

Andreas Kuebart

KI-Atlas Deutschland

Eine räumliche Analyse von Forschung,
Ökonomie und Souveränität



Kuebart, Andreas (2026).
KI-Atlas Deutschland. Eine räumliche Analyse von
Forschung, Ökonomie und Souveränität.
Forschungsbericht. IRS Dialog 1/2026.
Leibniz-Institut für Raumbezogene Sozialforschung, Erkner.

Die Entstehung dieser Veröffentlichung wurde durch die tatkräftige Unterstützung zahlreicher Kolleginnen und Kollegen ermöglicht. Mein besonderer Dank gilt meinen Mitarbeiterinnen Anna Stryga und Anna Dotsenko für ihren engagierten Einsatz. Zudem danke ich den Kolleginnen und Kollegen aus dem Step Up Startups-Konsortium für die Zusammenarbeit sowie Felix Müller und Claudia Roth für ihre wertvollen Impulse, die maßgeblich zur Weiterentwicklung der Publikation beigetragen haben.

Erkner, September 2026

IRS Dialog Forschungsberichte dienen der Verbreitung von Forschungsergebnissen – in Wissenschaft und Praxis – aus laufenden oder abgeschlossenen Forschungsarbeiten. Im Zentrum steht dabei die Information der Öffentlichkeit, forschungsfinanzierender Institutionen, der Medien und fachnaher gesellschaftlicher Einrichtungen. Die Veröffentlichung von Ergebnissen in Forschungsberichten steht der Publikation an anderen Orten und in anderen Formen nicht entgegen.

Deutschlands KI-Ökosystem birgt enorme Potenziale, ist jedoch von scharfen strukturellen und räumlichen Brüchen durchzogen. Der vorliegende KI-Atlas Deutschland kartiert den KI-Sektor von der Grundlagenforschung bis hin zur kommerziellen Anwendung und identifiziert fünf zentrale Handlungsfelder:

- **Technologische Souveränität als europäische Schicksalsfrage:** Die Abhängigkeit bei „künstlicher Intelligenz“ erstreckt sich über nahezu die gesamte Wertschöpfungskette – von der US-dominierten Cloud-Infrastruktur über fehlende europäische Basismodelle an der absoluten Leistungsspitze bis hin zum Mangel an heimischem Wachstumskapital. Da erfolgreiche deutsche KI-Startups in der Skalierungsphase häufig auf ausländisches Geld angewiesen sind und schlussendlich oft von US-Tech-Konzernen übernommen werden, droht ein schleichender Abfluss von geistigem Eigentum. Dies ist kein exklusiv deutsches, sondern ein gesamteuropäisches Strukturproblem, das gemeinsame Kapital- und Infrastrukturantworten erfordert. Allerdings weisen europäische Partnerländer partiell größere Stärken in einzelnen Feldern auf, etwa Frankreich bei Frontier-Modellen oder das Vereinigte Königreich im Bereich Finanzierung.
- **Das Wissenschafts-Paradoxon:** Deutsche Universitäten und Forschungseinrichtungen gehören beim wissenschaftlichen Output zur Weltspitze, auch im Bereich künstliche Intelligenz. Dieser Wissensvorsprung wird jedoch bei Weitem nicht proportional in wirtschaftliche Dynamik übersetzt. Mit Ausnahme weniger exzellenter Leuchttürme (wie der TU München) bleibt etwa das Potenzial für direkte akademische Ausgründungen (Spin-offs) weitgehend ungenutzt. Deutschland agiert zu oft als reiner Wissens-Exporteur, so dass die Erkenntnisse andernorts kommerzialisiert werden. Während ein vollständig regionales Innovationssystem in einem hochgradig internationalen Feld wie der KI illusorisch und auch nicht erstrebenswert wäre, muss mehr getan werden, um Abwanderung von Wissen und vor allem Talenten entgegenzuwirken.
- **Eine Geographie der Superstar-Cluster:** Die KI-Ökonomie folgt einer extremen Agglomerationslogik. Berlin und München bündeln allein mehr als die Hälfte aller Startups und das absolute Gros des Wagniskapitals auf sich. Diese massive räumliche Konzentration der Wertschöpfung birgt ein Kohäsionsrisiko: Weite Teile der Fläche sowie traditionelle Industriezentren (wie etwa das Rhein-Ruhr-Gebiet oder Stuttgart) bleiben von der unmittelbaren KI-Wertschöpfung entkoppelt.
- **Die Mittelstands-Lücke:** Bei der unternehmerischen KI-Adoption zeigt sich eine digitale Kluft. Während Großkonzerne KI-Technologien bereits in der Breite implementieren, sind mittelständische Unternehmen oft langsamer in der Implementierung. Angesichts der angespannten Wirtschaftslage und des massiven Fachkräftemangels ist der Mittelstand derzeit besonders vulnerabel. KI-Tools können hier als Hebel für zukünftige Wertschöpfung dienen. Wird diese Adoptionslücke nicht zügig geschlossen, droht dem Rückgrat der deutschen Wirtschaft ein gravierender Wettbewerbsnachteil.
- **Smarte Adoption und technologische Mündigkeit:** Ein unreflektierter KI-Einsatz nach dem Gießkannenprinzip ist nicht zielführend. Wie die Nutzungsdaten zeigen, liegt das größte Potenzial für Deutschland in der gezielten Spezialisierung auf etablierte Stärken – etwa in der Robotik, dem Transportwesen und insbesondere der B2B-Prozessoptimierung durch KI-Agenten. Ein „smarter“ Einsatz erfordert eine kritische Abwägung der technologischen Begleiterscheinungen: Die wachsende Monopolmacht einiger weniger US-Konzerne verschärft nicht nur Abhängigkeiten, sondern manifestiert auch ungelöste Probleme wie den algorithmischen Bias oder das Risiko eines schleichenden Kompetenzverlusts („Deskilling“) bei den Anwendern. Eine erfolgreiche Transformation erfordert daher neben der reinen Technologieintegration ein hohes Maß an technologischer Mündigkeit.



Inhalt

Das Wichtigste in Kürze	3
Einleitung	5
1 Souveränität, Anwendung & Infrastruktur.....	7
1.1 Anwendung & funktionale Spezialisierung.....	8
1.2 Foundation Models & technologische Souveränität	11
1.3 Physische Infrastruktur & Cloud-Kapazitäten	15
2 Die Wissenschaftsbasis: Exzellenz & Transfer.....	19
2.1 KI Forschungsdynamik: Deutschland im Vergleich.....	20
2.2 Die deutsche Forschungslandschaft.....	22
2.3 Akademische KI Spin-offs.....	24
3 Der KI-Motor: Startups & Kapital	25
3.1 Gründungsdynamik & räumliche Konzentration	26
3.2 Kapitalströme & Eigentum.....	29
Zusammenfassung	33
Methodik	36
Glossar	38
Literatur	39

Künstliche Intelligenz ist die transformative Technologie dieses Jahrzehnts. Die Debatte um KI-Adoption wird von Superlativen getrieben, häufig ist von KI als einer „General Purpose Technology“ („GPT“) oder Mehrzwecktechnologie die Rede, dabei wird KI mit Technologien wie der Nutzung elektrischen Stroms verglichen (Ding 2024). Insbesondere werden Produktivitätssteigerungen auf Firmenebene beschrieben (Calvino et al. 2025). Auf der anderen Seite bleiben die makro-ökonomisch messbaren Effekte hinter den hohen Erwartungen zurück (Acemoglu 2026).

Dabei wird Künstliche Intelligenz in diesem Bericht im Einklang mit der international etablierten OECD-Definition (OECD 2025) operationalisiert: als ein maschinenbasiertes System, das für explizite oder implizite Ziele Ergebnisse wie Vorhersagen, Empfehlungen oder Entscheidungen aus dem erhaltenen Input generieren kann, die physische oder virtuelle Umgebungen beeinflussen. Praktisch umfasst dies ein weites Spektrum von einfachen Machine-Learning-Anwendungen bis hin zu hochkomplexen Großmodellen an der technologischen Leistungsgrenze.

In der Debatte um Deutschlands Position im globalen KI-Wettbewerb dominieren oft aggregierte, nationale Durchschnittswerte. Diese Makroperspektive greift zu kurz, denn sie verdeckt die tatsächliche Dynamik: Die deutsche KI-Ökonomie ist von extremen räumlichen, finanziellen und strukturellen Brüchen geprägt. Um gezielte wirtschafts- und regionalpolitische Maßnahmen entwickeln zu können, reicht ein pauschaler Ländervergleich nicht aus – es bedarf einer detaillierten Kartierung.

Genau hier setzt der KI-Atlas Deutschland an. Aus der Perspektive der Wirtschaftsgeographie blickt dieser Bericht hinter die Kulissen des Hypes. Er kartiert die deutsche KI-Landschaft entlang ihrer Wertschöpfungskette: von der Infrastruktur über die Grundlagenforschung hin zur ökonomischen Wertschöpfung im Startup-Ökosystem und in etablierten Unternehmen. Dabei wird deutlich, dass sich Innovationskraft zunehmend in wenigen urbanen „Superstar-Clustern“ konzentriert, während andere Regionen kaum partizipieren. Gleichzeitig offenbaren sich kritische Abhängigkeiten bei Wachstumskapital und technologischer Souveränität.

Langfristig wird KIs zunehmend ein erhebliches transformatives Potenzial zugeschrieben. Obwohl die transformative Tragweite noch unklar ist, stellt ihre raumwirksame Dynamik das bundesdeutsche Erfolgsmodell des dezentralen Wohlstands vor eine historische Herausforderung, da die KI-Ökonomie bislang einer inhärenten Logik der Zentralisierung folgt. Wenn die Wertschöpfung, das Wachstumskapital und die technologische Gestaltungsmacht sich fast ausschließlich in wenigen metropoliten Räumen konzentrieren, droht eine neue räumliche Polarisierung. Die politische Herausforderung der kommenden Jahre besteht daher nicht nur darin, KI-Technologien technologisch zu meistern, sondern die räumlichen Effekte der Nutzung zu steuern.

Die schiere Geschwindigkeit der technologischen Entwicklung stellt die wissenschaftliche Analyse jedoch vor eine methodische Herausforderung: Klassische Strukturdaten hinken der Dynamik oft um Jahre hinterher. Während physische Infrastrukturen wie Rechenzentren langwierige, raumwirksame Planungszyklen erfordern, verändern sich Softwarefähigkeiten und Marktanteile innerhalb von Wochen.

Um diese zeitliche Diskrepanz zu überbrücken und ein präzises Bild zu zeichnen, synthetisiert der Atlas daher traditionelle und neuartige datengetriebene Ansätze. Er verknüpft amtliche Statistiken zur Unternehmensnutzung sowie Daten zu Infrastrukturen mit unternehmerischen Transaktionsdaten. Ergänzt wird dies durch technometrische Indizes zu globalen KI-Modellen (Epoch AI, OECD.AI) und neuartige Einblicke in die funktionale Aufgabenspezialisierung durch API-Nutzungsdaten (Anthropic Economic Index). Durch die Projektion dieser Daten auf Stadtregionen in Deutschland entsteht ein präzises, raumbezogenes Gesamtbild.

Im Sinne wissenschaftlicher Transparenz – und als Ausdruck einer angewandten KI-Praxis – sei an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass bei der Erstellung dieses Atlas selbst Künstliche Intelligenz als integrales Werkzeug zum Einsatz kam. Spezialisierte KI-Agenten unterstützten die Programmierung der Analyse-Skripte und die grafische Verfeinerung der Visualisierungen, während Large Language Models (LLMs) als dialogische Assistenten zur konzeptionellen Schärfung und redaktionellen Überarbeitung der Texte herangezogen wurden.

Dieser Atlas versteht sich als evidenzbasierter Kompass für Politik, Journalismus und Wissenschaft. Er soll dabei helfen, die Entwicklung und Integration von KI in Deutschland strategisch, souverän und räumlich ausgewogen zu gestalten.

- **Die digitale Kluft:** Während Großunternehmen KI bereits standardmäßig nutzen, hinkt der Kern des Mittelstands drastisch hinterher.
- **Modell-Souveränität:** Die technologische Spitze wird von US- und chinesischen Anbietern dominiert – doch offene Modelle („Open Weights“) bieten eine Aufholchance für Europa.
- **Das physische Nadelöhr:** Während der Bestand an Rechenzentren extrem auf die Rhein-Main Region konzentriert ist, erzwingen Netzengpässe eine geografische Verlagerung. Geplante Großanlagen mit 200 Megawatt Kapazität und mehr entstehen nun in Peripherien.

1.1 Anwendung & funktionale Spezialisierung

Die Deutsche KI-Nutzung liegt über dem EU-Schnitt, aber es besteht eine Kluft zwischen Großunternehmen und Mittelstand

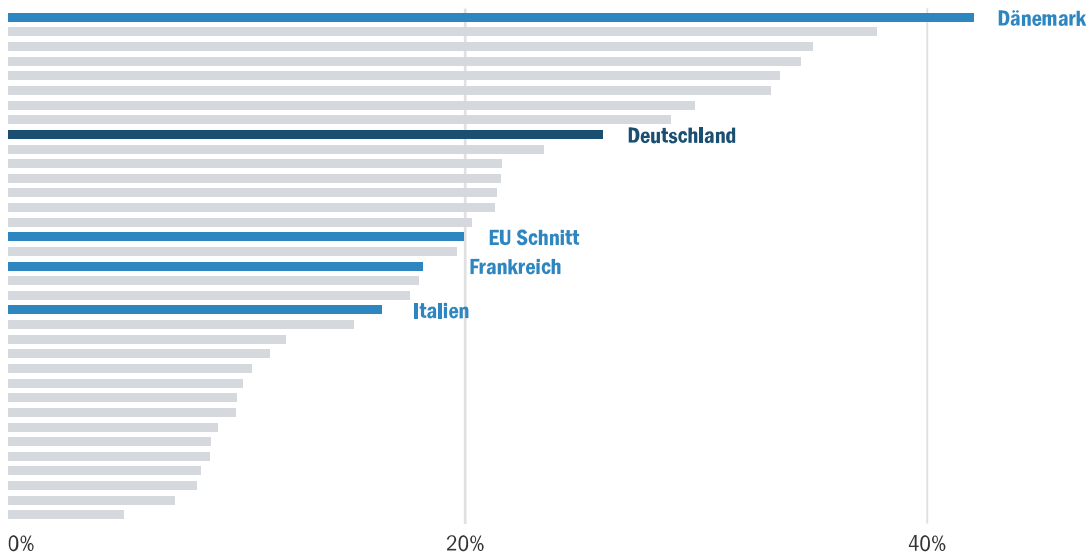


Abbildung 1: KI-Anwendung in Unternehmen im EU-Vergleich

Anteil der Unternehmen (10+ Beschäftigte), die in 2025 mindestens eine KI-Technologie einsetzen

Daten: Eurostat [isoc_eb_ai], IRS Analyse.

Die Transformation Deutschlands zur KI-Ökonomie vollzieht sich in einem Spannungsfeld zwischen exzellenter Grundlagenforschung und einer ungleichen praktischen Verbreitung. Im EU-Vergleich liegen deutsche Unternehmen insgesamt im oberen Drittel bei der Adoption von KI-Technologien. Während allerdings im EU-Spitzenreiter Dänemark bereits über 40% aller Unternehmen mindestens eine KI-Technologie anwenden, sind es in Deutschland lediglich 23%. Damit hat die Technologie zwar die reine Experimentierphase verlassen, doch der Blick in die Breite der Wirtschaft offenbart eine tiefe digitale Kluft. Während Großunternehmen KI-Technologien bereits standardmäßig implementieren und als Produktivitätshebel nutzen, hinkt der Kern des deutschen Mittelstands drastisch hinterher.

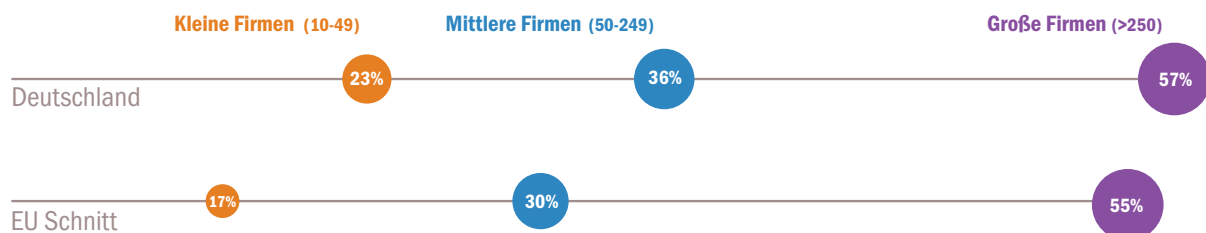


Abbildung 2: KI-Anwendung nach Unternehmensgröße in Deutschland und der EU

Anteil der Unternehmen, die in 2025 mindestens eine KI-Technologie einsetzen nach Unternehmensgrößenklassen

Daten: Eurostat [isoc_eb_ai], IRS Analyse.

Nur knapp ein Viertel der kleinen und mittleren Unternehmen (KMU) nutzt die Potenziale der Automatisierung und datengetriebenen Entscheidungsfindung. Angesichts der anhaltenden wirtschaftlichen Transformationskrise, steigender Bürokratielasten und des massiven Fachkräftemangels ist dieser Rückstand brisant: Gerade der Mittelstand bräuchte KI dringend als Effizienzhebel. Wenn dieser Transfer in die Fläche misslingt, droht die Adoptionslücke zu einer dauerhaften Wachstumsbremse für die internationale Wettbewerbsfähigkeit des gesamten deutschen Wirtschaftsstandorts zu werden.

