

Künstliche Intelligenz im EU-Vergleich: Einflussfaktoren und Potenziale

Autoren:
Malte Roloff
Marie-Christin Papen
Martin Lundborg

Impressum

WIK Wissenschaftliches Institut für
Infrastruktur und Kommunikationsdienste GmbH
Rhöndorfer Str. 68
53604 Bad Honnef
Deutschland
Tel.: +49 2224 9225-0
Fax: +49 2224 9225-63
E-Mail: info@wik.org
www.wik.org

Vertretungs- und zeichnungsberechtigte Personen

Geschäftsführung	Dr. Cara Schwarz-Schilling (Vorsitzende der Geschäftsführung, Direktorin) Alex Kalevi Dieke (Kaufmännischer Geschäftsführer)
Prokuristen	Prof. Dr. Bernd Sörries Dr. Christian Wernick Dr. Lukas Wiewiorra
Vorsitzender des Aufsichtsrates	Dr. Thomas Solbach
Handelsregister	Amtsgericht Siegburg, HRB 7225
Steuer-Nr.	222/5751/0722
Umsatzsteueridentifikations-Nr.	DE 123 383 795

Stand: Januar 2025

ISSN 1865-8997

Bildnachweis Titel: © Robert Kneschke - stock.adobe.com

Weitere Diskussionsbeiträge finden Sie hier:

<https://www.wik.org/veroeffentlichungen/diskussionsbeitraege>

In den vom WIK herausgegebenen Diskussionsbeiträgen erscheinen in loser Folge Aufsätze und Vorträge von Mitarbeitern des Instituts sowie ausgewählte Zwischen- und Abschlussberichte von durchgeführten Forschungsprojekten. Mit der Herausgabe dieser Reihe bezweckt das WIK, über seine Tätigkeit zu informieren, Diskussionsanstöße zu geben, aber auch Anregungen von außen zu empfangen. Kritik und Kommentare sind deshalb jederzeit willkommen. Die in den verschiedenen Beiträgen zum Ausdruck kommenden Ansichten geben ausschließlich die Meinung der jeweiligen Autoren wieder. WIK behält sich alle Rechte vor. Ohne ausdrückliche schriftliche Genehmigung des WIK ist es auch nicht gestattet, das Werk oder Teile daraus in irgendeiner Form (Fotokopie, Mikrofilm oder einem anderen Verfahren) zu vervielfältigen oder unter Verwendung elektronischer Systeme zu verarbeiten oder zu verbreiten.

Inhalt

Abbildungsverzeichnis	II
Abkürzungen	III
Zusammenfassung	IV
Summary	VI
1 Einleitung	1
2 Treiber von Künstlicher Intelligenz in der Literatur	3
3 Quantitative Analyse	5
3.1 Auswahl der Daten	5
3.2 Auswertung der Eurostat-Daten	8
3.2.1 Überblick und methodische Herausforderungen bei der Datenanalyse	8
3.2.2 Phase 1: Identifikation von KI-Ländergruppen durch Dimensionsreduktion	9
3.2.3 Phase 2: Identifikation von Faktoren, die KI-Nutzung erklären könnten	14
3.3 Ergebnisse des Ländergruppenvergleichs und potenziell erklärende Variablen	16
4 Qualitative Analyse zur Einordnung der quantitativen Ergebnisse	19
4.1 Auswahl der Vergleichsstaaten und Vergleichskriterien	19
4.2 Ergebnisse der qualitativen Analyse	19
4.2.1 Beschäftigung im IKT-Bereich	19
4.2.2 Bildung und Weiterbildung	21
4.2.3 IKT-Infrastruktur und -Nutzung	23
4.2.4 Exkurs: Schweden und Finnland	24
5 Schlussfolgerungen und mögliche Ansätze zur Umsetzung	26
Literaturverzeichnis	29
Anhang	34

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	KI-Treiber aus der Literatur	4
Abbildung 2:	Themenbereiche der Datensätze	7
Abbildung 3:	Statistische Verfahren in den beiden Phasen der quantitativen Analyse	9
Abbildung 4:	Vereinfachte Darstellung der Hauptkomponentenanalyse	10
Abbildung 5:	Durchschnittlicher KI-Einsatz der EU27-Länder (2021, 2023 und 2024)	13
Abbildung 6:	Entwicklung der KI-Nutzung im Betrachtungszeitraum 2021, 2023 und 2024	14
Abbildung 7:	Schrittweise Identifizierung der Ländergruppenunterschiede	15
Abbildung 8:	Vergleich der standardisierten Durchschnittswerte der KI-Vorreiter und des KI-Mittelfelds	17
Abbildung 9:	Erklärte Varianz der Hauptkomponenten der KI-Variablen	44

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Auszug aus den wichtigsten Variablen der ersten Hauptkomponente, einschließlich Bedeutung der Variablencodes aus Eurostat	11
Tabelle 2:	Strukturdaten der Länder in der qualitativen Analyse	38
Tabelle 3:	Liste der signifikanten Variablen	40
Tabelle 4:	Top-20 KI-Variablen der 1. Hauptkomponente	42
Tabelle 5:	Top-20 KI-Variablen der 2. Hauptkomponente	42

Abkürzungen

EU	Europäische Union
FDR	False Discovery Rate
FTTP	Fibre to the Premises
IKT	Informations- und Kommunikationstechnologie
IT	Informationstechnologie
IQR	Interquartilsabstand
KI	Künstliche Intelligenz
KMU	Kleine und mittlere Unternehmen
PC	Hauptkomponente (Principal Component)
PCA	Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis)
PLS	Kleinste Quadrate (Partial Least Squares)
STEM	Science, Technology, Engineering, Mathematics
VHCN	Very High Capacity Network
VIP	Variable Importance in Projection

Zusammenfassung

Die vorliegende Studie untersucht die treibenden Faktoren hinter der Implementierung von Künstlicher Intelligenz in den Europäischen Mitgliedsstaaten. Während nordeuropäische Länder und die Benelux-Staaten bei der KI-Nutzung führend sind, liegt Deutschland nur knapp über dem europäischen Durchschnitt. Vor dem Hintergrund eines gemeinsamen europäischen Wirtschaftsraums und einer europäischen Digitalagenda stellt sich die Frage, was sich zwischen den fortschrittlicheren KI-Ländern und Ländern wie Deutschland unterscheidet. Die Analyse basiert auf einem zweistufigen Ansatz, um strukturelle Unterschiede zwischen KI-Vorreiter- und KI-Mittelfeld-Ländern zu identifizieren und mögliche Ansätze für Deutschland abzuleiten:

- **Quantitative Analyse:** In der quantitativen Analyse werden zunächst statistisch signifikante Unterschiede zwischen ausgewählten KI-Vorreiter-Ländern (Dänemark, Belgien, Niederlande) und dem KI-Mittelfeld (Deutschland, Schweden, Österreich) identifiziert. Dazu werden 270 KI-Variablen und 133.689 sozioökonomische, infrastrukturelle und bildungsbezogene Merkmale aus Eurostat-Daten für die Jahre 2021, 2023 und 2024 analysiert. Die Analyse erfolgt mittels Hauptkomponentenanalyse und Partial-Least-Squares-Regression; Mit diesen statistischen Methoden wird nach Mustern in der KI-Nutzung und nach möglichen erklärenden Variablen gesucht. Im Unterschied zu manuell erstellten Indizes mit subjektiven Gewichtungen oder einer Analyse einzelner Variablen wird mit einer automatisch ermittelten Gewichtung gearbeitet. Unsere Methode eignet sich somit insbesondere um nach bisher unentdeckten Treibern für die KI-Nutzung zu suchen.
- **Qualitative Einordnung:** Im zweiten Schritt werden die quantitativen Ergebnisse um ein vertiefendes Desk Research zu den Strategien und Programmen der KI-Vorreiter-Länder ergänzt, mit dem Ziel mögliche Erklärungsansätze für die identifizierten Unterschiede zu finden. Der Fokus liegt dabei auf Bereiche, in denen die KI-Vorreiter signifikant bessere Werte aufweisen als das KI-Mittelfeld.

Die quantitative Analyse identifiziert systematische Unterschiede in vier Hauptbereichen. Im Bereich Bildung und Weiterbildung weisen KI-Vorreiter deutlich höhere Teilnahmequoten an formalen und nicht-formalen Lernaktivitäten auf, insbesondere bei IKT-Schulungen über alle Altersgruppen hinweg. Im Bereich Arbeitsmarkt weisen die Vorreiter-Länder niedrigere durchschnittliche Wochenarbeitsstunden auf, gleichzeitig ist die Arbeitsproduktivität aber durchweg höher, was auf effizientere Arbeitsmarktstrukturen hindeuten könnte. Im Bereich digitale Infrastruktur verzeichnen die Spitzenreiter höhere Internet-Konnektivität in Unternehmen aller Größenklassen. Das Benchmarking zeigt, dass die KI-Vorreiter Dänemark, Belgien und die Niederlande ihre digitale Transformation durch kohärente nationale Strategien, praxisorientierte Weiterbildungsangebote und enge Kooperationen zwischen Staat, Wirtschaft und Bildungseinrichtungen vorantreiben. Besonders erfolgsversprechend sind Programme zur gezielten Förderung unterrepräsentierter Gruppen im IKT-Bereich, flexible Jobrotationsmodelle zur Weiterqualifizierung.

Für Deutschland ergeben sich mehrere Ansatzpunkte. Die systematische Integration von Weiterbildung in die nationale Digitalstrategie könnte priorisiert werden, wobei leicht zugängliche, praxisorientierte Angebote durch öffentliche Förderung und Kooperationen ermöglicht werden müssten. Programme nach dänischem Vorbild zur Jobrotation können Weiterqualifizierung und Fachkräftegewinnung effektiv verbinden. Die pragmatische Anerkennung nicht-formaler Qualifikationen, wie in Belgien und den Niederlanden praktiziert, kann berufliche Mobilität erhöhen. Zudem sollten einheitliche, verbindliche Ausbaukonzepte für digitale Infrastruktur mit klaren Zuständigkeiten etabliert werden, um die Digitalisierung von Unternehmensprozessen zu beschleunigen und die Datenverfügbarkeit für KI-Anwendungen zu verbessern. Die Studie verdeutlicht, dass erfolgreiche KI-Implementierung nicht isoliert erfolgen kann, sondern eingebettet sein muss in umfassende Strategien zur digitalen Kompetenzentwicklung, Arbeitsmarktintegration und Infrastrukturausbau.

Summary

The present study investigates the drivers of AI implementation in EU member states. While Northern European countries and the Benelux states lead the field in AI usage, Germany ranks just above the European average. Given the existence of a common European economic area and a European digital agenda, the question arises as to what distinguishes the more advanced AI countries from countries such as Germany. The analysis is based on a two-stage approach to identify structural differences between AI front-runners and AI midfield countries and to derive possible approaches for Germany:

- **Quantitative analysis:** In the quantitative analysis, statistically significant differences between selected AI leader countries (Denmark, Belgium, Netherlands) and AI midfield countries (Germany, Sweden, Austria) will be identified. For this purpose, 270 AI variables and 133,689 socioeconomic, infrastructural, and education-related variables from Eurostat data for the years 2021, 2023, and 2024 are analysed. The analysis is performed using principal component analysis and partial least squares regression. These statistical methods are used to search for patterns in AI usage and possible explanatory variables. In contrast to manually constructed indices based on subjectively weighted variables or analyses of individual variables, our method seeks to identify hidden patterns. It is therefore particularly well suitable for identifying previously undiscovered drivers of AI usage.
- **Qualitative assessment:** In the second step, the quantitative results are supplemented by in-depth desk research on the strategies and programs of the AI leader countries, with the aim of finding possible explanations for the identified differences. The focus is on areas in which the AI leaders perform significantly better than the AI midfield.

