers, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.connectedpapers.com/main/df8fdf35488f2dea6f8bd105fd772831505bf5d7/Is-AI-Changing-the-Rules-of-Academic-Misconduct%3F-An-In%20depth-Look-at-Students'-Perceptions-of-'AI%20giarism'/graph>
57. Find and explore academic papers - Connected Papers, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.connectedpapers.com/main/cc6c0e6dda4f7f1cbef98fe73f618ce4f6163d51>
58. Find and explore academic papers, Zugriff am April 14, 2025, <https://www.connectedpapers.com/main/047d7007142ffae7a301311da5ca07b5fe4b7915>