1.1 Anwendung & funktionale Spezialisierung

Die KI-Nutzung in Deutschland erfolgt vor allem in den Bereichen IT und Bildung

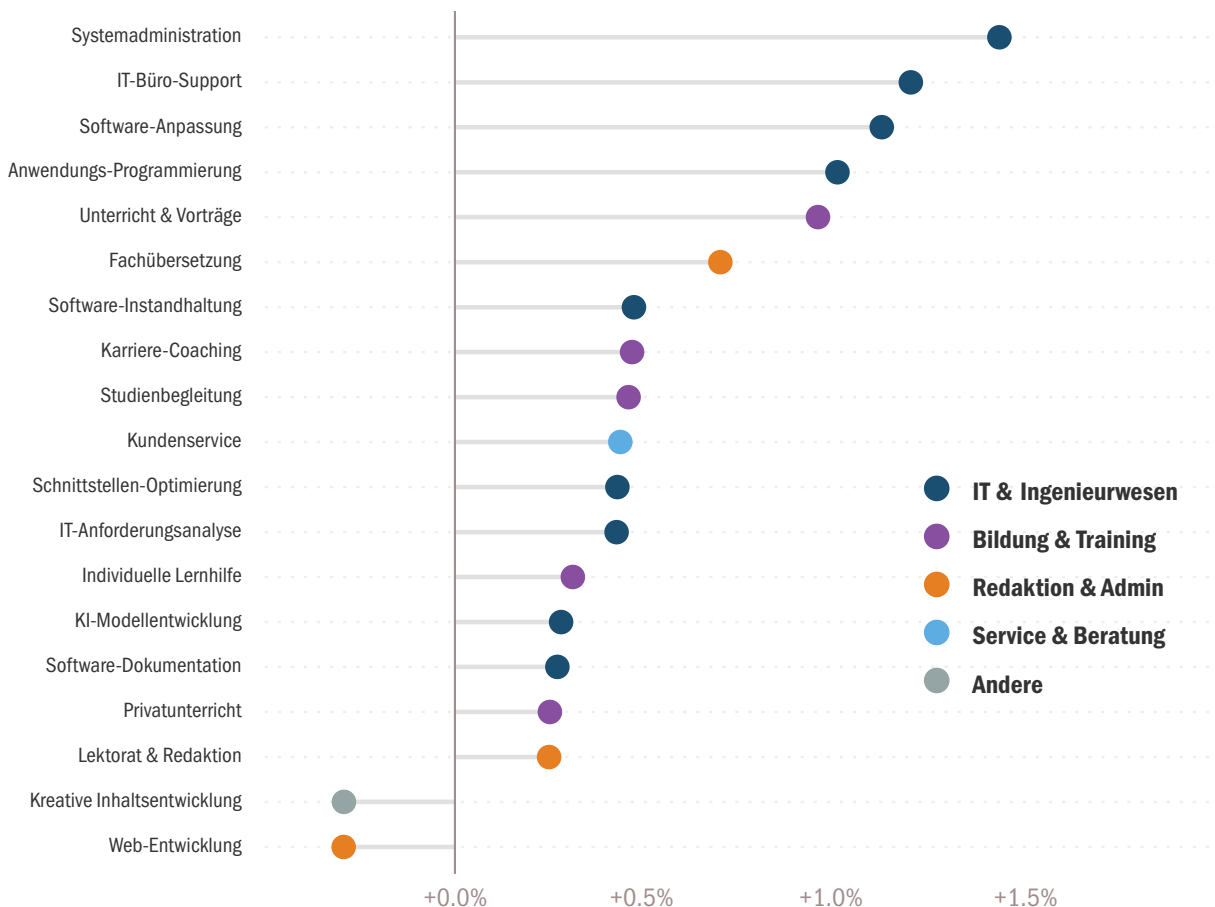


Abbildung 3: Die gängigsten Aufgaben für KI Nutzung in Deutschland im Vergleich zum internationalen Schnitt

Daten: Anthropic Economic Index based on O*NET Tasks, IRS Analyse.

Ein Blick auf die konkrete Anwendungspraxis vertieft diese strukturelle Analyse. Zwar rangiert Deutschland bei der Nutzung fortgeschrittener Modelle (hier am Beispiel des Anthropic-Nutzungsindex) weltweit unter den Top 30, doch das Nutzungsprofil spiegelt noch nicht die Struktur der deutschen Wirtschaft wider. Es dominiert eine markante Spezialisierung auf IT-Dienstleistungen, während im internationalen Durchschnitt kreative und redaktionelle Aufgaben dominieren.

Aufgaben wie Systemdiagnose, Software-Anpassung, Systemadministration und anspruchsvolle Anwendungs-Programmierung weisen eine überdurchschnittlich hohe KI-Nutzungsintensität auf. Dies kennzeichnet die aktuelle Phase der KI-Adoption: KI fungiert primär als Werkzeug für technische „Early Adopters“ zur Effizienzsteigerung in komplexen IT-Infrastrukturen und weniger als breites Tool für kreative oder rein administrative Prozesse. Diese Spezialisierung birgt jedoch das Risiko, dass Effizienzpotenziale in der Breite des Dienstleistungs- und Kreativsektors ungenutzt bleiben.

1.1 Anwendung & funktionale Spezialisierung

Die Herausforderung der KI Adoption

Die hohe funktionale Konzentration auf anspruchsvolle kognitive Aufgaben im IT- und Wissensbereich wirft fundamentale Fragen für die Zukunft der Arbeit auf. Wenn KI-Systeme zunehmend komplexe Programmierungen, Systemanalysen und sogar Lehrtätigkeiten unterstützen oder teilautonom übernehmen, verändert sich die Rolle der menschlichen Expert*innen grundlegend. Statt selbst zu produzieren, überwachen und kuratieren Menschen zunehmend maschinelle Ergebnisse. Diese Entwicklung verspricht zwar Produktivitätssteigerungen und eine Entlastung von Routineaufgaben, birgt jedoch tiefgreifende organisatorische und kognitive Risiken. Die unkritische Einbettung von KI-Systemen in den Arbeitsalltag darf nicht als reiner Produktivitätsbooster verstanden werden. Sie erfordert eine bewusste arbeitsorganisatorische Gestaltung, die technologische Souveränität nicht nur auf nationaler Ebene, sondern auch auf der Ebene der einzelnen Arbeitnehmer*innen sichert.

Exkurs: Kognitives Offloading und das Risiko des „De-Skilling“

Ein oft übersehener Aspekt dieser Transformation ist die Auswirkung intensiver KI-Nutzung auf die Fähigkeiten der Anwender*innen. In der Wissensarbeit führt die ständige Verfügbarkeit mächtiger Werkzeuge zu einem Phänomen, das als „Cognitive Offloading“ bezeichnet wird – das Auslagern komplexer Denkprozesse an externe Systeme. Dies birgt das Risiko des „Falling asleep at the wheel“ (Dell’Acqua 2022): Nutzer*innen verlassen sich so blind auf die scheinbar fehlerfreien Vorschläge der KI, dass ihre eigene Aufmerksamkeit und Kontrollfähigkeit erlahmen.

Langfristig droht hier ein doppelter Kompetenzverlust. Die Forschung (Oetli et al. 2026) unterscheidet dabei zwischen dem Verlust bereits mühsam erworbener Fähigkeiten („De-skilling“) und dem fataleren „Never-skilling“ – dem Phänomen, dass Berufseinsteiger fundamentale Problemlösungskompetenzen gar nicht erst erlernen, weil die KI den Prozess von Anfang an abkürzt. Der Einsatz von KI am Arbeitsplatz erfordert daher eine feine Balance: Sie darf die kognitive Belastung reduzieren, darf aber die kognitive Herausforderung, die für den Erhalt menschlicher Expertise zwingend notwendig ist, nicht gänzlich eliminieren.

Die Bewältigung dieser Risiken der KI-Adoption muss deshalb als kollektive Gestaltungsaufgabe innerhalb der Organisationen begriffen werden. Eine erfolgreiche, souveräne KI-Adoption verlangt nach einer Neuausrichtung betrieblicher Weiterbildungskonzepte im Sinne des lebenslangen Lernens. Hierbei kommt der betrieblichen Mitbestimmung eine Schlüsselrolle zu: Sozialpartner und Betriebsräte müssen den Einführungsprozess gemeinsam gestalten, um sicherzustellen, dass KI-Tools komplementär zur menschlichen Expertise eingesetzt werden – als Assistenzsysteme, die Kompetenzen erweitern, anstatt sie schleichend zu ersetzen.

1.2 Foundation Models & technologische Souveränität

Im globalen Leistungsvergleich sind europäische KI-Modelle nicht an der Spitze

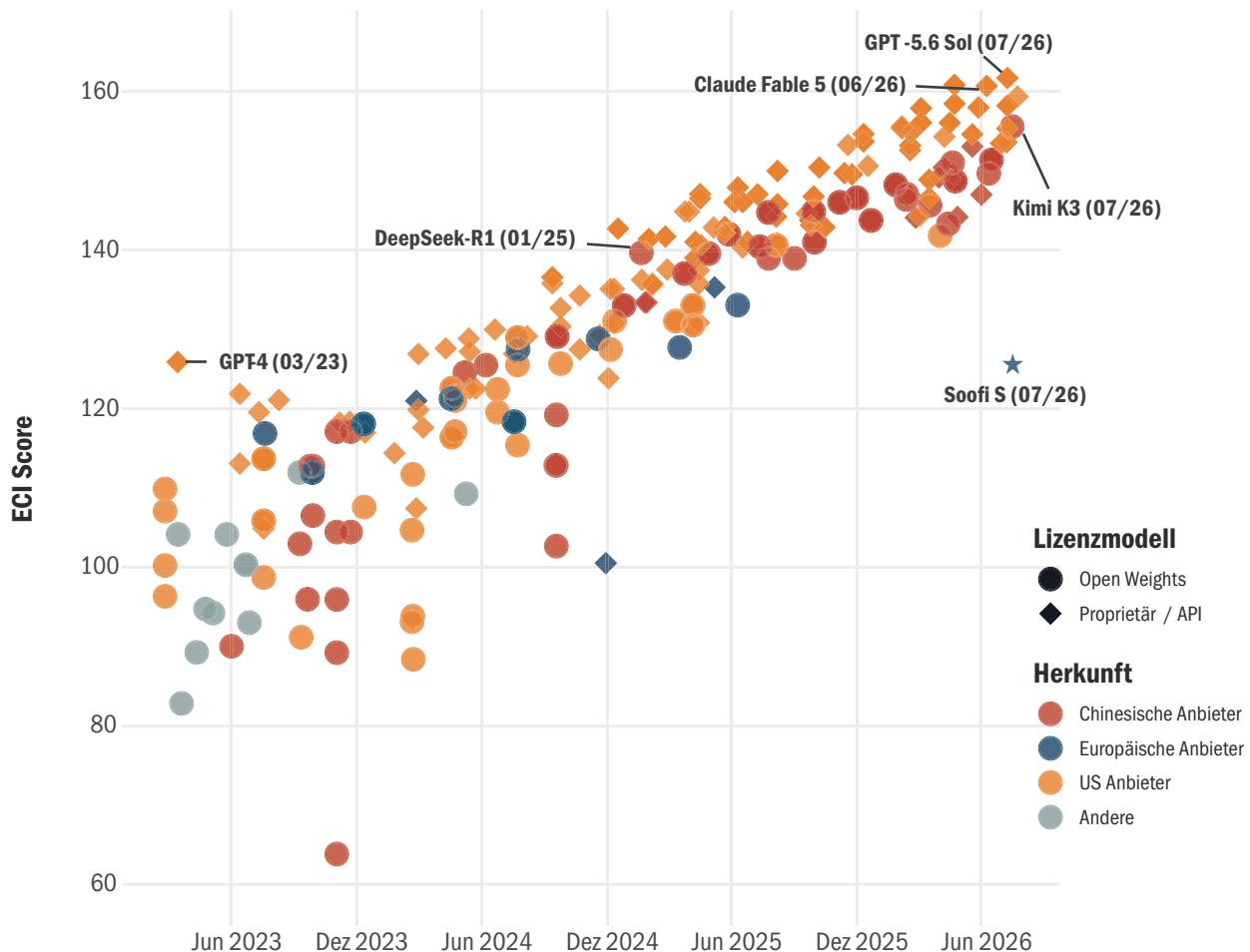


Abbildung 4: Entwicklung der Modell-Leistungsfähigkeit (ECI Score) nach Herkunft und Zugangsmodell (2023–2026). Die Einordnung des Soofi S Modells ist eine Schätzung.

Daten: Epoch Capabilities Index (ECI), IRS Analyse.

Der Blick auf die globale technologische „Frontier“ verdeutlicht, dass die absolute Spitze der Modell-Leistungsfähigkeit (gemessen im ECI Score) fast ausschließlich von US-amerikanischen und chinesischen Anbietern definiert wird. Europa findet sich hier – mit Ausnahme einzelner Leuchttürme wie Mistral aus Frankreich – meist in der Rolle des reinen Anwenders wieder. Proprietäre Flaggschiffe wie GPT-5.6 Sol oder Claude Fable 5 eilen der Konkurrenz voraus, während Open Weights Modelle aus China wie jüngst Kimi K3 die enorme Dynamik im asiatischen Raum demonstrieren.

Eine entscheidende Wende markiert jedoch der Erfolg offener Systeme. Die Aufholjagd von „Open-Weights“-Modellen, angeführt durch bahnbrechende Veröffentlichungen wie DeepSeek-R1, hat die qualitativen Unterschiede zu proprietären Systemen drastisch verringert. Diese Entwicklung bietet Deutschland eine historische Chance, die durch heimische Konsortialprojekte wie das Modell Soofi S greifbar wird. Die Abhängigkeit von intransparenten außereuropäischen Plattformen kann durch das Hosten und Weiterentwickeln offener Modelle im eigenen Rechtsraum gemildert werden. Offene Modelle demokratisieren den Zugang zur Spitzen-KI und bilden die technologische Brücke, um digitale Souveränität zu sichern – selbst wenn europäische Modelle im absoluten Leistungsvergleich (noch) nicht an der Spitze stehen.

1.2 Foundation Models & technologische Souveränität

Open-Source-Modelle holen schnell auf

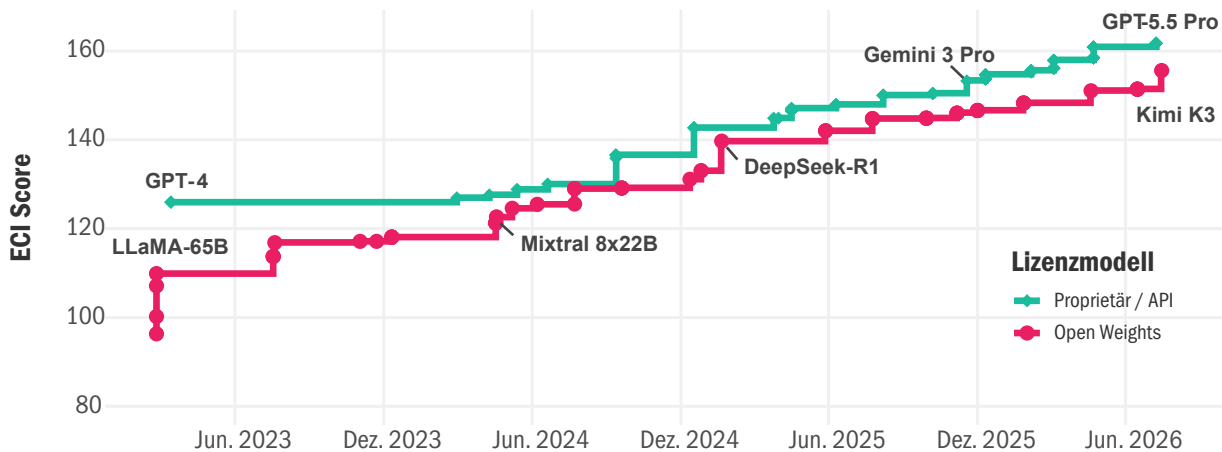


Abbildung 5: Abstand der Leistungsfähigkeit von Proprietären und Open Weight Modellen im Zeitverlauf.

Daten: Epoch Capabilities Index (ECI), IRS Analyse.

Der direkte Vergleich der technologischen Grenzkosten im zeitlichen Verlauf (Abbildung 5) offenbart ein hoch-effizientes Aufholphänomen. Während geschlossene Modelle (türkis) von GPT-4 (2023) über o1 bis hin zu GPT-5.6 Sol (2026) kontinuierlich neue Meilensteine setzen, folgen offene Alternativen (pink) in einem dichten, parallelen Korridor. Ein offenes Modell wie LLaMA-65B lag 2023 noch deutlich zurück; neuere offene Iterationen schließen jedoch binnen weniger Monate zu ehemaligen Flaggschiffen von OpenAI und Anthropic auf. Selbst hochkomplexe logische Argumentationsketten werden zeitnah von der Open-Weights-Gemeinschaft reproduziert. Für die europäische Souveränitätsdebatte bedeutet dies: Die eigentliche Wertschöpfung liegt nicht im prohibitiv teuren Erst-Training, sondern in der nachgelagerten Veredelung dieser performanten, offenen Basis-Modelle für spezifische industrielle Nischen.

Exkurs: Die Stufen der „offenen“ KI

In der Debatte wird der Begriff „Open Source“ bei KI-Modellen häufig unpräzise verwendet. Es lassen sich im Kern drei Stufen der Offenheit unterscheiden:

- 1. Echtes Open Source AI (OSAID-Standard):** Vollständige Transparenz. Sowohl der Code, die Modellgewichte als auch die exakten Trainingsdaten (oder deren detaillierte Zusammensetzung) sind unter einer freien Lizenz zugänglich (z. B. das wissenschaftliche Modell OLMo oder das Soofi S Modell).
- 2. Open Weights:** Die trainierten Parameter (Gewichte) sind zur lokalen Ausführung frei zugänglich, der Quellcode bleibt jedoch geheim. Während US-Akteure (LLaMA) und das französische Flaggschiff Mistral AI diese Kategorie im Westen prägen, dominieren zunehmend chinesische Anbieter wie DeepSeek oder Moonshot (Kimi) das Feld. Sie nutzen offene Lizenzen zum Ausbau globaler Marktanteile, was angesichts geschlossener Trainingsdaten geopolitische und datenschutzrechtliche Fragen aufwirft.
- 3. Closed Source / API-Only:** Das Modell ist eine reine Blackbox (z. B. GPT-5.6 Sol, Claude Fable). Nutzer sind vollständig von den Servern, Schnittstellen und der Preispolitik der US-Anbieter abhängig.