The quantitative analysis identifies systematic differences in four main areas. In the area of education and training, AI pioneers have significantly higher participation rates in formal and non-formal learning activities, particularly in ICT training across all age groups. In the labour market, the leading countries have lower average weekly working hours, but at the same time, labour productivity is consistently higher, which could indicate more efficient labour market structures. In the area of digital infrastructure, the frontrunners have higher internet connectivity in companies of all sizes. Benchmarking shows that the AI pioneers Denmark, Belgium, and the Netherlands are driving their digital transformation through coherent national strategies, practice-oriented continuing education programs, and close cooperation between government, industry, and educational institutions. Particularly promising are programs for the targeted promotion of underrepresented groups in the ICT sector and flexible job rotation models for further training.

There are several possible approaches for Germany. The systematic integration of continuing education into the national digital strategy could be prioritized, whereby easily accessible, practice-oriented offerings would have to be made possible through public

funding and cooperation. Programs based on the Danish model of job rotation can effectively combine further training and the recruitment of skilled workers. The pragmatic recognition of non-formal qualifications, as practiced in Belgium and the Netherlands, can increase professional mobility. In addition, uniform, binding expansion concepts for digital infrastructure with clear responsibilities should be established in order to accelerate the digitization of business processes and improve data availability for AI applications. The study makes it clear that successful AI implementation cannot take place in isolation, but must be embedded in comprehensive strategies for digital skills development, labour market integration, and infrastructure expansion.

1 Einleitung

Künstliche Intelligenz gilt als zentrale Schlüsseltechnologie des 21. Jahrhunderts und wesentlicher Treiber für wirtschaftliches Wachstum, Innovation und Wettbewerbsfähigkeit.¹ Trotz gemeinsamer EU-Initiativen, insbesondere im Rahmen des Politikprogramms für die digitale Dekade,² verläuft die Implementierung von KI-Technologien in Europa hochgradig heterogen.³ Während nordeuropäische und Benelux-Staaten führend sind, liegen Deutschland und Österreich nur knapp über dem EU-Durchschnitt. Diese Situation wirft die Frage auf, welche strukturellen, sozioökonomischen und infrastrukturellen Faktoren mit erfolgreicher KI-Adaption korrelieren und KI-Vorreiter-Länder systematisch von den anderen Ländern unterscheiden.⁴

Vor diesem Hintergrund verfolgt der vorliegende Forschungsbeitrag das Ziel, ein besseres Verständnis über die treibenden Kräfte hinter der KI-Nutzung in den EU-Mitgliedsstaaten zu schaffen. Ergänzend zu bisheriger Forschung erweitern wir die quantitative Analyse auf eine deutlich größere Datenbasis (Eurostat, 133.689 Strukturvariablen, 270 KI-Variablen), um bisher unentdeckte Treiber zu suchen.

Die Studie beantwortet dazu die folgenden Forschungsfragen:

1. Was sind die Treiber des KI-Einsatzes in den EU-27-Mitgliedsstaaten?
2. Welche Faktoren unterscheiden KI-Vorreiter systematisch von KI-Mittelfeld-Ländern?
3. Welche konkreten Strategien und Maßnahmen verfolgen die Vorreiter in den identifizierten Bereichen und welche Erkenntnisse lassen sich daraus für Deutschland ableiten?

Der Beitrag nutzt einen quantitativen Ansatz, ergänzt durch eine qualitative Einordnung. Für die Beantwortung der Forschungsfrage 2 werden statistische Verfahren zur Analyse von großen Datenmengen eingesetzt (Hauptkomponentenanalyse und Partial Least Squares (PLS) Regression). Im Vergleich zu bisherigen Ansätzen ermöglicht dies den Einbezug einer großen Zahl von Variablen und damit die Nutzung von vielen Informationen. Es fließen damit nicht nur einzelne Variablen (z.B. die Variable „Nutzung mindestens einer KI-Technologie“ als Indikator für KI-Adaption), sondern alle verfügbaren und geeigneten Variablen ein. Da die Gewichtung der Variablen nicht manuell, sondern auf Basis von statistischen Berechnungen erfolgen, kommt der vorliegende Ansatz ohne eine subjektive und zuvor festgelegte Gewichtung (wie sie beispielsweise im DESI umgesetzt wird) aus. Unser Methode eignet sich somit insbesondere um nach bisher unentdeckten Faktoren für die KI-Nutzung zu suchen.

¹ Vgl. Engels et al. (2025).

² Vgl. Europäische Kommission (2025d).

³ Vgl. Europäischer Rechnungshof (2024) sowie OECD (2004).

⁴ Vgl. Expertenkommission Forschung und Innovation (2024).

Der vorliegende Beitrag ist wie folgt gegliedert:

- Im zweiten Kapitel wird der **aktuelle Forschungsstand** zu Treibern des KI-Einsatzes dargestellt. Da mögliche Ansätze für Deutschland im Mittelpunkt stehen, liegt ein besonderer Fokus auf der Situation in Deutschland, ergänzt durch eine europäische und teilweise globale Perspektive.
- Im dritten Kapitel wird die **quantitative Analyse (Sekundärdatenanalyse)** vorgestellt: Für die Studie wurde eine Hauptkomponentenanalyse mit Daten von Eurostat zu sozioökonomischen, infrastrukturellen und bildungsbezogenen Faktoren durchgeführt. Als Ergebnis der Hauptkomponentenanalyse werden Faktoren identifiziert, die die beiden Ländergruppen, ausgewählte KI-Vorreiter (Dänemark, Belgien, Niederlande) und KI-Mittelfeld (Deutschland, Schweden, Österreich), systematisch voneinander unterscheiden. Das statistische Vorgehen hierzu wird im Anhang näher erläutert.
- Im vierten Kapitel erfolgt eine **qualitative Einordnung** der Ergebnisse aus der vorangegangene quantitative Analyse: Nach der Auswahl der Vergleichskriterien werden die Strategien der Vorreiterländer in den Bereichen IKT-Beschäftigung, IKT-Infrastruktur und -Nutzung sowie Bildung und Weiterbildung detailliert analysiert.
- Der Beitrag schließt mit Kapitel 5, in dem die Ergebnisse beider Analyseschritte zusammengeführt, **Schlussfolgerungen** gezogen sowie mögliche **Ansätze** für Politik und Regulierung abgeleitet.

2 Treiber von Künstlicher Intelligenz in der Literatur

Die Implementierung von KI in Unternehmen und Organisationen wird von zahlreichen Einflussfaktoren bestimmt, welche sowohl im unternehmensinternen, als auch in externen Faktoren (z. B. regulatorischen und politischen) Kontext zu finden sind. Die im Folgenden aufgezeigten Studien beziehen sich insbesondere auf befragte Unternehmen in Deutschland.

Ein zentraler Treiber ist darunter die Verfügbarkeit von Wissen und Fachkräften.⁵ Der Zugang zu qualifizierten Experten und der Aufbau unternehmensinternen Know-hows sind entscheidend, um KI-Technologien einzuführen und langfristig erfolgreich nutzen zu können. Eng damit verbunden ist das Thema der finanziellen Ressourcen.⁶ KI-Implementierung erfordert Investitionen insbesondere in Infrastruktur, Software und kontinuierliche Weiterbildung.⁷

Eine wesentliche Rolle bei der Verbreitung von KI spielt die Nachvollziehbarkeit des Nutzens von KI-Anwendungen.⁸ Unternehmen müssen in der Lage sein, den Mehrwert von KI-Projekten zu quantifizieren und deren Einsatzfelder klar zu identifizieren und (intern) zu kommunizieren. Dies unterstützt sowohl die interne strategische Ausrichtung als auch die Akzeptanz bei Mitarbeitenden. Diese Akzeptanz kann gesichert werden, indem Ängste abgebaut, Transparenz geschaffen und Beschäftigte aktiv in den Einführungsprozess eingebunden werden, um mögliche Widerstände unmittelbar zu adressieren.⁹

Die Kompatibilität von KI-Lösungen mit bestehenden Systemen¹⁰ stellt häufig eine Herausforderung dar. Nur wenn sich neue Anwendungen mit absehbarem Aufwand in vorhandene (IT-)Systeme, Maschinen und Prozesse integrieren lassen, können sie ihre gewünschte Wirkung entfalten. Darüber hinaus spielt der Datenschutz, insbesondere im europäischen Kontext, eine zentrale Rolle.¹¹ Unternehmen müssen höchste Standards im Umgang mit sensiblen personenbezogenen Daten einhalten, um regulatorischen Vorgaben gerecht zu werden um Vertrauen bei Nutzern und Geschäftspartnern zu schaffen und eigenen Daten zu schützen.

Auf übergeordneter Ebene beeinflussen regulatorische und politische Rahmenbedingungen maßgeblich die KI-Implementierung. Einheitliche Standards und Normen auf nationaler und europäischer Ebene bieten Orientierung und fördern die Interoperabilität zwischen unterschiedlichen Systemen.¹² Ein klarer rechtlicher Rahmen schafft Planungssicherheit hinsichtlich Haftungsfragen, ethischer Anforderungen und Datenschutz, wodurch Innovation und Investitionsbereitschaft gefördert werden.¹³

⁵ Vgl. Falck et al. (2024), Bitkom (2024), Feike et al. (2024) sowie Roloff et al. (2024).

⁶ Vgl. Ebenda.

⁷ Vgl. Lundborg et al. (2024).

⁸ Vgl. Falck et al. (2024), Bitkom (2024) sowie Roloff et al. (2024).

⁹ Vgl. Bitkom (2024) sowie Feike et al. (2024).

¹⁰ Vgl. Falck et al. (2024), Bitkom (2024) sowie Roloff et al. (2024).

¹¹ Vgl. Falck et al. (2024) sowie Bitkom (2024).

¹² Vgl. Bitkom (2024) sowie Roloff et al. (2024).

¹³ Vgl. Falck et al. (2024), Bitkom (2024), Feike et al. (2024) sowie Roloff et al. (2024).

Die nachfolgende Grafik fasst die Treiber aus der Literatur zusammen:

Abbildung 1: KI-Treiber aus der Literatur

Wissen und Fachkräfte	Kosten/ finanzielle Ausstattung	Nachvollziehbarkeit des Nutzens, bzw. der Potenziale	Datenaufbereitung und -verfügbarkeit
Kompatibilität	Datenschutz und Datensicherheit	Akzeptanz	Standards und Normen, Rechtlicher Rahmen beim Einsatz

Quelle: Eigene Darstellung basierend auf den Studien von Falck et al. (2024), Bitkom (2024), Feike et al. (2024) sowie Roloff et al. (2024)

Nachfolgend werden in der quantitativen Analyse sowohl ähnliche, als auch ergänzende Faktoren untersucht, die im Kontext der KI-Implementierung von Bedeutung sein könnten. Um möglichst ergebnisoffen heranzugehen, wird eine explorative Analyse der strukturellen Variablen aus Eurostat vorgenommen.

3 Quantitative Analyse

Zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage, welche sozioökonomischen, infrastrukturellen und bildungsbezogenen Faktoren KI-Vorreiter systematisch von KI-Mittelfeld-Ländern unterscheiden, wurden Eurostat-Daten tiefer analysiert. Insgesamt enthält die Eurostat-Datenbank über 300 Millionen Variablen zu EU-Mitgliedstaaten, EU-Regionen und Partnerländern. Thematische Schwerpunkte in den Daten bilden Wirtschaft/Finanzen, Unternehmensstatistiken, Bevölkerungs- und Sozialstatistiken, Außenhandel und Produktion. Anhand der Daten zu KI-Nutzung in Unternehmen werden die KI-Vorreiter-Länder identifiziert. Im nächsten Schritt werden die Unterschiede zwischen den Vorreiter-Ländern zum KI-Mittelfeld (einschließlich Deutschland) untersucht.

3.1 Auswahl der Daten

Datengrundlage und Kontext (Eurostat-Daten)

Die Statistik zur Nutzung von KI in Unternehmen ist in die jährliche Eurostat-Erhebung zur IKT-Nutzung in Unternehmen eingebettet. Diese Erhebung stellt harmonisierte Informationen zur Digitalisierung der Unternehmen bereit.¹⁴ Die zuerst im Jahr 2020 europaweit durchgeführte Unternehmensbefragung zu Technologieeinsatz und KI-Nutzung diente als Startpunkt einer breiten Erhebung von KI-Indikatoren bei Unternehmen. Seitdem werden jährlich Daten zur IKT-Nutzung in Unternehmen erhoben.¹⁵ Die Erhebung im Jahr 2024 repräsentiert den aktuellsten Stand. Die vorliegende Analyse umfasst damit die Jahre 2021, 2023 und 2024. Für das Jahr 2022 liegen keine Eurostat Daten zum Einsatz von KI in Unternehmen und Wirtschaftsbereichen vor.

Variablen zur Beschreibung der KI-Nutzung in Mitgliedsstaaten

Die insgesamt 270 KI-Variablen zur Beschreibung der Nutzung von KI in Unternehmen werden aus den beiden Eurostat-Datensätzen für den Untersuchungszeitraum 2021, 2023 und 2024 für alle EU27-Länder gewonnen:

- *Artificial intelligence by size class of enterprise (isoc_eb_ai)*¹⁶ sowie
- *Artificial intelligence by NACE Rev. 2 activity (isoc_eb_ain2)*¹⁷,

Beide Datensätze erfassen die Nutzung von KI in europäischen Unternehmen mit zehn oder mehr Beschäftigten. Die Daten werden nach Unternehmensgröße (z. B. 10-49, 50-249, 250+ Beschäftigte sowie Selbstständige) und Wirtschaftszweigen (NACE Rev. 2)

¹⁴ Vgl. Eurostat (2025c).

¹⁵ Vgl. Europäische Kommission (2025e).

¹⁶ Vgl. Eurostat (2025d).

¹⁷ Vgl. Eurostat (2025e).

differenziert.¹⁸ Die Erhebung der Eurostat-Daten basiert auf Stichproben (2024: ca. 157.000 von 1,54 Millionen EU-Unternehmen mit mehr als 10 Mitarbeitenden und Selbstständigen) und wird von den nationalen Statistikämtern durchgeführt.¹⁹ Von 1,5 Millionen EU-Unternehmen waren rund 83 Prozent kleine Unternehmen (10-49 Mitarbeitende und Selbstständige), 14 Prozent mittlere Unternehmen (50-249 Mitarbeitende und Selbstständige), und drei Prozent Großunternehmen (250 und mehr sowie Selbstständige).

Aus technologischer Perspektive werden in den Daten nicht nur abgebildet, ob Unternehmen KI einsetzen, sondern auch welche Art der Lösung eingesetzt werden. Dazu gehören beispielsweise KI zur Text- oder Sprachanalyse, KI zur Maschinenbewegung oder Bilderkennung. Zudem werden dies auch mit verschiedenen Wertschöpfungsbereichen kombiniert, z.B. der Einsatz von KI in der Logistik.

Thematisch sind die KI-Variablen in die „Digital economy and society statistics – enterprises“ eingebettet. Dies gewährleistet konsistente Zuordnungen zu Unternehmensgrößen und Wirtschaftszweigen, was für länderübergreifende Vergleiche zentral ist.²⁰ Allerdings weist Eurostat auch auf Änderungen in Frageformulierungen und Abdeckungen hin, was – neben dem sehr kurzen Untersuchungszeitraumes – zusätzliche Herausforderungen für Zeitvergleiche und Regressionsmodelle schafft.²¹

Selektionskriterien der Variablen, die Unterschiede zwischen den Mitgliedsstaaten erklären könnten

In der Studie wird die Auswahl von Variablen, die potenziell Unterschiede zwischen den Mitgliedsstaaten erklären könnten, auf Eurostat-Datensätze beschränkt, die Beobachtungen aus dem gleichen Untersuchungszeitraum (2021, 2023 und 2024) wie die KI-Variablen enthalten. Themenbereiche ohne erkennbaren oder erklärbaren Zusammenhang zur KI-Adoption, wie etwa Primärsektoren (Land-, Forst- und Fischereiwirtschaft), werden vorab ausgeschlossen.

Von den zum Untersuchungszeitpunkt verfügbaren 9.871 Eurostat-Datensätzen verbleiben nach dieser Vorauswahl 918 Datensätze mit insgesamt 133.689 Variablen insbesondere aus den Bereichen Sozioökonomie, Infrastruktur und Bildung.

Innerhalb dieser 918 Datensätze stellt der Themenbereich „Population and social conditions“ mit 607 Datensätzen den größten Block dar, weitere Themenbereiche sind u.a. „Employment and social policy indicators“ (146), „Skills-related statistics“ (131), und auch Technik- und Digitalthemen („Science, technology, digital society“, 69) (siehe Abbildung 2).

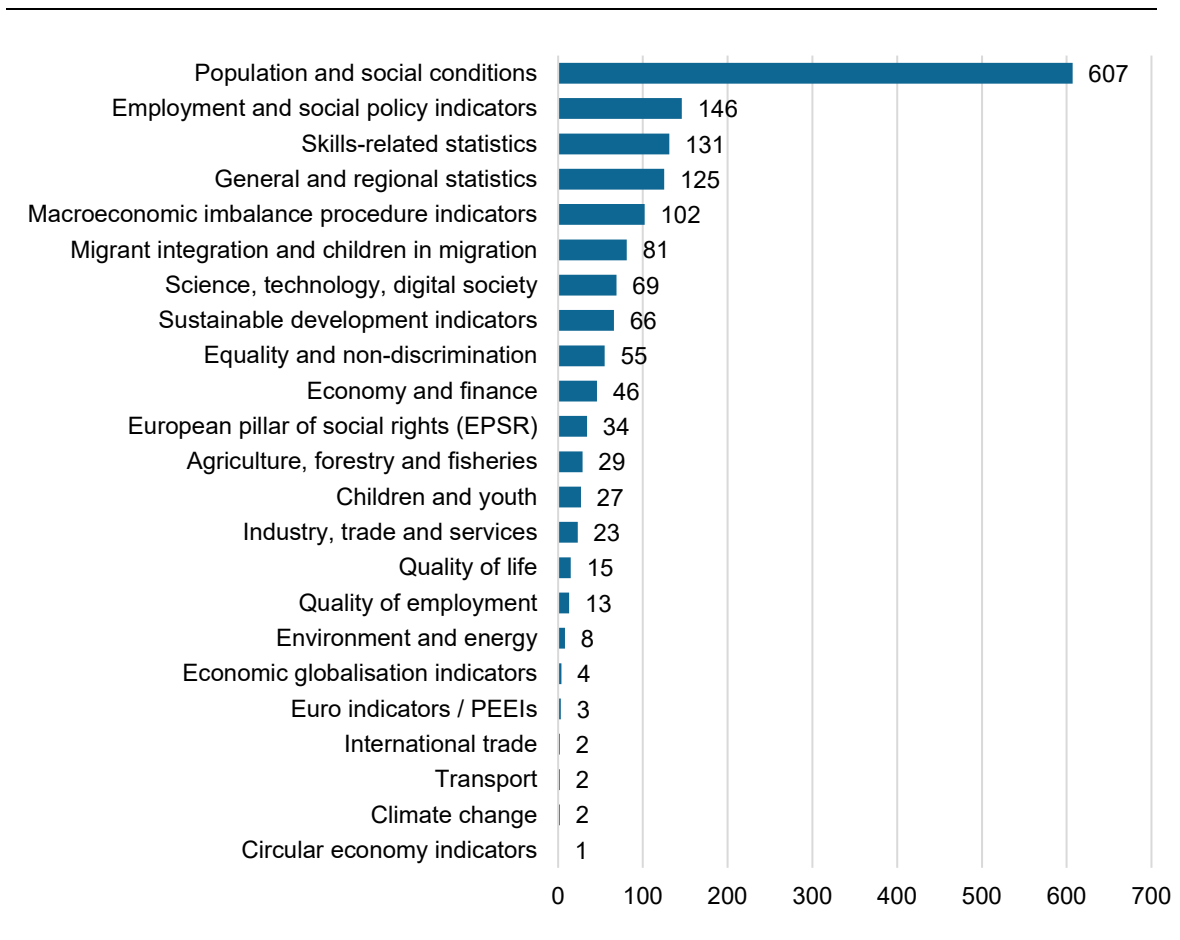
¹⁸ Es liegen keine Angaben zur KI-Nutzung in Unternehmen mit weniger als 10 Mitarbeitenden vor. In den EU-27-Länder (Deutschland) machen diese einen Anteil von rund 20 (18) Prozent aus. Vgl. Eurostat (2025g).

¹⁹ Vgl. Eurostat (2024).

²⁰ Vgl. Eurostat (2025b).

²¹ Vgl. Pelzberger et al. (o.J.).

Abbildung 2: Themenbereiche der Datensätze (Anzahl)



Quelle: Eurostat, eigene Darstellung

Datenvorbereitung und Standardisierung

Die Eurostat-Variablen werden vor der Analyse standardisiert. Dadurch erhalten alle Variablen eine vergleichbare Skalierung, sodass die Untersuchung die tatsächlichen Korrelationen im Datensatz besser widerspiegeln. Ohne Skalierung würden Variablen mit größeren Wertebereichen oder unterschiedlichen Maßeinheiten die Analyse verzerren und überproportional stark beeinflussen. Das Standardisierungsverfahren basiert auf dem Median und dem Interquartilsabstand.²² Die robuste Skalierung ist gegenüber Ausreißern deutlich unempfindlicher als die klassische Standardisierung mittels Mittelwert und Standardabweichung und gewährleistet eine stabilere Datengrundlage.²³

²² Der Interquartilsabstand (IQR = Inter Quartile Range) skaliert die Daten, indem er die Streuung der Daten um den Median herum normalisiert. Er ist die Differenz zwischen dem 75%-Perzentil (Median der oberen Hälfte) und dem 25%-Perzentil (Median der unteren Hälfte). Scikit-Learn (2025).