1.2 Foundation Models & technologische Souveränität

Anbieter aus den USA dominieren den deutschen Markt für KI-Chatbots

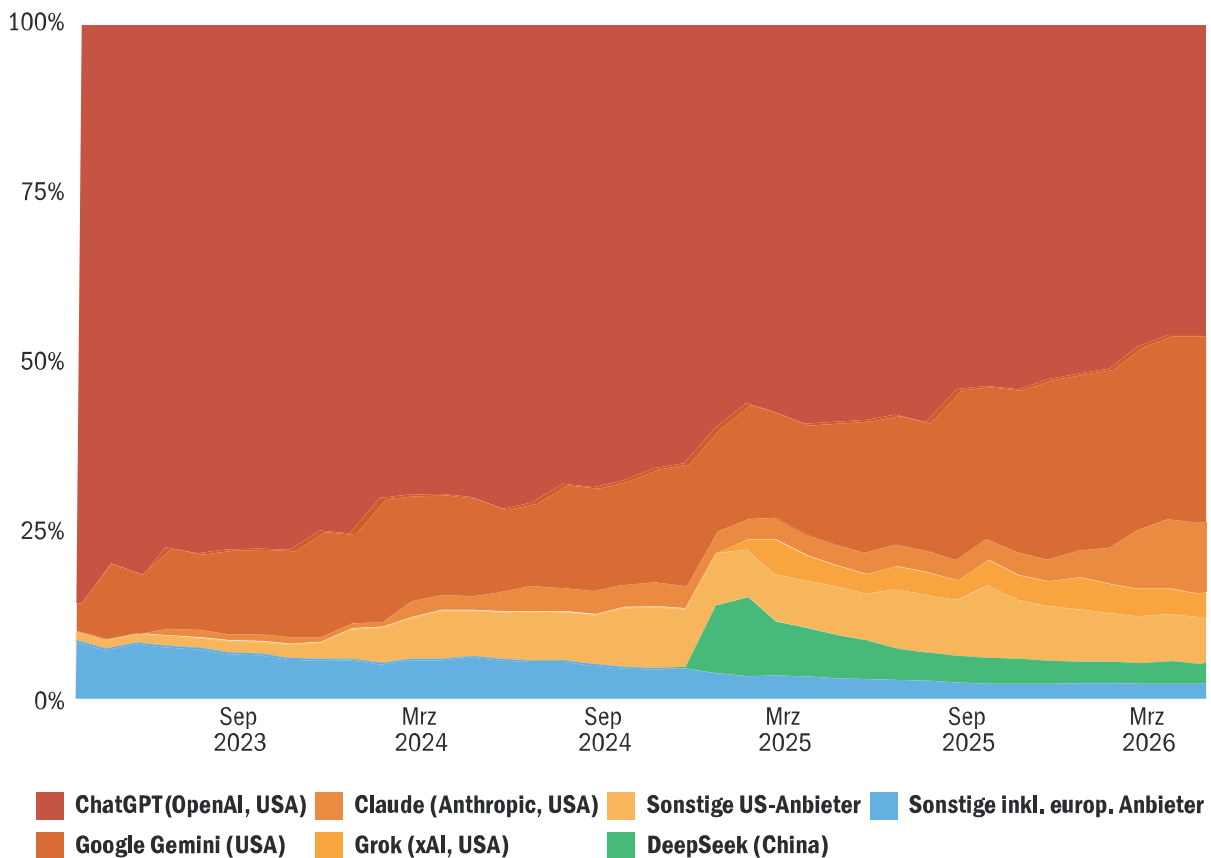


Abbildung 6: Entwicklung des Markts für AI Chatbots in Deutschland nach individuellen Einzelnutzern pro Monat

Daten: Sensortower

Diese Dominanz an der technologischen Weltspitze schlägt sich unmittelbar in den realen Nutzungsmustern in Deutschland nieder. Die Auswertung der aktiven Nutzerschaft von KI-Chatbots (Abbildung 6) offenbart ein nahezu lückenloses US-amerikanisches Oligopol auf dem deutschen Markt. ChatGPT von OpenAI besetzt kontinuierlich die marktbeherrschende Stellung, flankiert von den Ökosystemen von Google (Gemini) und Anthropic (Claude). Europäische Alternativen führen in diesem hochkompetitiven Umfeld ein extremes Nischendasein und erreichen auf der Endnutzerebene kaum statistische Sichtbarkeit.

Wie volatil dieser Markt dennoch ist, zeigt die plötzliche Disruption im Frühjahr 2025: Binnen kürzester Zeit eroberte der offene chinesische Anbieter DeepSeek signifikante Marktanteile im deutschen Alltag. Dies beweist zweierlei: Erstens sind deutsche Anwender bereit, etablierte US-Anbieter sofort zu verlassen, wenn technologisch gleichwertige und kostengünstigere Alternativen auftauchen. Zweitens unterstreicht es die geopolitische Dringlichkeit einer europäischen Alternative – andernfalls droht das deutsche Ökosystem im Infrastruktur-Wettbewerb zwischen den beiden Polen USA und China aufgegeben zu werden.

1.2 Foundation Models & technologische Souveränität

Anzahl und Kompetenzbereich der veröffentlichten Modelle steigen

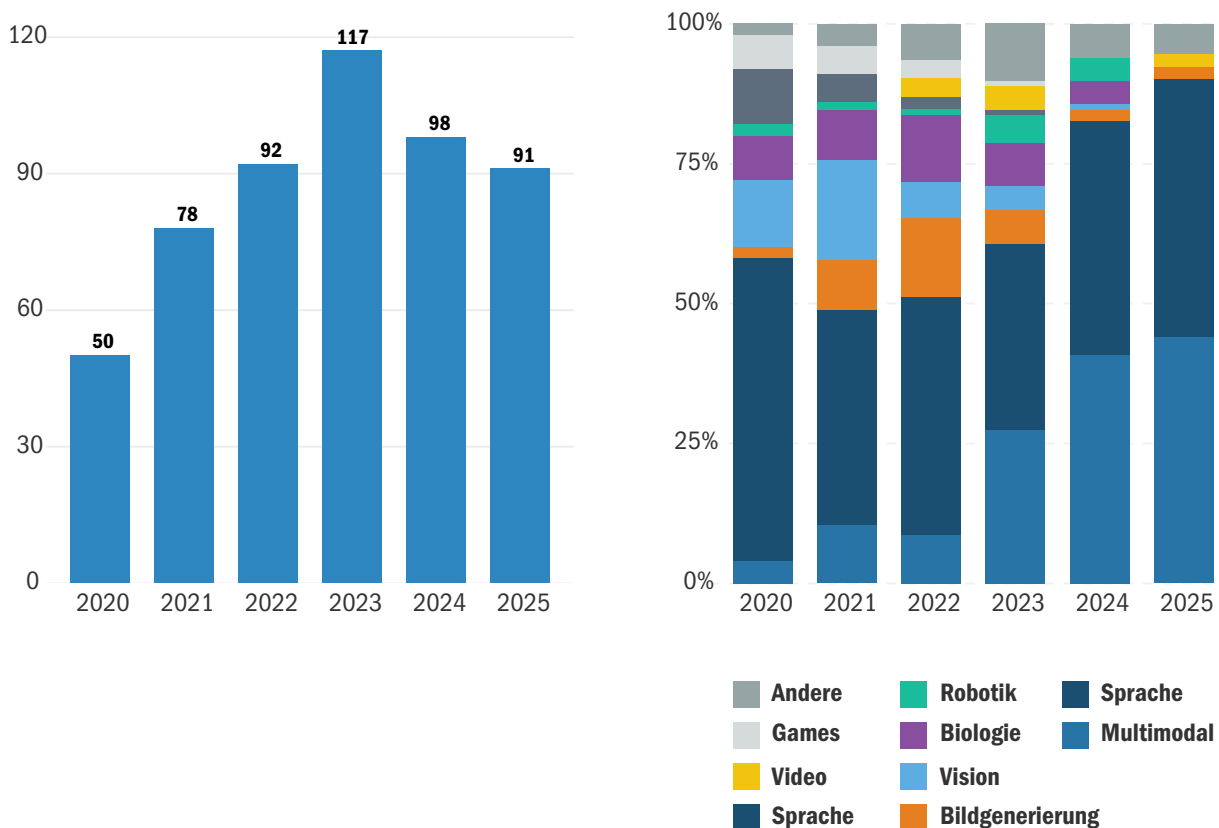


Abbildung 7: Entwicklung der Anzahl der weltweit veröffentlichten Modelle pro Jahr (links) und nach Typ (rechts)

Daten: Epoch AI notable models, IRS Analyse.

Gleichzeitig verändert sich die Natur der KI grundlegend. Während frühere Modelle oft auf Text oder Bild beschränkt waren, dominiert heute der Trend zur Multimodalität. Moderne Foundation Models verarbeiten Text, Bild, Audio und Video simultan und verstehen Zusammenhänge über Mediengrenzen hinweg. Dieser technologische Sprung ist für die deutsche Industrie von zentraler Bedeutung: Multimodale KI kann beispielsweise Sensordaten, technische Zeichnungen und Fehlerprotokolle in der Fertigung gleichzeitig analysieren und so komplexe Wartungsprozesse autonom steuern. Der massive Anstieg multimodaler Modelle seit 2023 spiegelt die Erwartung wider, dass KI künftig als universelle Schnittstelle zwischen Mensch und Maschine fungieren wird.

Doch Software allein reicht nicht aus – technologische Souveränität erfordert auch die Kontrolle über die Hardware. Die physische Basis der KI-Ökonomie bilden leistungsstarke Netzwerke und Rechenzentren, deren geografische Verteilung eine starke Pfadabhängigkeit aufweist. Die physische Datenkapazität hat sich rasant vervielfacht, doch die entsprechende Landkarte zeigt eine extreme Ballung: Frankfurt am Main fungiert als das unangefochtene Herz der deutschen Cloud-Ökonomie, bedingt durch den globalen Internet-Knoten DE-CIX. Entscheidend ist hierbei nicht nur die räumliche Konzentration, sondern die Infrastruktur-Macht: Viele Knotenpunkte werden von US-amerikanischen Digitalkonzernen wie Amazon, Google und Microsoft betrieben. Während KI-Startups also hauptsächlich in Berlin und München floriieren, läuft das datenintensive Training und der Betrieb der Modelle primär über zentralisierte, außereuropäische Infrastrukturen.

1.3 Physische Infrastruktur & Cloud-Kapazitäten

Die Netzwerkinfrastruktur ist stark konzentriert

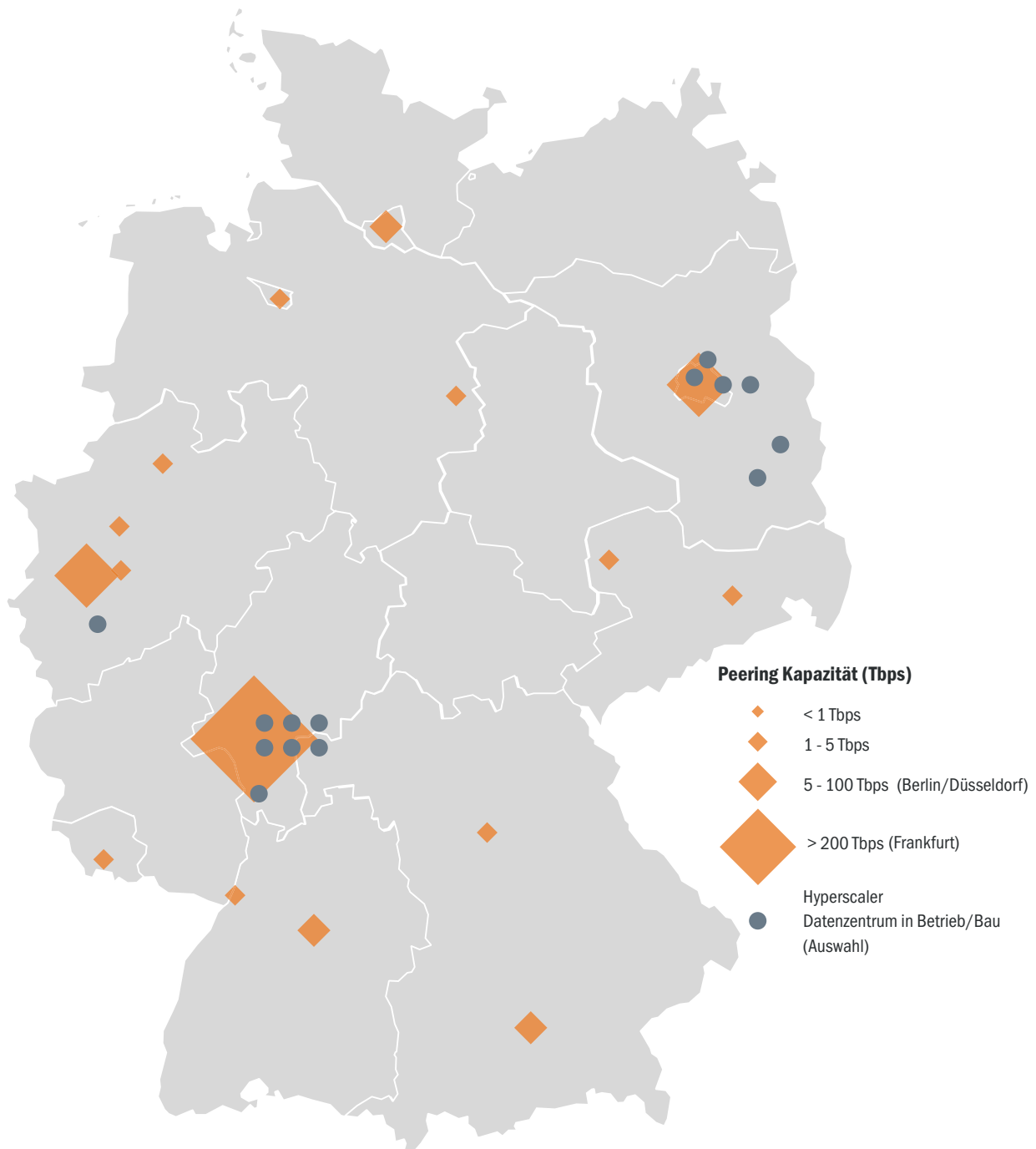


Abbildung 8: Verteilung der Peering Kapazität in Deutschland nach Stadtregionen und Hyperscale Datenzentren

Daten: Internet Infrastructure Map/ PeeringDB, Stadtregionen nach GHS-FUA, IRS Analyse.

1.3 Physische Infrastruktur & Cloud-Kapazitäten

Telekommunikations und Cloud Dienstleister dominieren die Infrastruktur

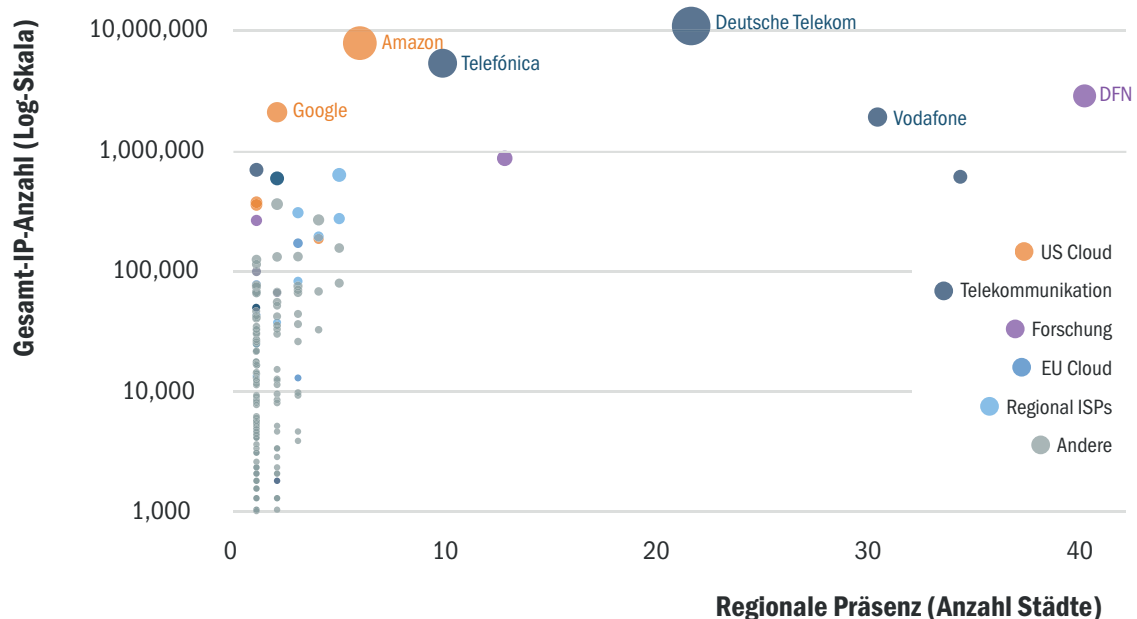
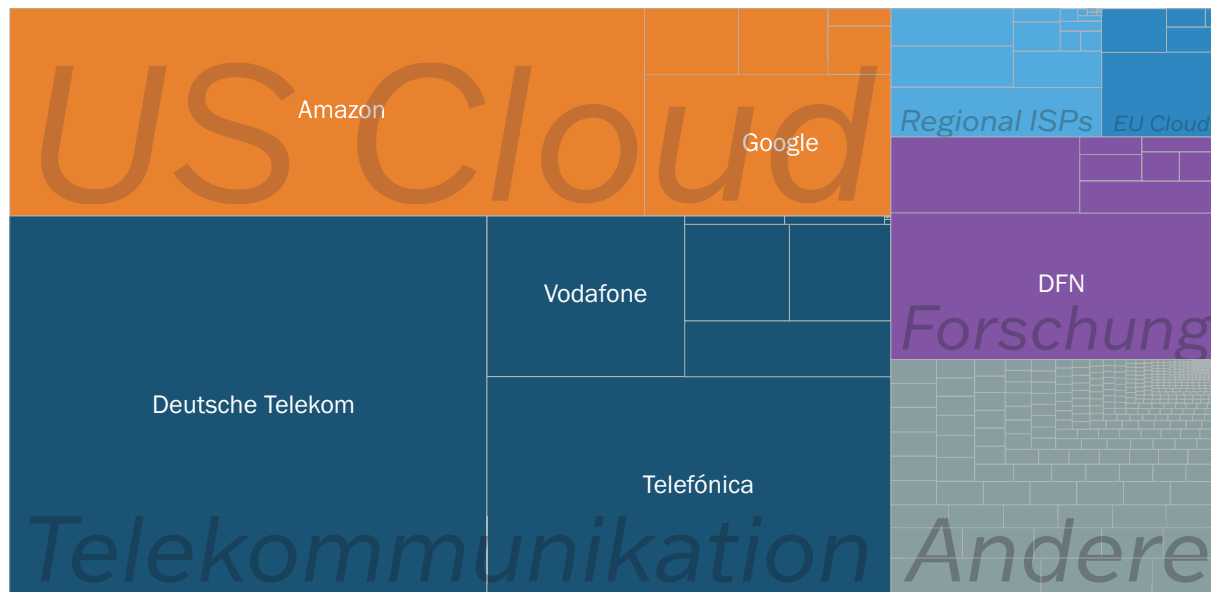


Abbildung 9: Größe und regionale Präsenz von Internet-Infrastrukturanbietern in Deutschland nach Stadtregionen

Daten: Internet Infrastructure Map/ PeeringDB, Stadtregionen nach GHS-FUA, IRS Analyse.