²³ Die robuste Skalierung wurde gewählt, weil Eurostat-Daten häufig Ausreißer enthalten (z.B. extreme Werte bei kleinen Ländern oder bei spezifischen Wirtschaftszweigen). Im Gegensatz zur klassischen Standardisierung, die durch einzelne Extremwerte verzerrt werden kann, ist die robuste Skalierung stabiler und gewährleistet, dass die tatsächliche Variabilität der Mehrheit der Beobachtungen widergespiegelt wird.

Zusätzlich werden Variablen mit sehr geringer Varianz ausgeschlossen, da nahezu konstante Merkmale keine relevanten Informationen für die steigende KI-Adaption enthalten und lediglich das statistische Rauschen erhöhen.

3.2 Auswertung der Eurostat-Daten

3.2.1 Überblick und methodische Herausforderungen bei der Datenanalyse

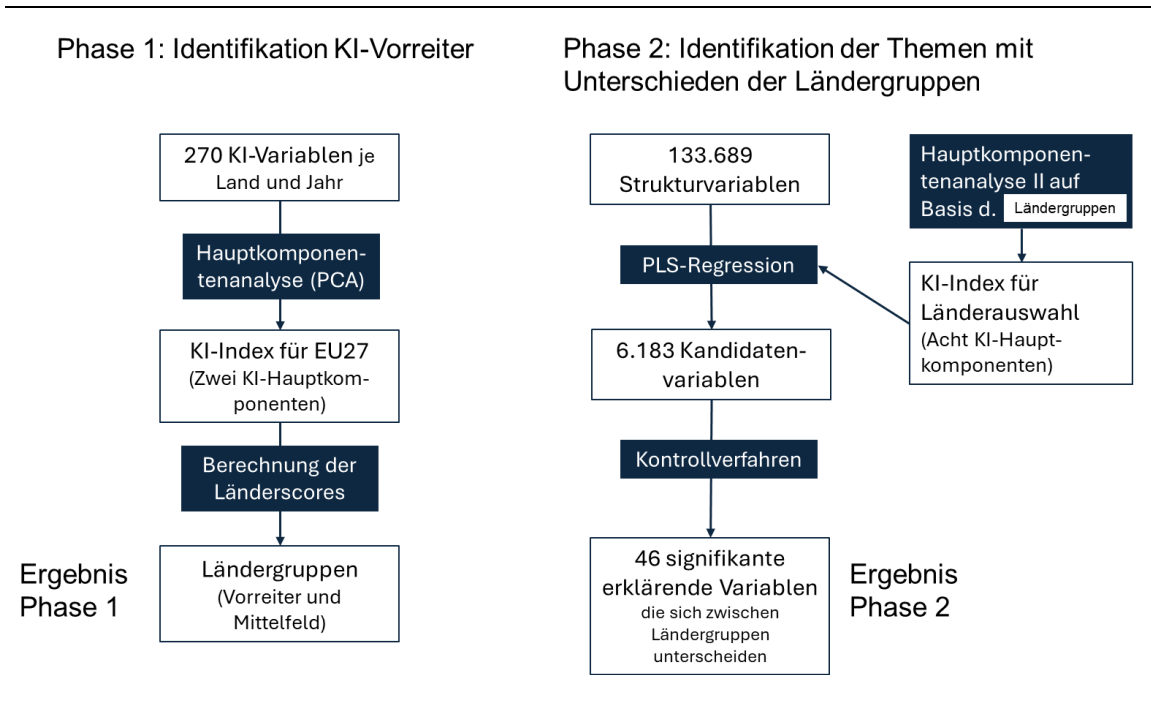
Die vorliegende Analyse des KI-Einsatzes europäischer Länder steht vor mehreren methodischen Herausforderungen, die ein zweistufiges statistisches Verfahren erforderlich machen (Herausforderungen, siehe Textbox im Anhang III):

- In der ersten Phase identifizieren wir Länder, die als KI-Vorreiter bezeichnet werden können. Für die Analyse ziehen wir 270 hochkorrelierte KI-Variablen heran und komprimieren diese auf wenige aussagekräftige KI-Hauptkomponenten (mittels Hauptkomponentenanalyse, PCA). Diese Hauptkomponenten bilden eine Art Index, der eine automatische Gewichtung der wichtigsten KI-Variablen abbildet. Gegenüber der Verwendung einer einzelnen KI-Variable (wie z.B. wieviel „Prozent der Unternehmen mindestens eine KI-Technologie nutzen“) hat dieses Vorgehen den Vorteil, dass über die 270 KI-Variablen viele weitere Informationen sowie auch mehrere Jahre in die Gruppierung der Länder einfließen. Dadurch können die Länder basierend auf einer Vielzahl an (objektiven) Informationen zur KI-Adaption in Vorreiter oder Mittelfeldländer eingeordnet werden, was gerade bei der hohen Dynamik des KI-Begriffs hilfreich ist. Im Unterschied zu manuell erstellten und gewichteten Digitalisierungsindizes ergeben sich bei diesem Verfahren die Gewichtung der Variablen aus einer Mustererkennung. Dieser Methode ist dadurch besonders geeignet, um bisher unerkannte Korrelationen in der KI-Nutzung zu identifizieren.
- In der zweiten Phase werden die Ländergruppenunterschiede zwischen den KI-Vorreitern und dem KI-Mittelfeld identifiziert. Hierfür wird der ermittelte Index zur KI-Nutzung mit einer möglichst großen Anzahl an Variablen zu sozioökonomischen Faktoren aus Eurostat herangezogen. Wir identifizieren mittels einer Partial Least Squares (PLS-)Regression gezielt diejenigen sozioökonomischen Faktoren aus den 133.689 Kandidaten, die am stärksten mit dem gebildeten KI-Index (Hauptkomponenten) korrelieren.²⁴

²⁴ Eine ausführlichere mathematische Beschreibung der einzelnen methodischen Schritte ist im Anhang aufgeführt.

Abbildung 3 zeigt eine Übersicht über die verschiedenen statistischen Verfahren, die im Rahmen der quantitativen Analyse eingesetzt werden.

Abbildung 3: Statistische Verfahren in den beiden Phasen der quantitativen Analyse



Quelle: WIK, eigene Darstellung

3.2.2 Phase 1: Identifikation von KI-Ländergruppen durch Dimensionsreduktion

In der ersten Phase werden die 270 KI-Variablen zusammengefasst. Damit werden zwei Ziele verfolgt:

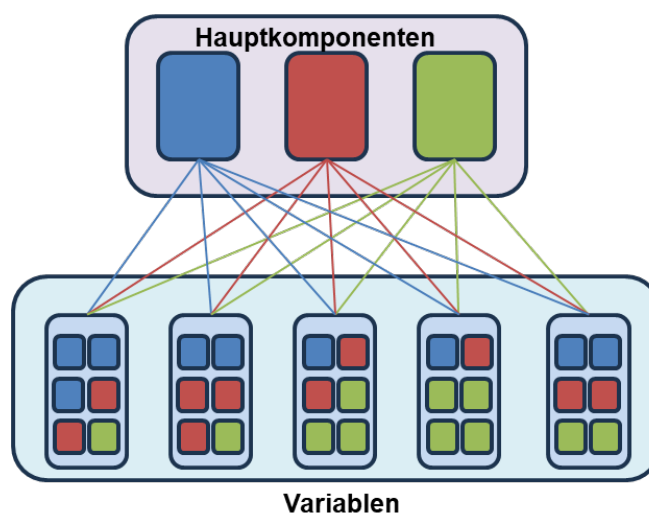
- Länder-Ranking erstellen: Welche EU-Länder sind KI-Vorreiter, welche liegen im Mittelfeld mit Deutschland?
- Variablen reduzieren: Die 270 KI-Variablen werden zu wenigen aussagekräftigen Hauptkomponenten verdichtet, die dann in Phase 2 untersucht werden, um herauszufinden, welche strukturellen Faktoren (infrastrukturell, bildungsbezogen, sozioökonomisch) mit dem KI-Einsatz korrelieren.

Wie oben beschrieben, erfassen die 270 KI-Variablen den KI-Einsatz aus vielen verschiedenen Blickwinkeln: nach Unternehmensgröße, nach Branche, nach Art der eingesetzten KI-Technologie oder in welchem Wertschöpfungsbereich die KI eingesetzt wird. Viele dieser Messwerte überschneiden sich jedoch stark, z.B. kann Textverarbeitung im Marketing oder auch im Einkauf verwendet werden; dies drückt sich dann in zwei verschiedenen Variablen aus. Die 270 Variablen enthalten also viele ähnliche Informationen. Hier setzt die Hauptkomponentenanalyse (PCA) an: Sie erkennt Muster in den Daten und

fasst diese vielen überlappenden Variablen zu wenigen übergeordneten Hauptkomponenten zusammen. Dabei gilt:

- Jede Hauptkomponente fasst alle 270 KI-Variablen zusammen, gewichtet sie aber unterschiedlich stark.
- Variablen, die Ähnliches messen, bekommen in derselben Hauptkomponente hohe Gewichte.
- So entsteht pro Hauptkomponente ein bestimmtes KI-Nutzungsmuster.

Abbildung 4: Vereinfachte Darstellung der Hauptkomponentenanalyse



Quelle: WIK, eigene Darstellung angelehnt an Analytixlabs (2025).

Wie Abbildung 4 zeigt, tragen die 270 Ausgangsvariablen mit unterschiedlichen Gewichten zu den Hauptkomponenten bei. Statt 270 einzelner KI-Variablen erhalten wir wenige aussagekräftige Hauptkomponenten. Jede Hauptkomponente stellt eine Gewichtung aller 270 Variablen dar. Mit den Hauptkomponenten können die wesentlichen Unterschiede im KI-Einsatz zwischen den Ländern abgebildet werden.

Die Zusammensetzung der wichtigsten Hauptkomponente ist im Anhang IV dargestellt. Ein Auszug der relevantesten Variablen ist zudem in Tabelle 1 abgebildet, einschließlich der Beschreibung der Variablenbedeutung.

Die Variablen, die am stärksten zu den wichtigsten Hauptkomponenten beitragen, messen u.a.

- den Einsatz von KI-Sprachverarbeitung,
- die Nutzung generischer KI-Technologien in Unternehmen,
- den Einsatz von Prozessautomatisierungen,

- die Nutzung von Text Mining, und
- die Nutzung von KI in Planungs- und Logistiksystemen und in Augmented Reality-Anwendungen.

Die Hauptkomponentenanalyse basiert hauptsächlich auf statistischen Kennzahlen der Variablen (Varianz), ist also das Ergebnis von Berechnungen, nicht von inhaltlichen Überlegungen. Inhaltlich könnte man die beiden Hauptkomponenten interpretieren als „Branchenübergreifende Nutzung sprach- und textbasierter sowie generischer KI-Lösungen“ (Hauptkomponente 1, PC1) und „KI-Nutzung in der Prozessautomatisierung und Logistik“ (Hauptkomponente 2, PC2).²⁵

Tabelle 1: Auszug aus den wichtigsten Variablen der ersten Hauptkomponente, einschließlich Bedeutung der Variablencodes aus Eurostat

	KI-Variable der 1. Hauptkomponente	Loading
1	Unternehmen mit 10 bis 249 Beschäftigten, die KI-Technologien verwenden, die geschriebene oder gesprochene Sprache erzeugen (Generierung natürlicher Sprache), die in den Bereichen „alle Aktivitäten, (ohne Land- und Forstwirtschaft, Fischerei; Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden) ohne Finanzsektor“ tätig sind, Angabe in Prozent der Unternehmen. <i>isoc_eb_ai_A_10-249_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT</i>	0,090353218
2	Unternehmen mit 10 bis 249 Beschäftigten, die KI-Technologien verwenden, die geschriebene oder gesprochene Sprache erzeugen (Generierung natürlicher Sprache), die in den Bereichen „alle Aktivitäten, (ohne Land- und Forstwirtschaft, Fischerei; Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden) ohne Finanzsektor“ tätig sind, Angabe in Prozent der Unternehmen, in denen Beschäftigte Zugang zum Internet haben. <i>isoc_eb_ai_A_10-249_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT_IUSE</i>	0,089878689
3	Unternehmen mit mehr als 10 Beschäftigten, die mindestens zwei der KI-Technologien verwenden, die in den Bereichen Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronische und optische Erzeugnisse, elektrische Ausrüstungen; Maschinenbau, sonstiger Fahrzeugbau, Möbel, Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen tätig sind, Angabe in Prozent der Unternehmen, in denen Beschäftigte Zugang zum Internet haben. <i>isoc_eb_ain2_A_GE10_C26-C33_E_AI_TGE2_PC_ENT_IUSE</i>	0,089136835
4	Unternehmen mit mehr als 10 Beschäftigten, die mindestens zwei der KI-Technologien verwenden, die in den Bereichen Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronische und optische Erzeugnisse, elektrische Ausrüstungen; Maschinenbau, sonstiger Fahrzeugbau, Möbel, Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen tätig sind, Angabe in Prozent der Unternehmen. <i>isoc_eb_ain2_A_GE10_C26-C33_E_AI_TGE2_PC_ENT</i>	0,088854326
5	Unternehmen mit 50 bis 249 Beschäftigten, die KI-Technologien verwenden, die geschriebene oder gesprochene Sprache erzeugen (Generierung natürlicher Sprache), die in den Bereichen „alle Aktivitäten, (ohne Land- und Forstwirtschaft, Fischerei; Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden) ohne Finanzsektor“ tätig sind, Angabe in Prozent der Unternehmen. <i>isoc_eb_ai_A_50-249_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT</i>	0,087701379

²⁵ Bei der inhaltlichen Interpretation der Hauptkomponente ist jedoch zu beachten, dass grundsätzlich alle 270 KI-Variablen darin enthalten sind. Die inhaltliche Beschreibung fokussiert diejenigen Variablen, die am stärksten einfließen.

Es ist erkennbar, dass die erste Hauptkomponente allein nahezu 69 % der Gesamtvarianz erklärt. Dies deutet auf einen starken gemeinsamen Faktor hin, der die KI-Variablen über alle 27 EU-Länder hinweg prägt. Die zweite Komponente erfasst rund 7 % der Varianz und repräsentiert die zweitwichtigste Differenzierungsdimension der KI-Variablen. Mit kumulativ rund 76 % erklärter Varianz durch PC1 und PC2 lassen sich bereits drei Viertel der Variation in den KI-Variablen durch nur zwei latente Faktoren beschreiben (siehe Anhang V).

Identifikation von KI-Vorreiter- und KI-Mittelfeld-Ländern auf Basis ihrer KI-Nutzung

Im nächsten Schritt werden die Hauptkomponenten eingesetzt, um einen Index der KI-Nutzung für die Mitgliedsstaaten zu ermitteln. Auf Basis der Hauptkomponenten wird für jedes Land ein gewichteter Durchschnittswert der KI-Nutzung ermittelt.

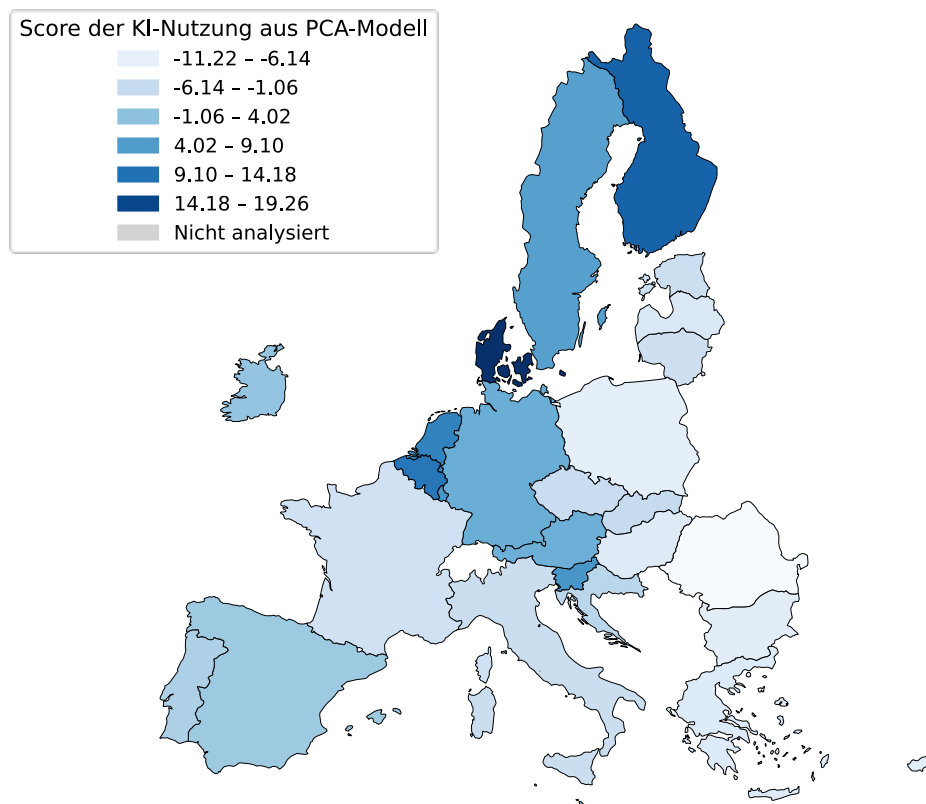
Dieser Ansatz liefert ein robustes Maß für den KI-Einsatz der EU-27-Länder. Besonders stark sind dabei Dänemark, Belgien, Finnland und die Niederlande (siehe Abbildung 5). In diesem Beitrag werden Potenziale für die Umsetzung in Deutschland identifiziert. Dafür wurden die folgenden Ländergruppen für die weitere Analyse ermittelt:²⁶

- Ländergruppe A (KI-Vorreiter): Dänemark, Belgien, Niederlande.
- Ländergruppe B (KI-Mittelfeld): Deutschland, Schweden,²⁷ Österreich.

²⁶ Finnland verfügt über eine stärker rohstoff- und großindustriebasierte Wirtschaftsstruktur, wohingegen Deutschland von einer diversifizierten und mittelstandsgeprägten Industrie mit verarbeitendem Gewerbe geprägt ist. Daraus resultiert eine eingeschränkte Vergleichbarkeit wirtschaftsbezogener KI-Strategien beider Länder, weswegen Finnland nicht in die tiefergehende Analyse einbezogen wird.

²⁷ Auch wenn Schweden im Jahr 2024 eine stark steigende Tendenz aufweist (siehe Abbildung 6), die es in der Einzeljahresbetrachtung näher an die Ländergruppe "KI-Vorreiter" rückt, orientieren wir uns für die Gruppenzugehörigkeit an dem berechneten Durchschnittswert der KI-Nutzung seit 2020 eines Landes. Schweden wird aufgrund seiner besonderen Entwicklung im letzten Betrachtungsjahr zusätzlich zu den KI-Vorreiter-Ländern in Kapitel 5 näher betrachtet.

Abbildung 5: Durchschnittlicher KI-Einsatz der EU27-Länder (2021, 2023 und 2024)

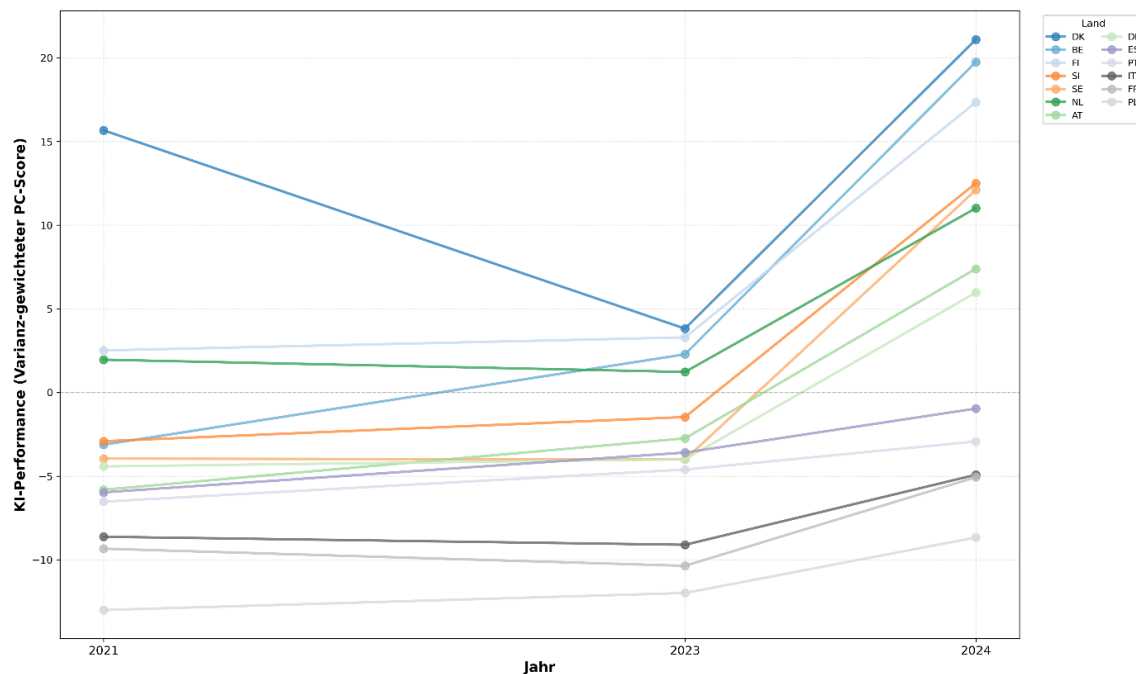


Quelle: WIK, eigene Darstellung

Die Abbildung 6 zeigt zusätzlich die jährliche Entwicklung der KI-Nutzung (gemessen als gewichteter Durchschnittswert der Komponenten aus der Hauptkomponentenanalyse) in europäischen Ländern. Insgesamt ist ein deutlicher Anstieg des KI-Einsatzes zwischen 2023 und 2024 zu beobachten, nachdem die Werte in den Jahren zuvor relativ stabil oder leicht rückläufig waren. Während sich die Werte für Dänemark (DK) ausgehend von 2021 im Jahr 2024 nur moderat gesteigert haben, zeigen Belgien (BE) und Finnland (FI) starke Zugewinne. Länder wie Slowenien (SI), Schweden (SE), Deutschland (DE), die Niederlande (NL) und Österreich (AT) verzeichneten ebenfalls deutliche Zugewinne, während Frankreich (FR), Polen (PL) und Italien (IT) weiterhin im unteren Bereich verbleiben, wenn auch mit leichter Verbesserung. Dies deutet darauf hin, dass insbesondere nord-europäische Länder in jüngster Zeit signifikante Fortschritte in der KI-Nutzung erzielt haben, während süd- und mitteleuropäische Staaten tendenziell langsamer aufholen.²⁸

²⁸ Die drastischen Anstiege zwischen 2023 und 2024 könnten teilweise auf methodische Änderungen in der Eurostat-Erhebung zurückzuführen sein. Künftige Analysen sollten prüfen, ob diese Sprünge echte Performancegewinne oder Erhebungsartefakte darstellen.