Die Netzwerktopologie zeigt zwei konträre Strategien: US-Digitalkonzerne (Amazon, Google) bedienen riesige Märkte aus wenigen zentralen Knotenpunkten. Im Gegensatz dazu sind europäische Telekommunikationsanbieter und das Deutsche Forschungsnetz (DFN) hochgradig dezentral in der Fläche verankert. Für das Training gigantischer KI-Modelle ist die US-Zentralisierung extrem effizient. Für den echtzeitfähigen, sicheren Einsatz im industriellen Mittelstand („Edge AI“) birgt sie jedoch Latenz- und Souveränitätsrisiken. Um sensible Maschinendaten direkt vor Ort zu verarbeiten, müssen die dezentralen europäischen Flächennetze künftig stärker mit eigenen KI-Rechenkapazitäten ausgerüstet werden.

1.3 Physische Infrastruktur & Cloud-Kapazitäten

Vor dem Kapazitätssprung: Räumliche Neuausrichtung deutscher Rechenzentren

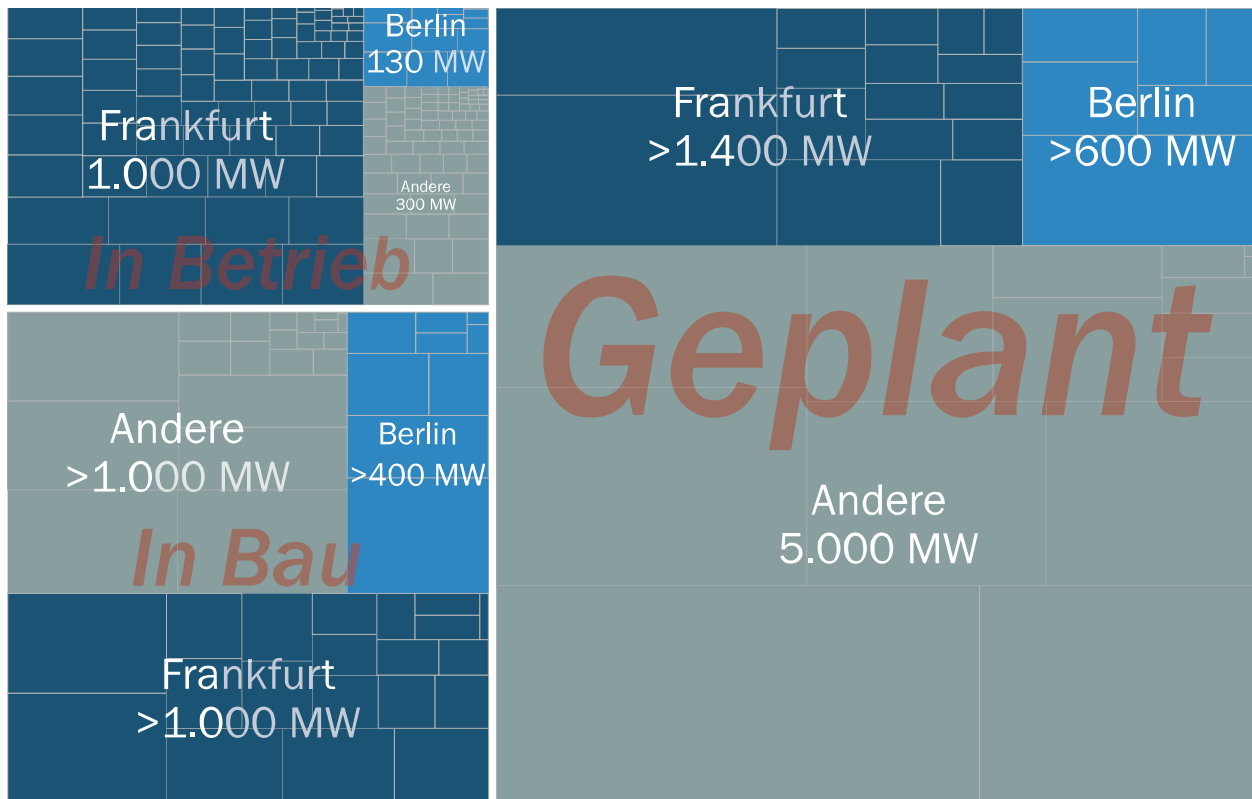


Abbildung 10: Anschlussleistung von größeren (>10 MW) Datenzentren in Deutschland nach Projektstatus und Standortregion (Anschlussleistung in Megawatt, MW). Die Zahlen stellen Mindestwerte dar.

Daten: IRS Analyse basierend auf heisseluft.org (CC BY-NC-SA 4.0) und Global Data Center Map

Die physische Basis der KI-Ökonomie steht vor einer räumlichen Neuausrichtung. Bislang waren Datenzentren hochgradig konzentriert: Mit über 1.000 MW operativer Leistung konzentrieren sich fast drei Viertel der deutschen Kapazitäten im Großraum Frankfurt am Main. Doch dieses Agglomerationsmodell stößt an harte physikalische Grenzen. Stromnetze vor Ort geraten an die Belastungsgrenze und der lokale Widerstand wächst. Neuere Entwicklungen deuten eine geographische Verlagerung an: Bereits die Anlagen in Bau werden die Gesamtkapazität fast verdreifachen; die Realisierung aller Planungen bedeutete eine Versiebenfachung. Zwar bleibt die Rhein-Main-Region zentral, doch Berlin gewinnt als sekundärer Standort an Gewicht und viele Standorte entstehen nun außerhalb der Ballungsgebiete.

Zudem nimmt die Größe der Datenzentren rapide zu. Während aktuelle Bestandsanlagen selten 100 MW installierte Leistung überschreiten, sind künftige Projekte für 200 MW konzipiert. Anlagen bis zu 1.000 MW werden diskutiert, dies entspräche fast der durchschnittlichen Stromlast von Hamburg.

Insbesondere diese Großstandorte befinden sich oft im metropolnahen ländlichen Raum, etwa im südlichen Brandenburg oder Nordrhein-Westfalen. Wegen des gigantischen Bedarfs an Flächen, Energie und teils Kühlwasser werden die Projekte lokal oft ambivalent wahrgenommen. Gleichzeitig ist der massive Kapazitätsausbau ein Baustein für digitale Souveränität. Eine regionalpolitische Herausforderung besteht daher darin, diesen Ausbau an strikte Governance-Kriterien zu binden, etwa an Konzepte zur Abwärmenutzung und lokale Wertschöpfung.

1.3 Physische Infrastruktur & Cloud-Kapazitäten

Es gibt keine Äquivalente für die führenden Hyperscaler-Datenzentren in Deutschland oder Europa

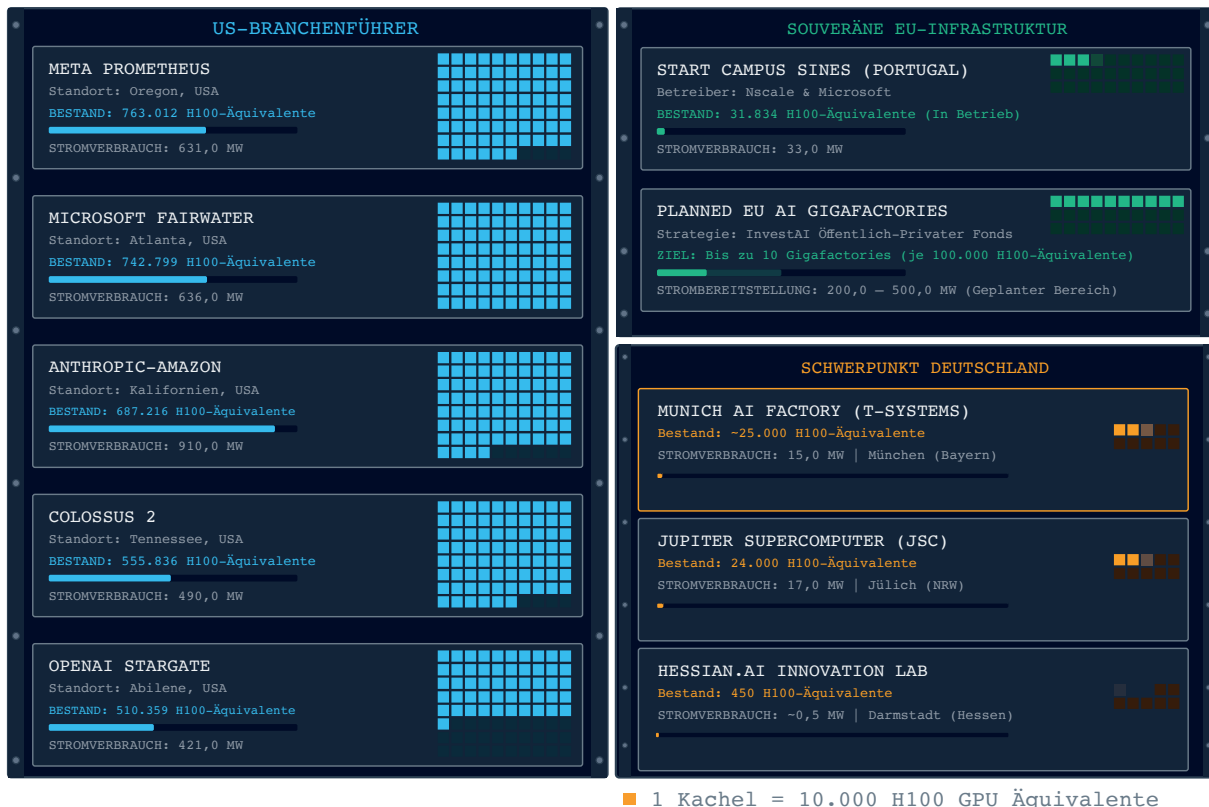


Abbildung 11: Ausgewählte Hyperscaler-Rechenzentren nach Leistungsstärke im internationalen Vergleich Die Nvidia Hopper H100 GPU dient dabei als standardisierte Referenzeinheit, um die Rechenleistung unterschiedlicher Hardware-Generationen und -Architekturen vergleichbar zu machen.

Daten: IRS Analyse

Der Engpass der digitalen Souveränität gipfelt auf der Ebene der reinen Rechenleistung (Compute). In Deutschland und Europa existieren derzeit keine funktionalen Äquivalente zu den massiven KI-Rechenzentren der US-amerikanischen Digitalkonzerne. Während Digitalkonzerne wie Meta, Microsoft oder OpenAI sogenannte „AI Gigafactories“ mit Flotten von über mehreren 100.000 Hochleistungschips (gezeigt sind nur die größten Anlagen, die Gesamtkapazität liegt bei einem Vielfachen) und einem gigantischen Energiebedarf betreiben, bewegen sich deutsche Vorzeigeprojekte in einer völlig anderen Größenordnung.

Die regionalen Fokusanlagen, wie die Munich AI Factory (T-Systems) oder der Jupiter Supercomputer am Forschungszentrum Jülich, sind mit Kapazitäten von wenigen 10.000 GPUs technologisch exzellent aufgestellt und für die angewandte Forschung sowie den industriellen Mittelstand von unschätzbarem Wert. Im globalen Maßstab betrachtet, sind sie den US-amerikanischen Clustern jedoch um den Faktor 1:30 unterlegen. Diese „Compute-Kluft“ hat direkte strategische Konsequenzen: Das Training absoluter „Frontier-Modelle“ von Grund auf ist auf rein europäischer Hardware derzeit nicht realisierbar.

- **Globale Forschungsstärke:** Die KI-Publikationen haben sich seit 2015 weltweit verdreifacht. Deutschland behauptet seine Position als einer der global führenden Wissenschafts-Hubs, wenngleich sich das Kraftzentrum nach Asien verschiebt.
- **Institutionelles Fundament:** Technische Exzellenzzentren (wie die TU München) und die großen außeruniversitären Gesellschaften bilden das Rückgrat der deutschen Wissensproduktion.
- **Das Transfer-Paradoxon:** Trotz internationaler Spitzenforschung bleibt die Anzahl der direkten akademischen Ausgründungen (Spin-offs) gering. Wertschöpfungspotenziale im Technologietransfer bleiben so ungenutzt.

2.1 KI Forschungsdynamik: Deutschland im Vergleich

Der KI-Forschungs-Boom: Verdreifachung des globalen Outputs seit 2015

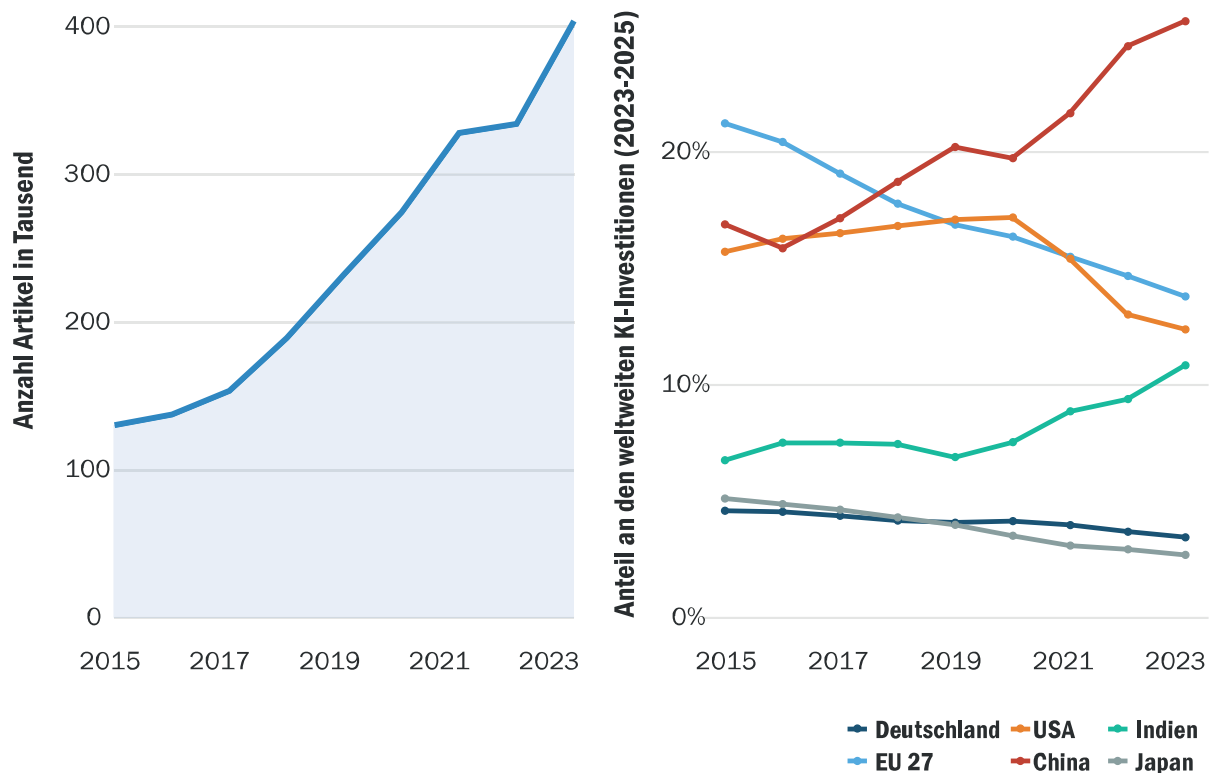


Abbildung 12: Veröffentlichungen mit KI-Bezug pro Jahr (links) und im internationalen Vergleich (rechts)

Daten: OECD.AI (2026), IRS Analyse

Das Fundament jeder technologischen Souveränität bildet die wissenschaftliche Exzellenz. Der Blick auf die globale Publikationsdynamik zeigt eine beispiellose Beschleunigung: Zwischen 2015 und 2023 hat sich die jährliche Frequenz der KI-Veröffentlichungen weltweit verdreifacht. Forschung zu Künstlicher Intelligenz hat damit die Nische verlassen und ist zum dominanten Treiber der angewandten Informatik geworden.