Abbildung 6: Entwicklung der KI-Nutzung im Betrachtungszeitraum 2021, 2023 und 2024

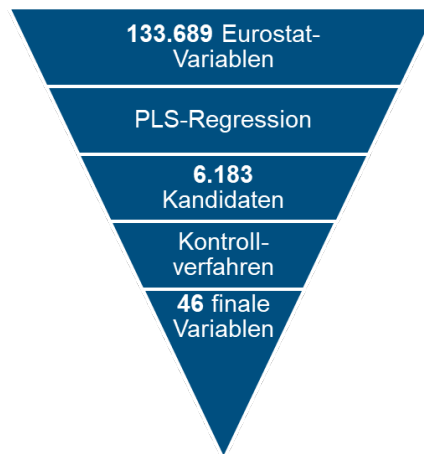


Quelle: WIK, eigene Darstellung (Daten: Eurostat)

3.2.3 Phase 2: Identifikation von Faktoren, die KI-Nutzung erklären könnten

In der Phase 2 werden die strukturellen Unterschiede zwischen den beiden Ländergruppen (KI-Vorreiter und KI-Mittelfeld) analysiert. Dazu werden Variablen betrachtet, die potenziell Treiber oder Hemmnisse für die KI-Adaption darstellen können. Das Ziel der Analyse ist es, ergebnisoffen heranzugehen und dabei eine möglichst hohe Anzahl an Variablen einzubeziehen, um nach KI-Treibern zu suchen, die in der bisherigen Forschung bzw. mit bisher angewandten Methoden noch nicht identifiziert wurden. Aus 133.689 strukturellen Eurostat-Variablen, die in der Analyse betrachtet wurden, können mithilfe der Partielle-Kleinste-Quadrate-Regression (PLS) sowie Kontrollverfahren 46 signifikante Variablen, die potenziell die Unterschiede zwischen KI-Vorreiter- und KI-Mittelfeld-Ländern erklären, identifiziert werden (siehe Abbildung 7).

Abbildung 7: Schrittweise Identifizierung der Ländergruppenunterschiede



Quelle: WIK, eigene Darstellung

Das Verfahren der PLS-Regression eignet sich besonders, um aus der sehr großen Menge potenzieller Einflussvariablen (hier 133.689 strukturelle Eurostat-Variablen) diejenigen zu filtern, die am stärksten mit den zu erklärenden KI-Variablen (Zielvariablen oder Response-Variablen, hier die KI-Variablen) korrelieren.²⁹ Als zu erklärende Variablen für die PLS-Regression werden, wie in Phase 1, die Eurostat-Daten zu der KI-Nutzung herangezogen (und dabei die Hauptkomponenten für die sechs Länder gebildet).³⁰ Ergebnis der Analyse ist ein zweiter Index, der die wichtigsten KI-Variablen für die sechs betrachteten Länder (Vorreiter- und Mittelfeldländer) abbildet. Darin befinden sich acht Hauptkomponenten, die zusammen etwa 95 % der Gesamtvarianz enthalten. Dieser zweite KI-Index, spezifisch für die 6 betrachteten Länder, wird in ein PLS-Mode einbezogen.³¹ Um aus den Eurostat-Strukturvariablen die wichtigsten herauszufiltern, berechnen wir für jede Variable den „Variable Importance in Projection“-Wert (VIP-Wert). Dieser Wert zeigt, wie stark eine Variable zur Erklärung der Unterschiede zwischen den Ländergruppen beiträgt. Ein VIP-Wert über 1 signalisiert: Diese Variable ist überdurchschnittlich wichtig – sie trägt mehr zur Erklärung bei als eine durchschnittliche Variable im Modell.³²

²⁹ Für die PLS-Regression werden maximal 10 latente Komponenten extrahiert, wobei die tatsächliche Anzahl durch das Minimum aus Stichprobengröße (18 Beobachtungen: 6 Länder × 3 Jahre), Anzahl der IVs und Anzahl der DVs (8 Hauptkomponenten) begrenzt wird. In der vorliegenden Analyse werden somit faktisch 8 PLS-Komponenten verwendet, da dies das Minimum der drei Kriterien darstellt.

³⁰ Es werden jedoch nicht die Hauptkomponenten aus Phase 1 verwendet, da diese über alle EU-27-Länder hinweg gebildet wurden. Stattdessen wird eine zweite Hauptkomponentenanalyse ausschließlich für die sechs Länder der beiden Ländergruppen durchgeführt. Es wird die zweite Hauptkomponentenanalyse der KI-Variablen ausschließlich für die sechs ausgewählten Länder durchgeführt, um die Varianzstruktur und die relevanten KI-Dimensionen innerhalb dieser fokussierten sechs Länder der beiden Ländergruppen wiederzugeben.

³¹ Die PLS-Regression identifiziert (latente) Variablen, die sowohl die Varianz der Struktur-Variablen als auch der KI-Faktoren maximieren, um zu bestimmen, welche Merkmale die Unterschiede zwischen KI-Vorreiter- und KI-Mittelfeld-Ländern am besten erklären.

³² Der VIP-Schwellenwert von 1.0 folgt der Empfehlung von Chong & Jun (2005), die zeigen, dass Variablen mit $VIP > 1$ überdurchschnittlich zur Modellperformance beitragen. Dieser Schwellenwert ist in der PLS-Literatur weitgehend akzeptiert und balanciert zwischen zu restriktiver (wenige Features) und zu liberaler (zu viele Features) Selektion.

Durch die Kombination von PLS-Regression und VIP-Berechnung gelingt es, die ursprünglich 133.689 strukturellen Eurostat-Variablen drastisch zu reduzieren: Es bleiben 6.183 Kandidaten-Variablen übrig, die potenziell erklären, warum sich die KI-Nutzung zwischen den beiden Ländergruppen unterscheidet.

Um sicherzustellen, dass auch wirklich alle 6.183 Kandidaten-Variablen korrekt ausgewählt worden sind, werden die einzelnen Beobachtungen pro Variable pro Land wiederholt zufällig neu angeordnet (Permutationstest) und zwischen den beiden Ländergruppen verteilt. Hierdurch wird geprüft, ob die identifizierten Ländergruppenunterschiede tatsächlich größer sind als bei zufälliger Gruppierung. Um die Ergebnisse weiter abzusichern, wird zusätzlich kontrolliert, ob die durch die Permutationstests als signifikant bewerteten Variablen wirklich korrekt eingeordnet wurden, dazu wird eine False-Discovery-Rate (FDR) Korrektur eingesetzt.^{33 34}

Die 6.183 Kandidaten-Variablen werden durch die Kontrollverfahren auf 150 signifikante Variablen reduziert.³⁵ Von diesen werden 46 Variablen ausgewählt, die nicht potenziell mit Populationsgrößen korrelieren. Diese bilden das finale Ergebnis der quantitativen Analyse und erklären damit potenziell die Unterschiede zwischen den beiden Ländergruppen hinsichtlich ihrer KI-Nutzung.

3.3 Ergebnisse des Ländergruppenvergleichs und potenziell erklärende Variablen

Der Vergleich zwischen den Ländergruppen der KI-Vorreiter und des KI-Mittelfelds zeigt deutliche Unterschiede in einzelnen Themenbereichen. In Abbildung 8 sind für jede Variable die standardisierten Mittelwerte von KI-Vorreiter- (blau) und KI-Mittelfeld-Ländern (orange) dargestellt.³⁶ Die horizontalen Balken visualisieren die Streuung innerhalb jeder Ländergruppe. Je größer der horizontale Abstand zwischen den beiden Punktschätzern

³³ Die Stratifizierung nach Jahren ist notwendig, weil alle Länder gemeinsam zeitliche Entwicklungen durchlaufen (z.B. Pandemie-Effekte, Krieg in der Ukraine, etc.). Würden wir über Jahre hinweg permutieren, könnten wir Ländergruppen-Unterschiede mit Jahr-Effekten verwechseln. Durch die Stratifizierung testen wir ausschließlich, ob die räumlichen Unterschiede zwischen den Ländergruppen statistisch signifikant sind – unabhängig von zeitlichen Trends, die alle Länder betreffen.

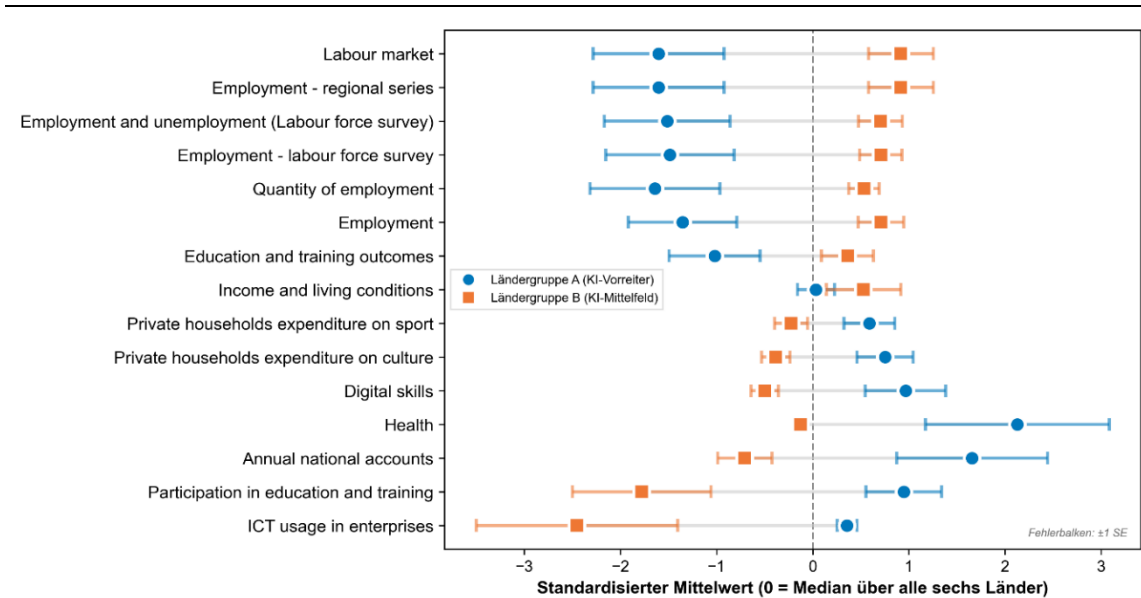
³⁴ Bei diesem iterativen Verfahren werden die Gruppenzuordnungen innerhalb jedes Jahres zufällig vertauscht (randomisiert), wobei die zeitliche Struktur erhalten bleibt. Dies erlaubt zu prüfen, ob die beobachteten Unterschiede größer sind, als bei zufälliger Gruppierung zu erwarten wäre. Die zentrale Frage des Permutationstests lautet: *„Wenn es wirklich keinen systematischen Unterschied zwischen den Ländergruppen gäbe (Nullhypothese), wie wahrscheinlich wäre es dann, rein durch Zufall einen Mittelwertsunterschied zu beobachten, der mindestens so groß ist wie der tatsächlich beobachtete?“* Insgesamt ermöglicht dieser mehrstufige Ansatz, zentrale Einflussgrößen des KI-Einsatzes und eine systematische Unterscheidung zwischen KI-Vorreitern und KI-Mittelfeld-Ländern vorzunehmen, wobei sowohl die hohe Datenkomplexität als auch die begrenzte Stichprobengröße angemessen berücksichtigt werden.