Doch diese Expansion vollzieht sich asymmetrisch. Während Europa und insbesondere Deutschland ihre absoluten Publikationszahlen steigern konnten, verlieren die etablierten westlichen Wissenschaftssysteme relativ an Boden. Besonders drastisch zeigt sich dies bei den USA, deren Anteil am globalen Output kontinuierlich sinkt. Im Gegensatz dazu hat China seinen Anteil fast verdoppelt und auch Indien etabliert sich zunehmend als wissenschaftliche Großmacht. Zwar ist Quantität nicht gleich Qualität, doch Analysen der meistzitierten Paper bestätigen diesen Trend: Das Zentrum des akademischen Fortschritts in diesem Bereich verschiebt sich nach Asien.

2.1 KI Forschungsdynamik: Deutschland im Vergleich

Das deutsche Paradox: Top in der Wissenschaft, aber schwach in der Kommerzialisierung

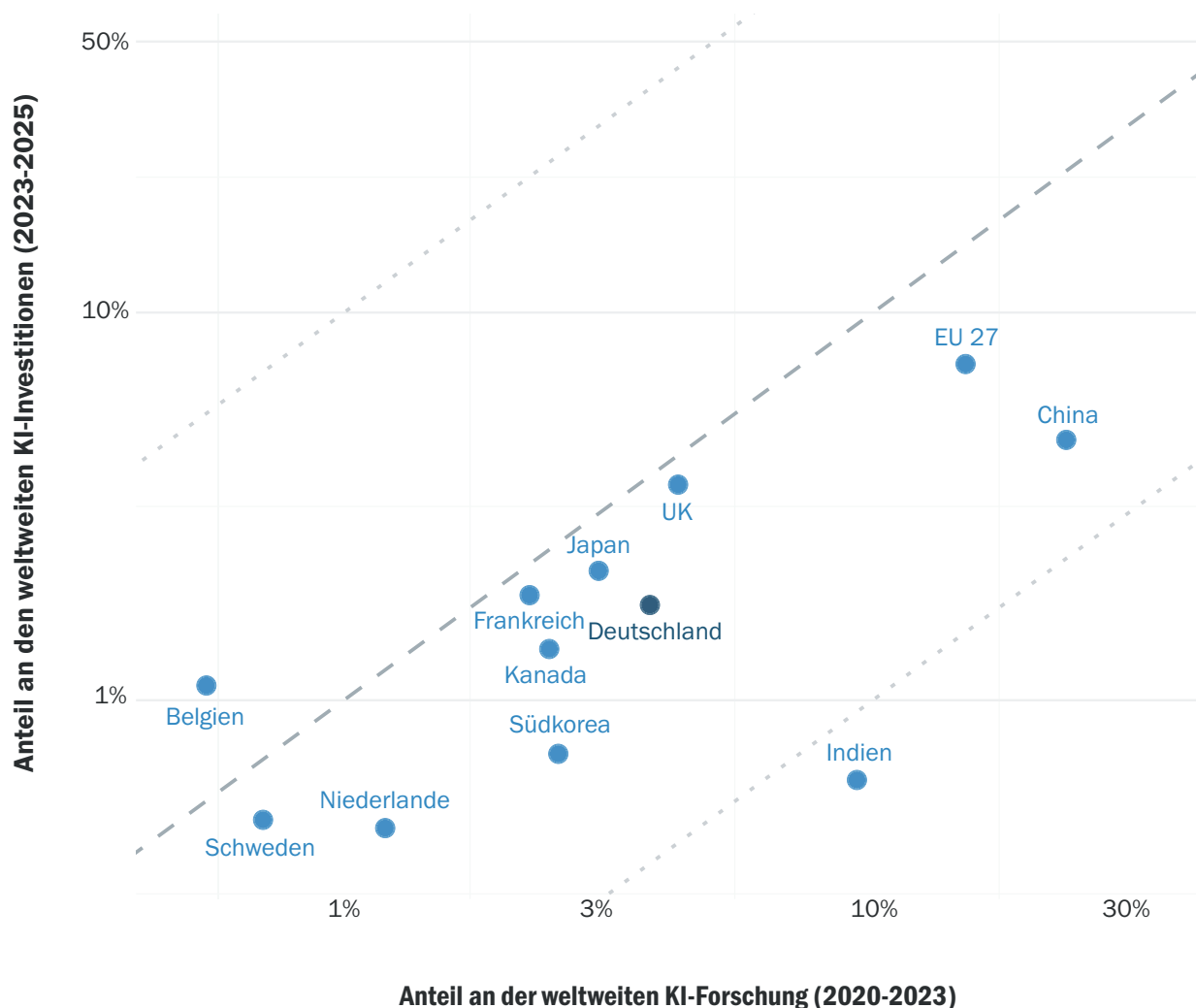


Abbildung 13: Verhältnis von KI-Forschung und Investitionsvolumen nach Staaten

Daten: OECD.AI (2026), IRS Analyse

Für Deutschland ergibt sich daraus ein paradoxes Bild, das wir als „Wissenschafts-Investment-Schere“ bezeichnen. Deutschland liegt bei der Forschung (X-Achse) weit rechts, produziert also signifikant mehr Wissen als der globale Durchschnitt. Doch dieser Wissensvorsprung wird nicht proportional in privates Kapital (Y-Achse) übersetzt. Wir befinden uns in der Zone der „Wissens-Exporteur“: exzellente Forschung, deren ökonomische Früchte jedoch mangels heimischer Skalierungsinstrumente oft im Ausland geerntet werden.

Ganz anders die USA: Sie agieren als globaler Investitions-Staubsauger. Mit einem vergleichsweise moderaten Anteil an der globalen Forschung kontrollieren sie fast 50 % der weltweiten KI-Investitionen. Diese Effizienz in der Kommerzialisierung – gepaart mit der Fähigkeit, Talente und IP aus Europa und Asien anzuziehen – bildet den eigentlichen Burggraben der amerikanischen Digitalkonzerne.

Um diesen Mechanismus zu durchbrechen, reicht Forschungsförderung allein nicht aus. Die deutsche Strategie muss über die Generierung von Wissen hinausgehen und gezielt die Schnittstelle zur Kommerzialisierung stärken. Das bedeutet insbesondere mehr private Investitionen für die Wachstumsphase, um die PS der deutschen Forschung auch auf die ökonomische Straße zu bringen.

2.2 Die deutsche Forschungslandschaft

Forschung zu KI findet dezentral an vielen Universitäten und Forschungseinrichtungen statt

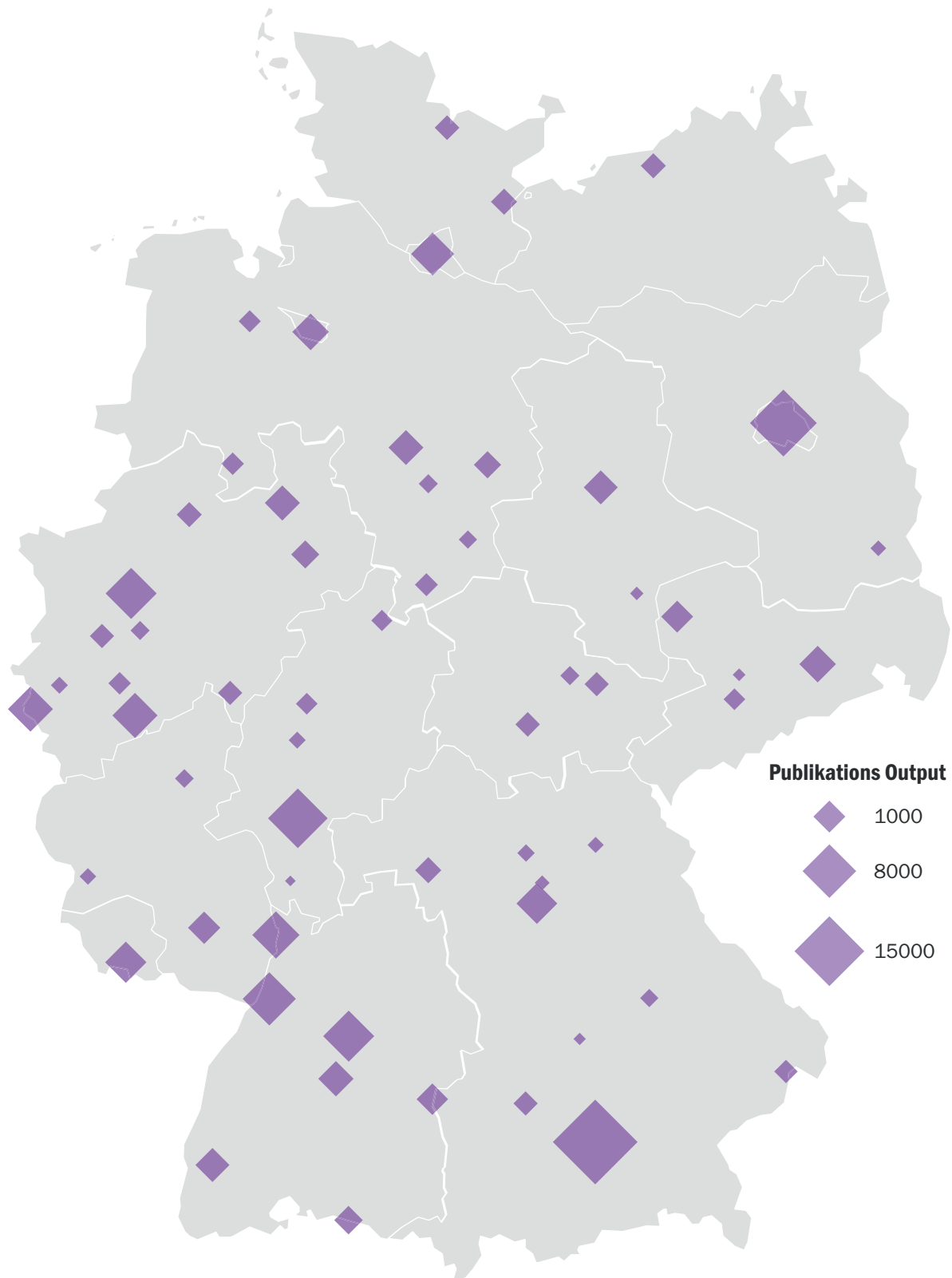


Abbildung 14: Räumliche Verteilung von akademischen KI-Publikationen in absoluten Zahlen nach Stadtregionen seit 2010, Stand 12/2025

Daten: Open Alex, Stadtregionen nach GHS-FUA, IRS Analyse.

2.2 Die deutsche Forschungslandschaft

Die KI-Forschung in Deutschland wird von starken (technischen) Universitäten getragen

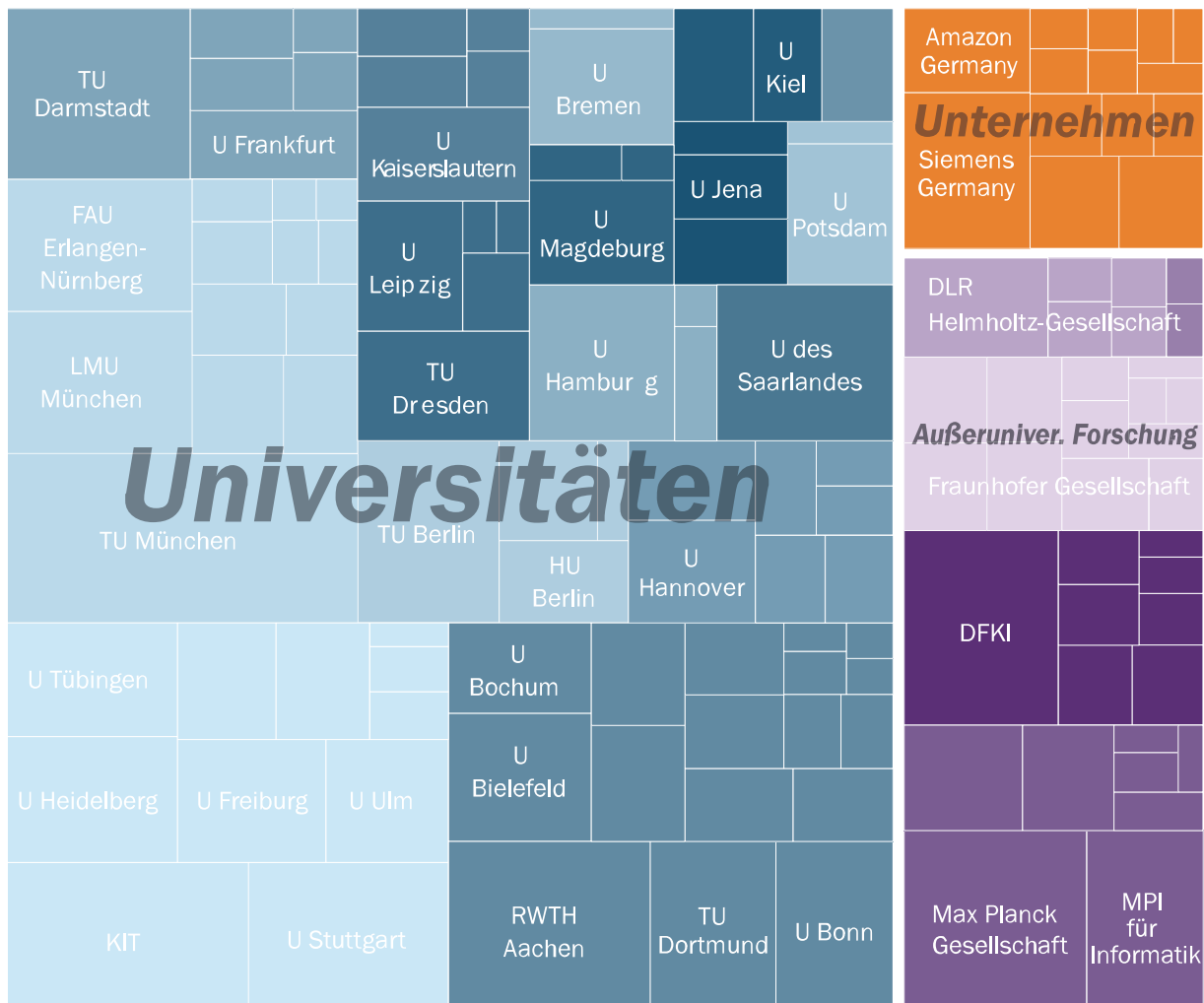


Abbildung 15: Anteil der einzelnen akademischen Organisationen (Universitäten, Forschungsinstitute, Unternehmen) an der akademischen Publikationstätigkeit zu KI. Die Universitäten sind nach Bundesländern gegliedert, die Forschungseinrichtungen nach Verbund

Daten: Open Alex, IRS Analyse.

Das Rückgrat der akademischen Wissensgenerierung zum Thema KI in Deutschland bilden die Universitäten, angeführt von starken technischen Exzellenzzentren wie der TU München und dem Karlsruhe Institut für Technologie sowie dichten regionalen Clustern (etwa in Berlin oder Rhein-Ruhr). Flankiert wird diese universitäre Basis durch das Gewicht außeruniversitärer Forschungsinstitute, allen voran der Max-Planck-Gesellschaft und dem Deutsche Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI).

Zwar treiben Großkonzerne wie Siemens oder Amazon Germany eigene Agenden voran, doch der deutsche Output bleibt massiv öffentlich und akademisch geprägt. Dieses Bild untermauert das zuvor skizzierte Transfer-Paradoxon visuell: Die Grundlagenforschung ist exzellent und breit verankert, findet jedoch noch zu selten direkt in industriellen Forschungseinrichtungen statt, was die spätere Kommerzialisierung erschwert.

2.3 Akademische KI Spin-offs

Das Wissenschafts-Paradoxon: Exzellenz ohne Skalierung

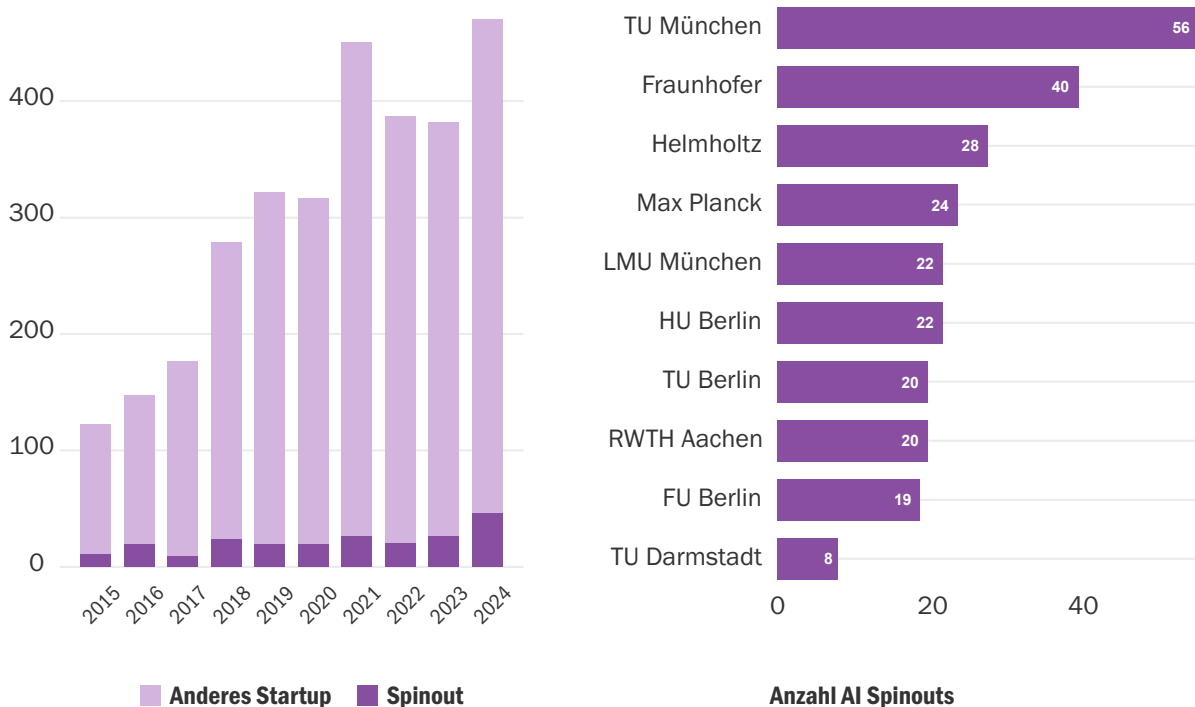


Abbildung 16: KI-native Ausgründungen aus Universitäten und Forschungseinrichtungen pro Jahr (linke Seite) und führende akademische Forschungseinrichtungen nach Anzahl der KI-bezogenen Spin-offs (rechte Seite).
Dargestellt sind nur direkte Ausgründungen, keine Gründungen von Alumni.

Daten: Europäische Kommission 2024, IRS Analyse.

Auffallend bleibt die Diskrepanz zwischen wissenschaftlichem Output und unternehmerischer Umsetzung: Trotz einer weltweit führenden Position in der KI-Forschung ist das Gründungsgeschehen nur zu einem Bruchteil direkt durch akademische Ausgründungen getrieben. Das Potenzial der „Science-to-Business“-Pipeline bleibt in der Breite ungenutzt. Wo Ausgründungen stattfinden, folgen sie einem hochkonzentrierten Muster: Die TU München (TUM) sticht hier als leistungsfähigste Institution hervor, was die Bedeutung unterstreicht, die etablierte Innovationsökosysteme haben können.

Für Deutschland ergibt sich daraus ein paradoxes Bild: Wir produzieren signifikant mehr Wissen als der globale Durchschnitt, doch dieser Wissensvorsprung wird nicht proportional in unternehmerische Aktivität übersetzt. Die Anzahl der akademischen Spin-offs bleibt gemessen am Forschungsvolumen gering. Viele Erkenntnisse verbleiben im Elfenbeinturm oder werden – mangels heimischer Verwertungspfade – über internationale Kooperationen im Ausland kommerzialisiert. Wir befinden uns in der Rolle des „Wissens-Exporteurs“: exzellente Forschung, die aber zu selten in ökonomische Vorteile übersetzt wird. Um diesen Mechanismus zu durchbrechen, muss die Transfer-Schnittstelle an den Hochschulen professionalisiert und kulturell neu bewertet werden – weg von der reinen Publikationsmetrik hin zum unternehmerischen Impact.

- **Superstar-Cluster & B2B-Fokus:** Die Startup-Aktivität ballt sich extrem auf die Zentren Berlin und München. Inhaltlich liegt die große Stärke des Ökosystems in industrienahen B2B-Lösungen.
- **Die Wachstumsücke:** Während die risikoreiche Frühphase stark durch heimisches Geld finanziert wird, fehlt es in der Wachstumsphase an europäischem Skalierungskapital (Valley of Death).
- **Exit-Strategien:** Die erfolgreichsten Startups werden häufig von US-Digitalkonzernen übernommen. Dies birgt die Gefahr eines schleichenden Abflusses von geistigem Eigentum, Innovationskraft aber auch von technologischer Souveränität.

3.1 Gründungsdynamik & räumliche Konzentration

Der Startup-Boom: Ein Jahrzehnt der KI-Gründungen

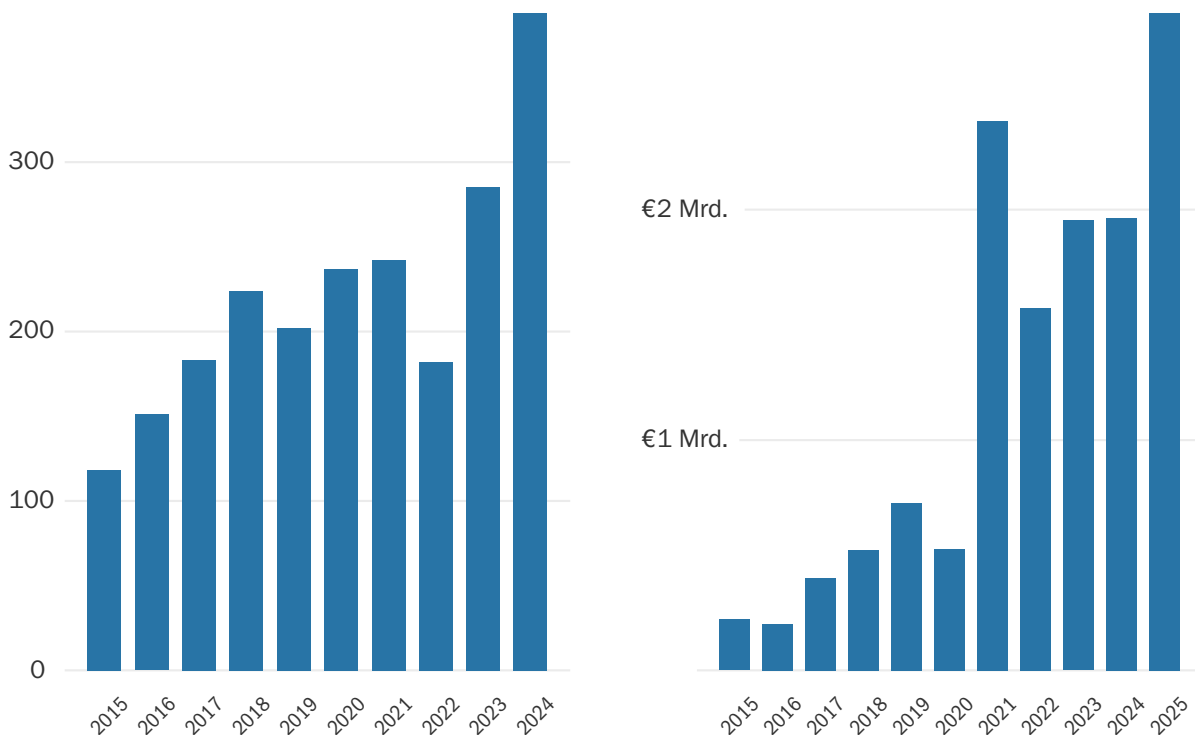


Abbildung 17: Anzahl neu gegründeter KI-Unternehmen (linke Seite) und Wagniskapitalinvestitionen in KI-Unternehmen (rechte Seite) in Deutschland

Daten: Europäische Kommission 2025, IRS Analyse.

Das deutsche KI-Ökosystem hat eine neue Reifestufe erreicht. Nach einer Phase der Konsolidierung im Jahr 2022 markieren die Jahre 2023 und 2024 eine historische Zäsur. Die Gründungstätigkeit verzeichnete einen massiven Anstieg – ein direkter Effekt der Welle um generative KI.

Parallel dazu zeigt die Finanzierungsseite eine enorme Dynamik. Entscheidend ist hierbei die qualitative Verschiebung: Das Kapital fließt zunehmend selektiv. Während die hohe Anzahl der Neugründungen die Innovationsbreite sichert, konzentrieren sich die großen Finanzierungsvolumina auf schnell wachsende Scale-ups und technologieintensive „Deep Tech“-Ansätze.

Inhaltlich hat sich der Fokus der deutschen KI-Startups dabei klar geschärft. Anstatt in direkten Wettbewerb bei generischen Basismodellen zu treten, dominieren Anwendungsfelder im Business-to-Business (B2B) Bereich. Dies ist ökonomisch plausibel, da hier durch Prozessoptimierung und neue Dienstleistungen das größte Monetarisierungspotenzial für die deutsche Industrie liegt. Das Ökosystem bewegt sich damit von der Experimentierphase hin zur industriellen Wertschöpfung.

3.1 Gründungsdynamik & räumliche Konzentration

Es besteht eine hohe räumliche Konzentration der KI-Startups

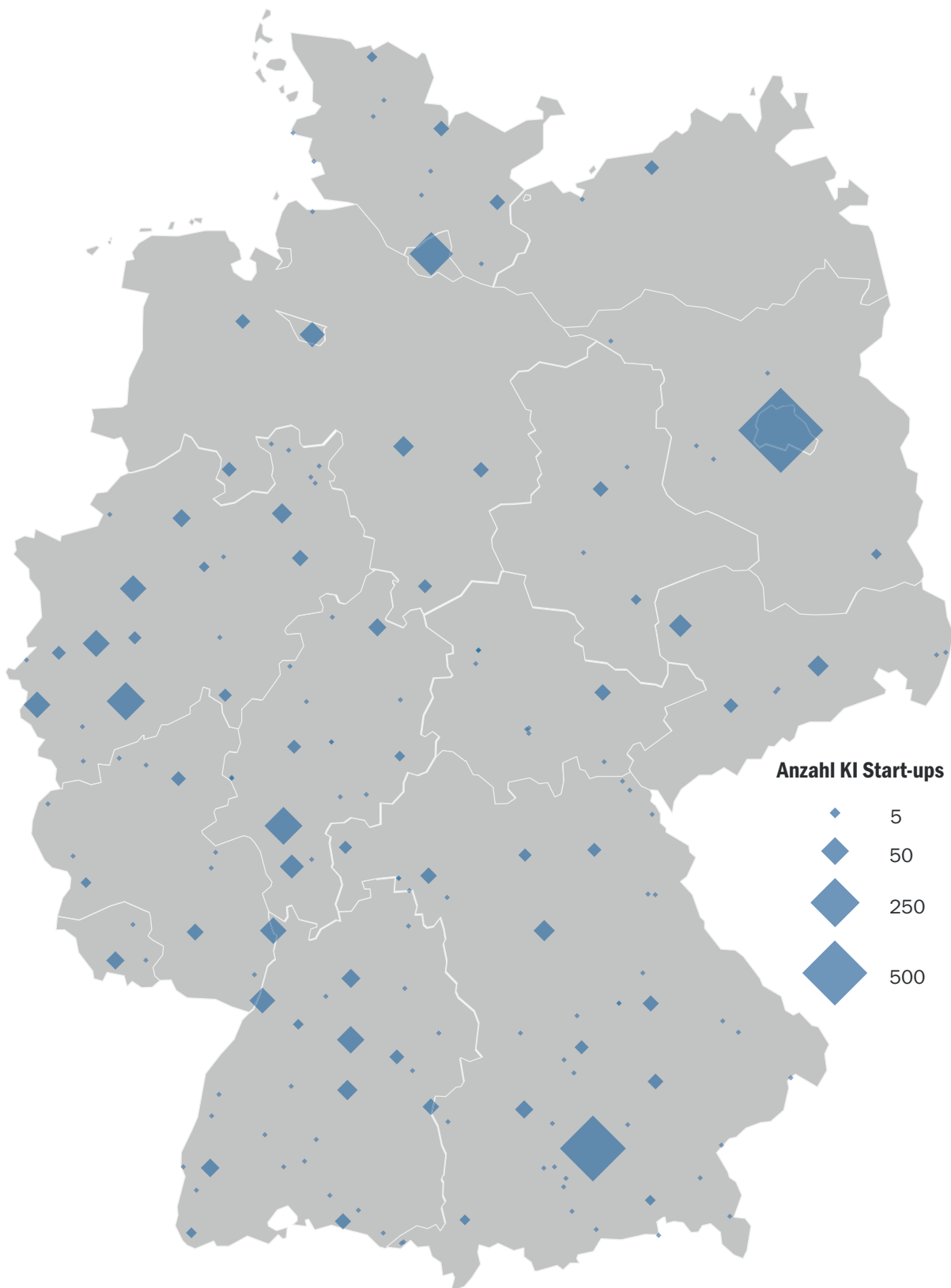


Abbildung 18: Räumliche Verteilung von KI-Startups nach Stadtregionen, Stand 12/2025

Daten: Europäische Kommission 2025, IRS Analyse.

3.1 Gründungsdynamik & räumliche Konzentration

Wenige Superstar-Cities dominieren die KI-Branche

Die Geographie der deutschen KI-Ökonomie folgt einer extremen Logik der Agglomeration. Der KI-Atlas zeigt eine Verteilung, in der die Superstar-Ökosysteme Berlin und München allein rund die Hälfte aller deutschen KI-Startups beheimaten. Diese Zentren profitieren von einer kritischen Masse an Expertise, Kapital und institutioneller Nähe, die sich selbst verstärkt. Überraschend schwach schneiden hingegen traditionelle Wachstumskerne wie Stuttgart oder das Rhein-Main-Gebiet ab. Die dort ansässigen Branchen scheinen bisher nur unzureichend als Nährboden für KI-native Startups zu fungieren.

Diese geografische Ballung ist ein strukturelles Risiko für die ökonomische Kohäsion in Deutschland: Nur 5 % der KI-Startups befinden sich außerhalb der 70 größten Stadtregionen (FUA). Die Standortlogik von Digital-Startups – geprägt durch Wissens-Spillovers und Face-to-Face-Interaktionen – führt dazu, dass der ländliche Raum in der direkten Wertschöpfung dieses Zukunftssektors nur eine Nebenrolle spielt. Für die Kohäsionspolitik ergibt sich daraus die zwingende Aufgabe, Brücken zwischen den urbanen KI-Zentren und der industriellen Basis in der Fläche zu bauen, um eine räumliche Zementierung der digitalen Kluft zu verhindern.

Exkurs: Das Phänomen der „Superstar Cities“

Die extreme Ballung von KI-Startups in Berlin und München ist kein deutsches Spezifikum, sondern folgt dem globalen Muster sogenannter „Superstar-Cities“ (Kemeny & Storper 2020). In der Wissens- und Digitalökonomie wirken Agglomerationskräfte als massive Beschleuniger: Hochqualifizierte Talente ziehen Wagniskapital an, und dieses Kapital zieht wiederum neues Talent an.

Für die Raumordnung und die Kohäsionspolitik birgt diese Dynamik erhebliche Sprengkraft. Während klassische deutsche Industriezweige historisch dezentral in der Fläche verankert waren („Mittelstand in der Fläche“), entkoppelt sich die digitale Schlüsseltechnologie KI von dieser Struktur. Das Ergebnis ist eine tiefe räumliche Polarisierung. Um einer Zementierung dieser Kluft entgegenzuwirken, muss Regionalpolitik über reine Infrastrukturförderung hinausgehen und gezielte Wissens- und Kooperationskorridore zwischen den urbanen „Superstars“ und den industriellen Anwendern in der Fläche etablieren.

3.2 Kapitalströme & Eigentum

Die räumliche Konzentration des Wagniskapitals ist noch stärker ausgeprägt

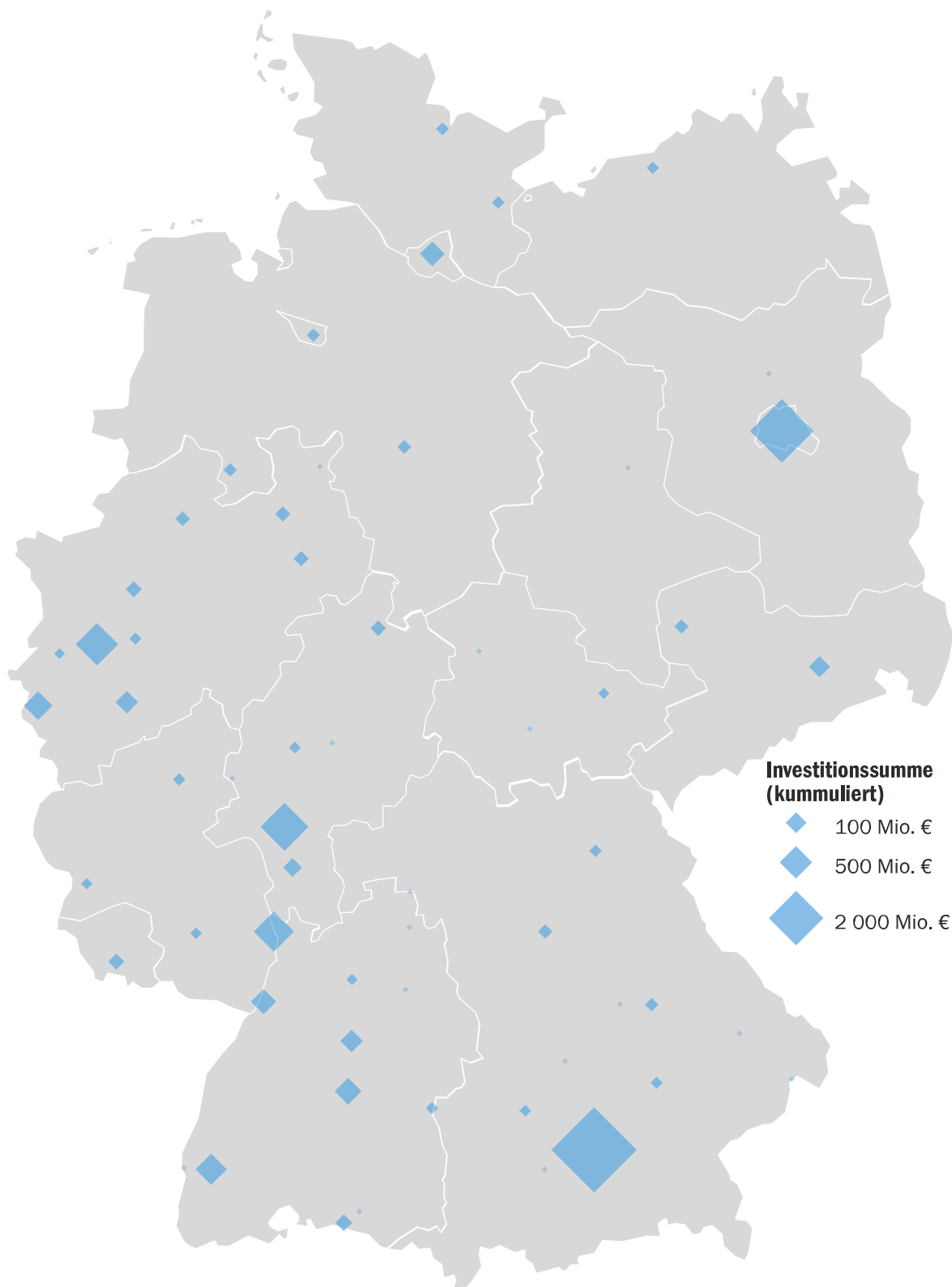


Abbildung 19: Räumliche Verteilung von Wagniskapitalinvestitionen in KI-Startups nach Funktionalen Stadtregionen (FUA). Dargestellt ist die Investitionssumme der Jahre 2021-2025

Daten: Europäische Kommission 2025, IRS Analyse.