³⁵ Siehe Liste mit den Ergebnissen im Anhang.

³⁶ Die Standardisierung erfolgt über alle sechs analysierten Länder (BE, NL, DK, DE, SE, AT): Jede Variable wird am Median zentriert und durch den Interquartilsabstand skaliert, sodass ein Wert von 0 (gestrichelte vertikale Linie) dem gemeinsamen Median entspricht. Positive Werte bedeuten, dass die durchschnittliche Ausprägung in einer Ländergruppe über dem gemeinsamen Median der sechs Länder liegt; negative Werte liegen darunter.

(Kreis und Quadrat), desto stärker unterscheiden sich die Ländergruppen in dieser Variablen.

Abbildung 8: Vergleich der standardisierten Durchschnittswerte der KI-Vorreiter und des KI-Mittelfelds



Quelle: WIK, eigene Darstellung

Aus den Ergebnissen der PLS-Regression (siehe Abbildung 8) wurden fünf zentrale, übergeordnete Themenbereiche identifiziert, in denen sich jeweils mehrere Variablen aus der Abbildung befinden. Diese Themenbereiche weisen Unterschiede bei den standardisierten Durchschnittswerten der beiden Ländergruppen auf:

Bildung und Kompetenzentwicklung

Die ausgeprägtesten Unterschiede zwischen den Ländergruppen zeigen sich im Bereich der Erwachsenenbildung und kontinuierlichen Weiterqualifizierung. KI-Vorreiter weisen deutlich höhere Teilnahmequoten an Bildungs- und Weiterbildungsmaßnahmen auf, was sich sowohl in formalen als auch in nicht-formalen Lernaktivitäten der Bevölkerung ab 15 Jahren zeigt. In den KI-Vorreiter-Ländern haben in den letzten vier Wochen vor der Erhebung deutlich mehr Menschen an Bildungsmaßnahmen teilgenommen.

Besonders hervorzuheben ist der Unterschied bei der IKT-Schulung nach Altersgruppen. KI-Vorreiter investieren erkennbar stärker in die digitale Qualifizierung ihrer Bevölkerung über alle Altersgruppen hinweg. Dies deutet auf eine breitere gesellschaftliche Verankerung digitaler Kompetenzen hin, die über spezialisierte IKT-Fachkräfte hinausgeht.

Arbeitsmarkt und Beschäftigungsstrukturen

Ein paradoxes Ergebnis zeigt sich bei den Arbeitsstunden: Länder des KI-Mittelfelds verzeichnen tendenziell höhere tatsächliche wöchentliche Arbeitsstunden, während KI-Vorreiter durchschnittlich weniger Stunden pro Woche arbeiten und höhere Anteile an Haushalten mit niedriger Arbeitsintensität aufweisen. Dies könnte auf unterschiedliche Arbeitsorganisationsformen, höhere Teilzeitquoten oder effizientere Arbeitsprozesse der KI-Vorreiter hindeuten.

Beschäftigungsquoten und Aktivitätsraten

Die Beschäftigungsquoten nach Bildungsniveau fallen bei den KI-Mittelfeld-Ländern tendenziell höher aus. Dies ist auch in der Erwerbsquote nach Bildungsniveau sichtbar, wo die Mittelfeld-Länder ebenfalls stärker abschneiden. Obwohl die KI-Vorreiter niedrigere formale Erwerbsquoten aufweisen, müssen höhere Quoten im Mittelfeld nicht zwingend mit höherer Arbeitsqualität oder Innovation korrespondieren.

Die Beschäftigungsvariablen aus den Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnungen bestätigen diese strukturellen Unterschiede. Die KI-Vorreiter scheinen trotz niedrigerer Aktivitätsraten eine strukturell effizientere Arbeitsmarktintegration mit höherer Produktivität und besserer Beschäftigungsqualität zu besitzen.

Produktivität und Wirtschaftsleistung

Die Arbeitsproduktivitätsvariablen zeigen durchweg signifikante Unterschiede zugunsten der KI-Vorreiter. Höhere Arbeitsproduktivität in den KI-Vorreiter-Ländern bedeutet, dass mit gleicher oder geringerer Arbeitszeit mehr wirtschaftliche Wertschöpfung generiert wird. Dies korrespondiert mit den Befunden zu kürzeren Arbeitszeiten bei gleichzeitig höherer Beschäftigungsqualität.

Die Lohnstückkosten sind in den KI-Vorreiter-Ländern ebenfalls signifikant höher. Dies deutet darauf hin, dass die höhere Produktivität mit einem deutlich höheren Lohnniveau einhergeht, was typisch für wissensintensive Volkswirtschaften ist.

Digitale Infrastruktur und IKT-Nutzung

Die Digitalisierung in Unternehmen zeigt klare Unterschiede: Unternehmen in KI-Vorreiter-Ländern verzeichnen systematisch bessere Internet-Konnektivität und fortgeschrittene digitale Anwendungen. Diese Unterschiede sind nicht nur bei großen Unternehmen zu beobachten, sondern durchziehen alle Unternehmensgrößen. Die systematisch höhere digitale Durchdringung schafft vermutlich günstigere Rahmenbedingungen für KI-Anwendungen.

4 Qualitative Analyse zur Einordnung der quantitativen Ergebnisse

Nachdem die quantitative Analyse wichtige Themengebiete identifiziert hat, in denen sich die Vorreiter-Länder von den Mittelfeldlern unterscheiden, sollen diese näher betrachtet werden. Ziel der qualitativen Einordnung ist es, die Strategien, Programme und Rahmenbedingungen der KI-Vorreiter in den identifizierten Themenbereichen im Vergleich zu Deutschland zu analysieren. Auf dieser Grundlage sollen Ansatzpunkte für Optimierungspotenziale für die deutsche Politik und Wirtschaft abgeleitet werden.

4.1 Auswahl der Vergleichsstaaten und Vergleichskriterien

Ausgangspunkt für die qualitative Analyse sind die gebildeten Ländergruppen aus Kapitel 3.3, d.h. die KI-Vorreiter Belgien, Dänemark und die Niederlande werden als Referenzländer eingesetzt. Im Hinblick auf die Vergleichskriterien wird ebenfalls auf den Ergebnisteil der quantitativen Analyse zurückgegriffen: So sind Variablen aus den Themen Arbeitsmarkt, Beschäftigung im IKT-Bereich, Bildung und Weiterbildung sowie Infrastruktur und IKT-Einsatz besonders häufig unter den Variablen, die die beiden Ländergruppe trennen (Abbildung 9). Passend zum Ziel der qualitativen Einordnung, der Identifikation von möglichen Ansätzen für Deutschland, werden Variablen ausgewählt, in denen Steuerungsmöglichkeiten liegen. Aufgrund der teils unklaren Erkenntnisse zum allgemeinen Arbeitsmarkt³⁷ und zur Arbeitslosigkeit wird dieses Thema aus der Analyse ausgeklammert. Um einen Überblick über die Bedingungen der Vergleichsländer (Belgien, Dänemark, Niederlande) zu bieten, werden die Strukturdaten in Tabelle 1 im Anhang dargestellt.

Die Ergebnisse der qualitativen Analyse werden anhand der drei Schwerpunktthemen Beschäftigung im IKT-Bereich, (Weiter-)Bildung und IKT-Infrastruktur und -Nutzung aufgezeigt. Dabei wird zunächst auf Programme und Strategien der drei Vergleichsländer im Einzelnen eingegangen. Dann folgt für jedes Thema eine übergeordnete Betrachtung, die auf den Vergleich zu Deutschland eingeht.

4.2 Ergebnisse der qualitativen Analyse

4.2.1 Beschäftigung im IKT-Bereich

Bei den drei Vorreiterländern zeigt sich ein hoher Anteil an Experten im IKT-Bereich an der Gesamtzahl der Beschäftigten. Dabei stechen insbesondere die Niederlande mit sieben Prozent hervor.³⁸ Deutschland liegt mit 5,3 Prozent knapp oberhalb des Europäischen Durchschnitts von 5 Prozent.

³⁷ Die statistischen Ergebnisse zu diesem Thema lassen keine eindeutige Ableitung einer Wirkrichtung für die betrachteten KI-Vorreiter zu. Entsprechend sind die Variablen ungeeignet, um eine übergreifende qualitative Analyse für dieses Themengebiet umzusetzen (vgl. Erläuterungen 3.3).

³⁸ Vgl. Eurostat (2025g).

Dänemark fördert die Beschäftigung im IKT-Bereich mit gezielten nationalen und europäischen Programmen. Dazu zählen umfangreiche Digitalisierungsstrategien sowie Investitionen von über 270 Millionen Euro, die digitale Kompetenzen und Qualifizierungswege stärken sollen.³⁹ Dabei stehen lebenslanges Lernen und speziell auf den Bedarf von IT-Fachkräften und die digitale Transformation zugeschnittene Weiterbildungsangebote im Vordergrund.⁴⁰ Dazu gehört, auch nicht-formale Weiterqualifikation anzuerkennen. In Dänemark wird "Jobrotation" für Unternehmen angeboten, die aktuell Personen eine Weiterbildung im IKT-Bereich ermöglicht. Während der Weiterbildungszeit können Unternehmen die vorübergehend freie Stelle durch eine aktuell arbeitssuchende Person vertreten lassen. Mit dem Programm kann Personal gezielt in digitalen Berufen weiterqualifiziert werden und Arbeitsuchenden kann ein Einstieg in die IKT-Branche ermöglicht werden.⁴¹ Dänemark beteiligt sich an europäischen Förderprojekten, um Innovationen und Beschäftigungspotenziale im IKT-Bereich nachhaltig auszubauen.⁴² Die Verknüpfung nationaler Politikkonzepte mit EU-Förderinstrumenten etabliert Dänemark als Referenzmodell in der digitalen Arbeitsmarktförderung.⁴³

Belgien setzt zur Förderung der Beschäftigung im IKT-Bereich gezielte nationale Strategien und Programme um. Der Fokus liegt dabei auf Weiterbildung, Umschulung und der Beseitigung geschlechtsspezifischer Unterschiede.⁴⁴ Durch Programme wie "Women in Digital" und Kooperationen zwischen Regierung, Wirtschaft und Bildungsträgern werden gezielt junge Menschen, insbesondere Frauen, für den Einstieg in IKT- und STEM⁴⁵-Berufe gewonnen.⁴⁶ Belgien plant dabei bis 2030 Investitionen von insgesamt 892 Mio. Euro in die digitale Infrastruktur und die Qualifizierung von Arbeitskräften, um die Wettbewerbsfähigkeit und Beschäftigungspotenziale zu sichern. Darüber hinaus bestehen koordinierte Bildungsinitiativen auf föderaler Ebene, die praxisnahe digitale Kompetenzentwicklung und branchenspezifische Qualifizierung ermöglichen. Belgien weist im europäischen Vergleich eine überdurchschnittliche Grundkompetenz bei KMU und IKT-Beschäftigten auf.⁴⁷

Die Niederlande fördern die Beschäftigung im IKT-Bereich durch verschiedene staatliche Programme im Rahmen der nationalen Digitalisierungspolitik.⁴⁸ Maßnahmen umfassen gezielte Fort- und Weiterbildungsprogramme für IT-Spezialistinnen und -Spezialisten sowie die Förderung von Frauen im IKT-Bereich, da dieser aktuell noch geschlechtsspezifische Ungleichgewichte aufweist.⁴⁹ Besonders die Einführung moderner Technologien wie KI und Cloud-Lösungen wird durch Investitionsprogramme, Innovationsförderung und

³⁹ Vgl. Handelskammer Dänemark (2024) sowie Europäische Kommission (2025).