3.2 Kapitalströme & Eigentum

Wagniskapitalinvestitionen konzentrieren sich auf wenige regionale Ökosysteme

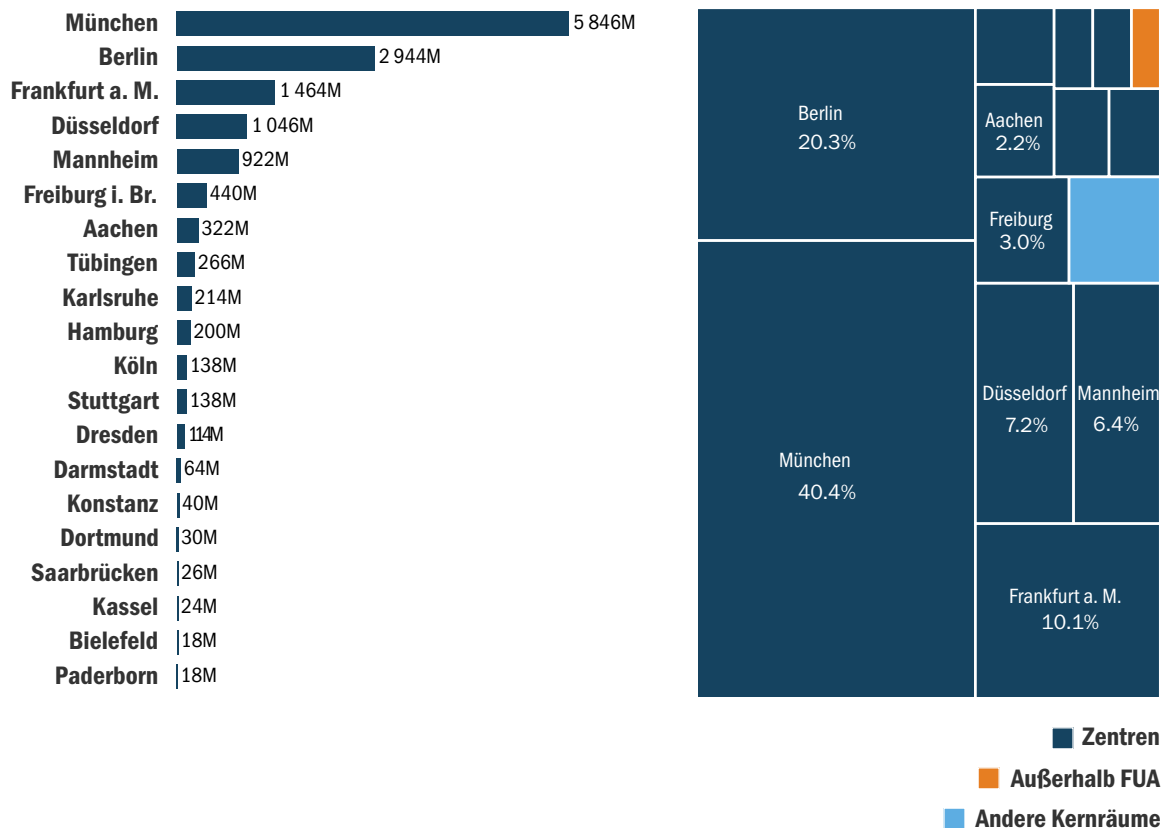


Abbildung 20: Rang-Größen-Verteilung der Wagniskapitalinvestitionen in KI-Startups nach Stadtregionen (linke Seite) und Anteil der Stadtregionen an den gesamten Investitionen (rechte Seite).

Daten: Europäische Kommission 2025, IRS Analyse..

Die Polarisierung des KI-Standorts Deutschland verschärft sich dramatisch, sobald man vom Blick auf die Startups zur Analyse der Wagniskapitalströme (VC) wechselt. Während die reine Anzahl der Unternehmen bereits eine Konzentration auf Berlin und München zeigte, offenbart die Karte der Investitionen eine noch extremere Agglomerationsdynamik, in der die Metropolen als finanzielle Gravitationszentren fungieren. München sticht dabei durch kapitalintensive Deep-Tech-Finanzierungen besonders hervor und überflügelt Berlin im Volumen deutlich.

Doch abseits dieser Superstar-Cluster zeigt die Karte ein differenziertes Bild: Städte in der zweiten Reihe, wie Mannheim oder Aachen, können sich durch ihre Nähe zu Forschung und Industrie als spezialisierte Zentren behaupten. Noch spannender sind die „Ausreißer“, die mit einzelnen aber bedeutenden Erfolgsgeschichten auffallen, wie Freiburg mit Black Forest Labs. Solche Leuchttürme beweisen, dass KI-Entwicklung der Weltklasse nicht zwingend an Metropolen gebunden ist. Sie bergen das Potenzial, als Kristallisationspunkte zu wirken und vor Ort neue Ökosystemstrukturen jenseits der etablierten Zentren zu initiieren.

3.2 Kapitalströme & Eigentum

Investoren: Skalierung durch US-Investoren

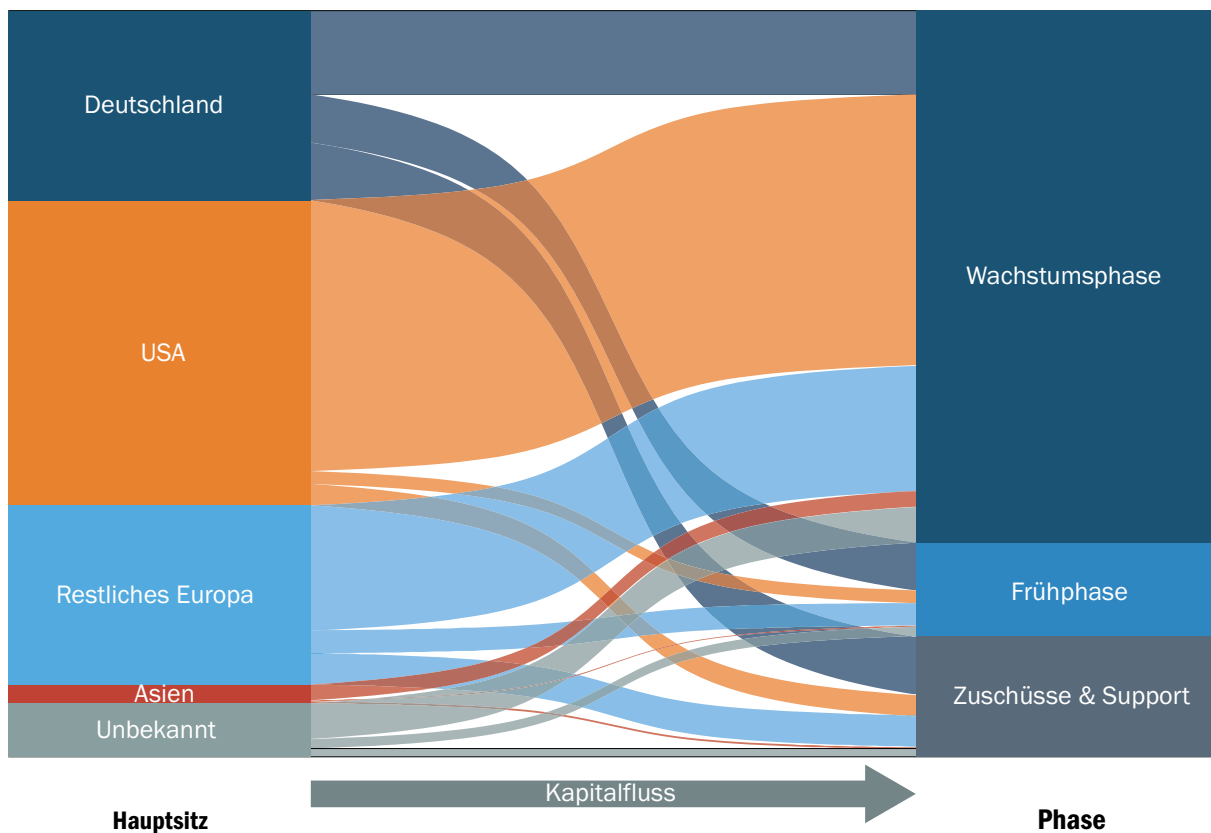


Abbildung 21: Herkunft von institutionellem VC-Kapital (2016-2025) und Verteilung auf Start-up-Phasen

Daten: Europäische Kommission 2025, IRS Analyse.

Wer finanziert den Aufstieg der deutschen KI-Ökonomie? Das Sankey-Diagramm der Wagniskapitalströme offenbart eine klare – und für die technologische Souveränität höchst riskante – Aufteilung: Deutsche Investoren und staatliche Fördermittel („Zuschüsse & Support“) schultern maßgeblich das finanzielle Risiko der Frühphase. Sie fungieren als essenzieller Inkubator für neue KI-Geschäftsmodelle. Sobald diese jedoch in die kapitalintensive Wachstumsphase (Scale-up) eintreten, verschiebt sich die Eigentümerstruktur drastisch. Hier dominieren US-amerikanische Investoren, deren massiver Kapitalfluss fast ausschließlich in diese späte Phase fließt. Zwar leisten Investoren aus Europa einen soliden Beitrag, aber die finanzielle Dominanz ist beträchtlich.

Diese strukturelle Asymmetrie führt zu einem Paradoxon: Deutschland und Europa finanzieren die kosten- und risikointensive Grundlagen- und Frühphasenarbeit, doch die ökonomische Ernte der Skalierung wird zunehmend von außereuropäischen Akteuren eingefahren. Die Sicherung digitaler Souveränität erfordert daher dringend die Stärkung leistungsfähiger europäischer Wachstumsfonds (Late-Stage VC), um den schleichenden Verlust von strategischem Eigentum bereits weit vor einem möglichen Exit zu stoppen.

3.2 Kapitalströme & Eigentum

Strategische Exits: Wer kauft deutsche KI-Firmen?

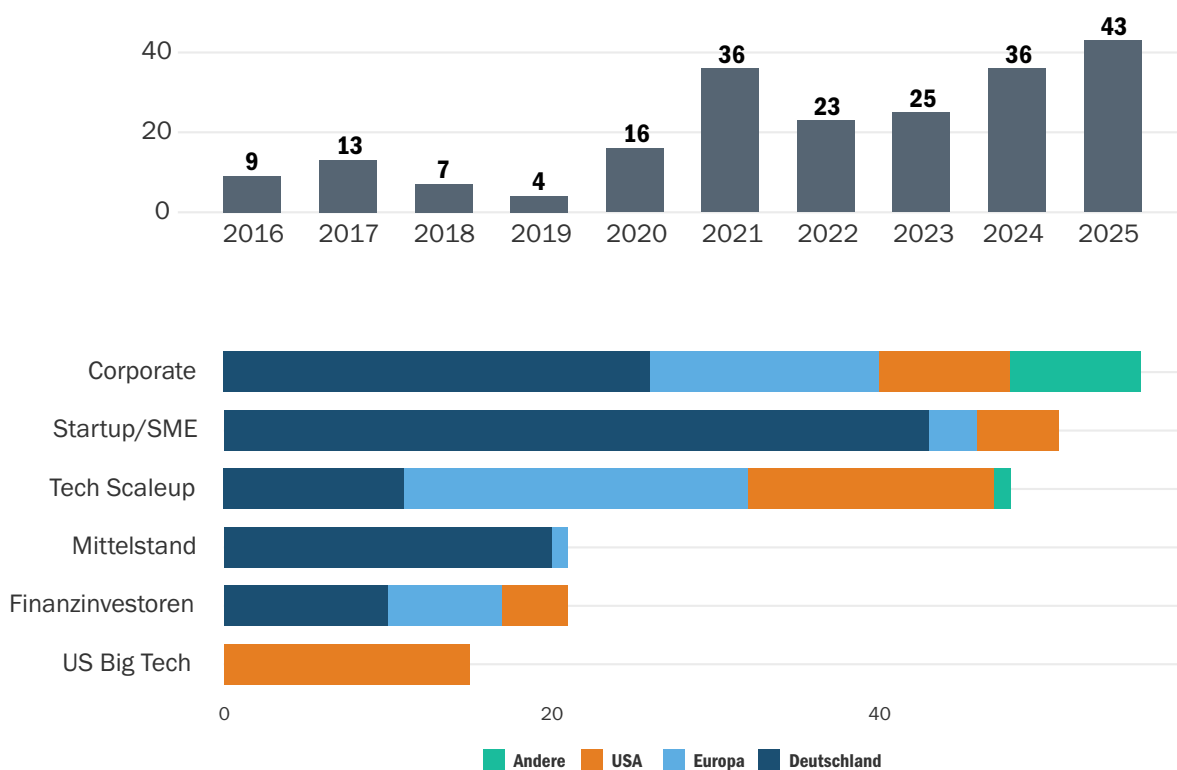


Abbildung 22: Anzahl der Übernahmen pro Jahr und Profil der Käufer nach Herkunft und Kategorie.

Daten: Europäische Kommission 2025, IRS Analyse.

Im Jahr 2025 konnte eine Rekordzahl an Übernahmen von deutschen KI-Startups verzeichnet werden. Diese „Exits“ sind zwar wichtig, um den Wagniskapitalgebern dringend benötigte Liquidität zurückzugeben, doch die Käuferstruktur offenbart eine strategische Verwundbarkeit: Die aktivsten Käufer sind nicht heimische Industrie-konzerne, sondern US-amerikanische Digitalkonzerne und internationale Scale-ups. Sie kaufen gezielt Deep-Tech-Kompetenz und geistiges Eigentum auf.

Dies führt zu einem Paradoxon: Deutschland finanziert die risikoreiche Frühphase, doch nur etwa die Hälfte der Akquisitionen wird von deutschen Firmen getätigt und die Ernte der Innovationen erfolgt oft in außereuropäischen Bilanzen. Zwar agiert der deutsche Mittelstand – getrieben durch den Druck zur digitalen Transformation – zunehmend selbst als Käufer. Doch fehlt es hier oft an der finanziellen Feuerkraft, um in Bieterwettkämpfen mit dem Silicon Valley oder Private-Equity-Fonds zu bestehen. Bezeichnend ist zudem, dass Börsengänge (IPOs) gänzlich fehlen.

Die langfristige Sicherung der digitalen Souveränität entscheidet sich daher nicht allein an der Anzahl der Gründungen. Die eigentliche ordnungspolitische Herausforderung liegt darin, Kapitalstrukturen zu schaffen, die es ermöglichen, deutsches KI-Eigentum auch über die Skalierungsphase hinaus im europäischen Wirtschaftsraum zu halten und technologische Pfadabhängigkeiten zu vermeiden.



Zusammenfassung

Regionaler Benchmark: Verteilte Forschung, konzentrierte Infrastruktur und Vermarktung

	Startups	Kapital	Publikationen	Infrastruktur
München	55	100	100	5
Berlin	100	50	57	23
Rhein-Main	14	25	44	100
Hamburg	19	3	20	5
Stuttgart	5	2	30	3
Köln-Bonn	14	2	26	1
Mannheim	5	16	25	1
Düsseldorf	5	18	4	23
Ruhrgebiet	5	1	30	1
Karlsruhe	4	4	34	1
Nürnberg	2	0	18	1
Aachen	5	6	24	1
Freiburg	1	8	11	1
Tübingen	2	5	12	1

Abbildung 23: Regionaler Benchmark der Datensätze zu Startups, Wagniskapital, akademischen Publikationen und Netzwerkinfrastruktur, normiert auf Werte zwischen 1 und 100

Daten: Europäische Kommission 2025, Open Alex, Data Center Map; Stadtregionen nach GHS-FUA, IRS Analyse.

Regionaler Benchmark: Die KI Kompetenzen sind bundesweit verteilt

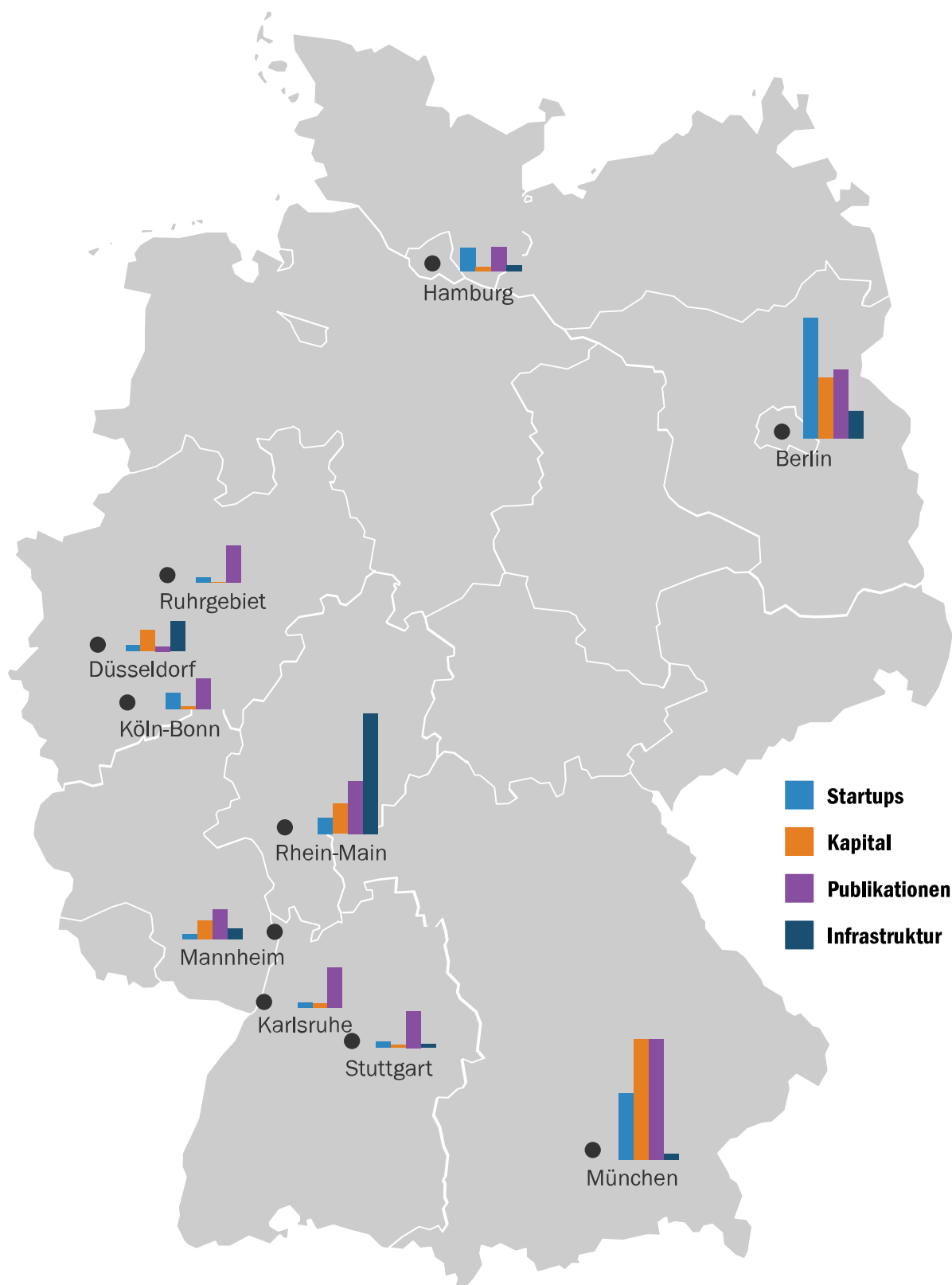


Abbildung 24: Regionaler Benchmark der Datensätze zu Startups, Wagniskapital, akademischen Publikationen und Netzwerkinfrastruktur

Daten: Europäische Kommission 2025, Open Alex, Data Center Map; Stadtregionen nach GHS-FUA, IRS Analyse.

Der vorliegende „KI-Atlas Deutschland“ zeichnet das Bild einer aufstrebenden Branche, die durch enorme Potenziale, aber auch durch scharfe strukturelle Brüche gekennzeichnet ist. Deutschland hat die Phase des reinen Experimentierens mit KI-Technologien verlassen. Die Daten belegen eine technologische Professionalisierung: Mit einer starken wissenschaftlichen Basis und einer klaren funktionalen Spezialisierung auf die Anwendung von Künstlicher Intelligenz bestehen vielversprechende Trends.

Doch dieser Fortschritt vollzieht sich in einem „digitalen Dualismus“, der sowohl räumlich als auch ökonomisch riskant ist. Geografisch folgt die KI-Ökonomie einer Logik der extremen Konzentration. Innovative Geschäftsmodelle werden fast ausschließlich in wenigen metropolitanen „Superstar-Ökosystemen“ etabliert. Berlin und München fungieren als globale Knotenpunkte, während weite Teile des Landes und damit auch der industrielle Mittelstand von der direkten Dynamik der KI-Entwicklung entkoppelt bleiben. Wenn der Transfer von den urbanen Innovationslaboren in die breite Anwender-Industrie nicht gelingt, droht die digitale Kluft zur Bremse für die gesamte Volkswirtschaft zu werden.

Finanziell offenbart der Bericht eine strategische Verwundbarkeit. Deutschland ist ein starker Standort in der Wissensproduktion und finanziert die risikoreiche Frühphase von Startups. Doch im entscheidenden Moment der Skalierung reißt die Finanzierungskette ab. Das „Valley of Death“ in der Wachstumsfinanzierung zwingt heimische Champions in die Arme außereuropäischer Investoren. Damit exportieren wir nicht nur Technologie, sondern langfristig auch Wertschöpfung und Entscheidungsmacht. Technologische Souveränität bedeutet in diesem Kontext nicht Autarkie, sondern die Fähigkeit, Schlüsseltechnologien im europäischen Rechts- und Eigentumsraum zu halten.

Der Weg nach vorn:

Die Aufgabe für Politik und Wirtschaft besteht nun darin, Brücken über diese Gräben zu bauen. Diese Aufgabe kann nur durch Einbindung möglichst vieler Regionen erfolgen:

- **Erstens** müssen räumliche Brücken geschaffen werden: Die KI-Kompetenz aus den Zentren muss gezielt mit den industriellen Kompetenzen in der Fläche verbunden werden.
- **Zweitens** ist eine finanzielle Brücke notwendig: Es benötigt europäische Kapitalinstrumente, die auch in der Wachstumsphase mithalten können, um den Ausverkauf der Innovation zu verhindern.
- **Drittens** besteht die Möglichkeit einer technologischen Brücke: Die Nutzung offener Modelle („Open Weights“) bietet die historische Chance, sich von der Infrastruktur-Abhängigkeit der US-Digitalkonzerne zu lösen und eigene, vertrauenswürdige Anwendungen zu skalieren. Viertens sind Brücken im Arbeitsmarkt notwendig: Einerseits muss eine Wissensökonomie wie die deutsche einen strategischen Umgang mit der Herausforderung durch KIs finden, andererseits muss „de-skilling“ durch kluge Bildungspolitik unbedingt unterbunden werden.

Dieser Bericht basiert auf einer multidimensionalen Analyse, die Methoden der quantitativen Innovationsforschung mit Ansätzen der Wirtschaftsgeographie verknüpft. Ziel war es, ein datengestütztes Gesamtbild des deutschen KI-Ökosystems zu erstellen, das von der wissenschaftlichen Basis über die unternehmerische Dynamik bis hin zu makroökonomischen Rahmenbedingungen reicht. Die Analyse stützt sich auf folgende primäre Datensätze:

Kapitel 1: Souveränität, Anwendung & Infrastruktur

- **Wirtschaftliche Adoption (Eurostat):** Für die Analyse der KI-Adoption in der Breite der Wirtschaft wurde die Eurostat-Erhebung „Artificial intelligence by size class of enterprise“ (isoc_eb_ai) herangezogen. Der Fokus lag auf dem Indikator E_AI_TANY (Unternehmen ab 10 Beschäftigten, die mindestens eine KI-Technologie einsetzen). Die Daten für das Jahr 2025 wurden nach den Unternehmensgrößenklassen 10-49 (klein), 50-249 (mittel) und GE250 (groß) disaggregiert, um die strukturelle Mittelstands-Lücke zu quantifizieren.
- **Technologische Leistungsfähigkeit (Epoch AI):** Die Analyse der konkreten KI-Anwendungsfelder basiert auf dem Anthropic Economic Index (AEI). Dieser Datensatz aggregiert anonymisierte API-Nutzungsmuster nach O*NET-Aufgabenkategorien. Um die spezifische deutsche Nutzungssignatur zu isolieren, wurde für jede Aufgabenkategorie die Abweichung des deutschen Anteils vom globalen Durchschnitt berechnet (Specialization Gap).
- **Konsumenten-Adoption und Marktdurchdringung (Sensor Tower):** Um die tatsächliche Nutzungsebene auf App-Ebene abzubilden, wurden Marktdaten des App-Analyse-Unternehmens Sensor Tower integriert. Diese geben Aufschluss über Downloadzahlen und aktive Nutzung (MAU) führender KI-Applikationen in Deutschland und dienen als Indikator dafür, inwiefern europäische Anbieter im Endnutzer-Wettbewerb mit US-amerikanischen Plattformen bestehen.
- **Technologische Leistungsfähigkeit (Epoch AI):** Zur Bewertung der technologischen Souveränität wurden Daten zum Epoch Capabilities Index (ECI) integriert. Der Datensatz codiert Foundation Models nach Entwickler-Herkunft (USA, China, EU) und Zugangsmodell (Proprietär vs. Open Weights). Der ECI-Score dient als Proxy für die technische Leistungsfähigkeit über verschiedene Benchmarks hinweg.
- **Physische Infrastruktur und Cloud-Kapazitäten (PeeringDB & Eigene Recherche):** Zur Vermessung der Hardware-Ebene wurden zwei Quellen kombiniert. Erstens wurden Daten der Internet Infrastructure Map (kmcdev, basierend auf PeeringDB) genutzt, um die physische Netzwerkkapazität (in Tbps) und die logische Marktmacht (IP-Adressen) zu verorten und die Präsenz von US-Digitalkonzernen zu identifizieren. Zweitens wurden für den globalen Vergleich von Rechenkapazitäten (Compute) Daten zu installierten Hochleistungschips (H100-Äquivalente) aus Epoch-AI-Datenbanken und eigenen Recherchen zu Rechenzentrums-Leistungen aggregiert.

Kapitel 2: Die Wissenschaftsbasis: Exzellenz & Transfer

- **Wissenschaftlicher Output (OECD.AI & OpenAlex):** Die Analyse der Publikationsdynamik nutzt Daten des OECD.AI Policy Observatory. Betrachtet wurde der relative Anteil nationaler Wissenschaftssysteme am weltweiten Publikationsaufkommen im Zeitraum 2015–2023. Ergänzend wurden über die bibliometrische Open-Access-Datenbank OpenAlex alle mit „AI“ getaggten Publikationen der Top-200 Forschungsinstitutionen seit 2010 ausgewertet, um das wissenschaftliche Fundament zu kartieren.
- **Akademischer Technologietransfer (Europäische Kommission):** Zur Analyse von Ausgründungen wurden KI-native Spin-offs aus Universitäten und Forschungseinrichtungen auf Basis der von der Europäischen Kommission (2024) im Rahmen des Projekts „Step Up Startups“ veröffentlichten Daten identifiziert und den jeweiligen akademischen Mutterinstitutionen zugeordnet, um die Effizienz der deutschen Transfer-Pipeline zu bewerten.

Kapitel 3: Der KI-Motor: Startups & Kapital

- **Unternehmens- und Finanzdaten (Europäische Kommission):** Die Erhebung von KI-Startups, Finanzierungsrunden und Exits basiert auf Daten, die von der Europäischen Kommission (2025A, 2025B) im Rahmen des Projekts „Step Up Startups“ veröffentlichten wurden. Berücksichtigt wurden dabei ausschließlich Unternehmen, die in diesen Berichten mit dem Sektor-Merkmal „Artificial Intelligence“ erfasst sind. Alle Finanzdaten wurden auf Basis historischer Wechselkurse in Euro (EUR) normalisiert.
- **M&A und Exit-Klassifikation:** Um die strategische Exit-Landschaft detaillierter abzubilden, wurden ca. 150 akquirierende Unternehmen (M&A) durch das IRS manuell nach Umsatzgröße (> 1 Mrd. € = Corporate) und geografischer Herkunft nachklassifiziert.

Geografische Verortung & Raumbezogene Analyse

- Für die geographische Verortung wurden administrative Grenzen durch funktionale Räume ersetzt. Mithilfe eines Spatial Joins wurden die geokodierten Standorte der Startups und Rechenzentren den Functional Urban Areas nach Definition des Global Human Settlement Layer (Schiavina M., Moreno-Monroy A., Maffenini L., Veneri P. 2019) zugeordnet. Dies ermöglicht eine präzise Unterscheidung zwischen urbanen Agglomerationen und peripheren Räumen jenseits administrativer Stadtgrenzen.

Algorythmischer Bias

Systematische und unfaire Verzerrungen in den Ergebnissen von generativen KI-Systemen, die bestimmte Personengruppen durch erlernte Vorurteile benachteiligen.

Akademische Spin-offs

Direkte, wissenschaftsbasierte Ausgründungen aus Hochschulen und Forschungseinrichtungen.

Closed Source / API-Only

Reine Blackbox-Modelle, bei denen der Zugriff ausschließlich über die Schnittstellen und die Preispolitik der Anbieter erfolgt.

Cognitive Offloading

Die kognitionswissenschaftliche Auslagerung von Denkprozessen, Gedächtnisleistungen oder Problemlösungen an externe, digitale Systeme.

De-skilling / Never-skilling

Der schleichende Verlust bereits mühsam erworbener Fähigkeiten (De-skilling) bzw. das Nicht-Erlernen von fundamentalen Basiskompetenzen bei Berufseinsteigern (Never-skilling) durch unkritische KI-Nutzung.

ECI (Epoch Capabilities Index)

Ein standardisierter Score zur Messung der Modell-Leistungsfähigkeit über verschiedene technische Benchmarks hinweg.

Echtes Open Source AI (OSAID-Standard)

KI-Systeme, bei denen neben den Gewichten auch der Code und die genauen Trainingsdaten unter freien Lizenzen transparent dokumentiert sind.

Exit

Transaktionen (wie Übernahmen oder Börsengänge), bei denen Gründer und Wagniskapitalgeber ihre Firmenanteile veräußern, um Liquidität zu realisieren.

H100-Äquivalente

Die standardisierte Referenzeinheit zur Messung der Hardware-Rechenleistung, basierend auf der Leistung einer Nvidia H100 GPU.

Hyperscaler-Datenzentren

Physische Großrechenzentren mit massiver Rechenleistung (meist betrieben von US-Plattformen), die speziell auf das ressourcen- und stromintensive Training von KI-Modellen ausgelegt sind.

M&A (Mergers & Acquisitions/Übernahmen)

Fusionen und Firmenkäufe, im deutschen KI-Sektor stark durch den Zukauf von IP und Talenten durch US-Konzerne geprägt.

Multimodalität

Fähigkeit moderner KI-Modelle, verschiedene Datenquellen simultan zu verarbeiten und über Mediengrenzen hinweg zu verknüpfen.

Open Weights

Modelle, deren trainierte Parameter (Gewichte) zur lokalen Ausführung frei zugänglich sind, während der Quellcode und die Trainingsdaten geheim bleiben.

Peering-Kapazität (Tbps)

Die physische Bandbreite (in Terabit pro Sekunde) an Internetknotenpunkten für den direkten, physischen Datenaustausch zwischen Netzwerken.

Superstar-Cities

Das Phänomen der extremen räumlichen Agglomeration, bei dem sich Talente, Gründungen und Wagniskapital in sehr wenigen Metropolen (Berlin, München) konzentrieren und periphere Räume abhängen.

Technologische Souveränität

Die Fähigkeit, KI-Technologien selbstbestimmt im eigenen Rechtsraum zu hosten, zu kontrollieren und weiterzuentwickeln, um kritische Abhängigkeiten zu vermeiden.

Valley of Death (Wachstumsücke)

Der eklatante Mangel an europäischem Skalierungskapital in der späten Finanzierungsphase trotz gut finanzierter Frühphase.

- Acemoglu, D. (2025). The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, 40(121), 13–58. Appel, Ruth; Massenkoff, Maxim; McCrory, Peter; McCain, Miles; Heller, Ryan & Neylon, Tyler(2026). Anthropic Economic Index report: economic primitives. <https://www.anthropic.com/research/anthropic-economic-index-january-2026-report>.
- Calvino, F., Reijerink, J., & Samek, L. (2025). The effects of generative AI on productivity, innovation and entrepreneurship (39th ed., OECD Artificial Intelligence Papers) [OECD Artificial Intelligence Papers]. <https://doi.org/10.1787/b21df222-en>
- Dell'Acqua, F. (2022). Falling asleep at the wheel: Human/AI Collaboration in a Field Experiment on HR Recruiters. Working Paper, 1-16.
- Ding, J. (2024). The Rise and Fall of Technological Leadership: General-Purpose Technology Diffusion and Economic Power Transitions. *International Studies Quarterly*, 68(2), sqae013.
- Europäische Kommission (2024). Spin-offs: reinforcing a vector of value creation for EU (Policy report prepared by the Step up Startups Consortium).
- Europäische Kommission (2025A). The EU-27 Open Source AI Landscape (Policy report prepared by the Step up Startups Consortium).
- Europäische Kommission (2025B). Funding the AI Economy in the European Union (Policy report prepared by the Step up Startups Consortium).
- Europäische Kommission (2025C). The Ease of Doing Startups in the European Union (Policy report prepared by the Step up Startups Consortium).
- Foster, C. (2025). Openness in AI and downstream governance: A global value chain approach. arXiv preprint arXiv:2509.10220.
- OECD (2025). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence, OECD/LEGAL/0449
- Kemeny, T., & Storper, M. (2020). Superstar cities and left-behind places: disruptive innovation, labor demand, and interregional inequality. London School of Economics Working Paper 41.
- Oettl, F. C., Pruneski, J., Zsidai, B., Yu, Y., Fendrich, D., Tischer, T., & ESSKA Artificial Intelligence Working Group. (2026). From de-skilling to up-skilling: How artificial intelligence will augment the modern physician. *Journal of Experimental Orthopaedics*, 13(1), e70677.
- Schiavina, M.; Moreno-Monroy, A.; Maffenini, L.; Veneri, P. (2019): GHS-FUA R2019A - GHS functional urban areas, derived from GHS-UCDB R2019A (2015). European Commission, Joint Research Centre (JRC) [Dataset] doi: 10.2905/347F0337-F2DA-4592-87B3-E25975EC2C95

Impressum

Autor

Dr. Andreas Kuebart ist Wissenschaftler am Leibniz-Institut für Raumbezogene Sozialforschung (IRS) und an der Brandenburgischen Technischen Universität Cottbus-Senftenberg. Als Wirtschaftsgeograph forscht er an der Schnittstelle zwischen geographischer Entrepreneurship-Forschung und Finanzgeographie.

Herausgeber

Leibniz-Institut für Raumbezogene Sozialforschung e.V. (IRS)

Flakenstraße 29-31

D-15537 Erkner

Layout: Andreas Paßens (IRS)

ISSN 2701-228x