⁴⁰ Vgl. Cedefop (o.J.).

⁴¹ Vgl. Ziegler & Müller-Riedlhuber (2020).

⁴² Vgl. EuroAccess (2025).

⁴³ Vgl. Handelskammer Dänemark (2024).

⁴⁴ Vgl. Europäische Kommission (2024) sowie Be Digital Together (2024a).

⁴⁵ Damit werden Berufe für die ein Abschluss in Wissenschaft, Technologie, Ingenieurwesen und Mathematik erforderlich ist bezeichnet. Im Deutschen wird die Abkürzung „MINT“ verwendet.

⁴⁶ Vgl. Be Digital Together (2024b).

⁴⁷ Vgl. Europäische Kommission (2024) sowie Be Digital Together (2024b).

⁴⁸ Vgl. Europäische Kommission (2025a).

⁴⁹ Vgl. Eurostat (2025a).

Unterstützung von KMU vorangetrieben.⁵⁰ Zudem hat die Digitalisierung im Gesundheitswesen eine besondere Priorität: Dort werden nationale Mittel eingesetzt, um E-Health-Lösungen und Telemedizin-Initiativen auszubauen.⁵¹

Gemeinsamkeiten beim Thema der Beschäftigung im IKT-Bereich zeigen sich in den drei Spitzenreiter-Ländern in gezielten Anreizsystemen und der Integration von Fachkräftequalifizierung in nationale Digitalstrategien.⁵² Alle drei Länder koppeln Beschäftigungsförderung eng mit Bildungs- und Weiterbildungsinitiativen, insbesondere durch Programme, die Qualifizierungsmaßnahmen und Unternehmensgründungen im Technologiebereich systematisch verbinden.⁵³ Ein Vergleich mit Deutschland zeigt, dass diese Länder ihre digitalen Arbeitsmärkte durch kohärente Strategien, praxisorientierte Weiterbildung und gezielte Fachkräfteanwerbung dynamischer entwickeln. Deutschland ist dagegen mit regulatorischen Hemmnissen, einem fragmentierten Qualifikationszugang und komplizierten Anerkennungsverfahren konfrontiert.⁵⁴

4.2.2 Bildung und Weiterbildung

Eng verknüpft mit dem Thema der Beschäftigung im IKT-Bereich ist auch das Thema (Weiter-)Bildung. Gerade in Zeiten, in denen sich berufliche Anforderungen, z.B. wegen neuer Technologien, stark verändern, spielen grundsätzliche Rahmenbedingungen und Strategien sowie auch konkrete Umsetzungsprogramme eine wichtige Rolle. Im Folgenden wird das Thema Bildung bzw. Weiterbildung mit Fokus auf eine sich verändernde Arbeitswelt und die dazugehörenden sich verändernden Anforderungen betrachtet.

Dänemark verfolgt einen staatlich gesteuerten Bildungsansatz, der lebenslanges Lernen und die kontinuierliche Anpassung von Bildungsinhalten an gesellschaftliche wie technologische Bedürfnisse zum Ziel hat.⁵⁵ Sowohl staatliche Institutionen als auch Unternehmen fördern Weiterbildung durch bedarfsorientierte Programme und finanziell abgesicherte Trainings, wobei insbesondere im IKT-Sektor Maßnahmen wie IT-Kompetenzzentren, spezialisierte Hochschulangebote und die Integration digitaler Technologien in die Lehrkräftefortbildung wichtig sind.⁵⁶ Hervorzuheben ist die enge Verzahnung von beruflicher Grundbildung, Weiterbildung und Unternehmenspraxis, wodurch Digitalisierung und IKT-Kompetenzen systematisch und nah an der Praxis vermittelt werden.⁵⁷ Es zeigt sich, dass in Dänemark sowohl die Weiterbildungsbeteiligung als auch die institutionelle Flexibilität hoch ist und der pragmatische Umgang mit Reformen die schnelle Integration neuer Technologien und Methoden begünstigt.⁵⁸

⁵⁰ Vgl. Europäische Kommission (2025a).

⁵¹ Vgl. Deutsch-Niederländische Handelskammer (2021).

⁵² Vgl. Eurostat (2025a).

⁵³ Vgl. Rusche (2024).

⁵⁴ Vgl. Eurostat (2025b) sowie Statistisches Bundesamt (2025).

⁵⁵ Vgl. GOVET (2025).

⁵⁶ Vgl. Europäische Union (2024) sowie Europäische Kommission (2020).

⁵⁷ Vgl. Buske et al. (2013).

⁵⁸ Vgl. OECD (2020).

Das belgische Bildungssystem ist dezentralisiert und sowohl durch starke Praxisorientierung als auch durch umfangreiche Weiterbildungsmöglichkeiten geprägt, die von staatlichen und privaten Akteuren angeboten werden.⁵⁹ Ein Programm ist "DigiSkills Belgium", das in enger Zusammenarbeit mit dem Wirtschaftsministerium und Partnern der Wirtschaft den Erwerb digitaler Kompetenzen fördert. Unternehmen beteiligen sich ebenfalls durch interne Trainings und Kooperationen mit Weiterbildungszentren, wobei der Beschäftigungsorientierung und dem lebenslangen Lernen traditionell ein hoher Stellenwert zukommt. Im Vergleich zu Deutschland ist die Beteiligung an formaler Weiterbildung in Belgien niedriger. Dafür werden Programme zur Förderung digitaler Basiskompetenzen systematisch auf nationaler und regionaler Ebene implementiert.⁶⁰

Das niederländische Bildungssystem zeichnet sich, wie auch das dänische, durch staatlich koordinierte Strukturen und eine enge Verknüpfung von beruflicher, akademischer und betrieblicher Weiterbildung aus. Innovation und lebenslanges Lernen werden gezielt gefördert.⁶¹ Unternehmen spielen eine aktive Rolle und finanzieren Weiterbildungsmaßnahmen beispielsweise über branchenspezifische Fonds. Dadurch kann die Fortbildung unabhängig von der ökonomischen Lage einzelner Betriebe umgesetzt werden.⁶² Im IKT-Bereich bestehen spezialisierte staatlich unterstützte Programme und Innovationsprojekte, die gemeinsam mit Hochschulen und Unternehmen die praxisnahe Qualifizierung in digitalen Berufsfeldern sichern.⁶³ Besonders hervorzuheben sind die institutionelle Kooperation der Akteure sowie die staatlich geförderte Integration von Digitalisierung und IKT-Kompetenzen in Bildung und Weiterbildung. Dadurch werden schnelle Anpassungen an technologische Entwicklungen erleichtert.⁶⁴

Übergreifend lässt sich festhalten, dass Belgien, Dänemark und die Niederlande eine strukturierte Förderung von digitalen Kompetenzen und lebenslangem Lernen anstreben. Aufbauend auf einer engen Zusammenarbeit zwischen Unternehmen, Bildungsinstitutionen und öffentlichen Akteuren fördern alle drei Länder praxisorientierte IKT-Weiterbildung, um Arbeitskräfte für den digitalen Wandel zu qualifizieren.⁶⁵ Dies wird durch nationale Digitalstrategien gestützt, die betriebliche Schulungen und Weiterbildungsprogramme in digitalen Qualifikationen als Wirtschaftsfaktor begreifen und mit öffentlichen Fördermitteln ergänzen. Im Vergleich zu Deutschland zeigt sich, dass in den drei Spitzenreiter-Ländern Bildungs- und Arbeitsmarktpolitik stärker integriert sind, wodurch digitale Kompetenzen frühzeitig an die Bedürfnisse des Arbeitsmarktes angepasst im Bildungssystem verankert werden.

⁵⁹ Vgl. Cort (2015).

⁶⁰ Vgl. Ebenda.

⁶¹ Vgl. DAAD (2023).

⁶² Vgl. Moraal (2014).

⁶³ Vgl. GOVET (2025) sowie Europäische Union (2023).

⁶⁴ Vgl. GOVET (2025).

⁶⁵ Vgl. Europäische Kommission (2025b).

4.2.3 IKT-Infrastruktur und -Nutzung

Grundsätzliche Voraussetzungen für den Einsatz vieler Technologien, darunter KI, ist eine geeignete IKT-Infrastruktur (siehe Treiber, Kapitel 2) und die Bereitschaft zur Nutzung der Technologien. Auch diese Faktoren eignen sich, um zwischen Spitzenreitern und Nachrückern zu unterscheiden.

Dänemark setzt im Bereich der IKT-Infrastruktur auf eine landesweite Strategie, die das Ziel verfolgt, nahezu alle Haushalte und Unternehmen bis 2025 mit mindestens 100/30 Mbit/s (Downstream/Upstream) sowie bis zu 98 % mit 1 Gbit/s zu versorgen. Der Fokus liegt auf einem Ausbau durch private Investitionen, staatliche Zuschüsse im Ausbau werden für infrastrukturschwache Regionen aufgewendet.⁶⁶ Der Einsatz von Technologien in Unternehmen wird in Dänemark durch eine nationale Strategie gefördert, einschließlich finanzieller Anreize, sektorübergreifender Initiativen und Bildungsprogramme zur Stärkung digitaler Kompetenzen in der Privatwirtschaft.⁶⁷ Die dänische IKT-Strategie zeichnet sich durch eine größere Kohärenz zwischen staatlichen Akteuren sowie eine höhere Durchdringung mit digitalen Verwaltungsleistungen aus.⁶⁸

In Belgien wird ein mehrstufiger IKT-Strategieansatz verfolgt, der sowohl auf föderaler als auch auf regionaler Ebene umgesetzt wird. Dieser Ansatz adressiert explizit die Förderung digitaler Kompetenzen und Infrastruktur sowie die Digitalisierung von Unternehmen.⁶⁹ Besonders im Unternehmenssektor zeigen 74,5 % der belgischen KMU mindestens eine grundlegende digitale Intensität, was deutlich über dem EU-Durchschnitt liegt und durch Initiativen zur Förderung digitaler Technologien und öffentlicher Dienstleistungen begünstigt wird. Die hohe Gigabit-Abdeckung in Belgien lässt sich auf den hohen Anteil an Kabelnetzen zurückführen. Beim FTTP-Glasfaser-Ausbau bestehen dagegen Defizite (25 % Netzabdeckung, EU-Durchschnitt nahezu 64 %), weshalb staatliche Programme die Beschleunigung des Ausbaus und die Beseitigung von Versorgungsengpässen insbesondere für Unternehmen in ländlichen Gebieten anstreben. Im Vergleich zu Deutschland ist die Grundintensität bei digitalen Unternehmensprozessen und der Nutzung staatlicher Online-Dienste in Belgien höher.⁷⁰

Die Niederlande fördern den Ausbau der IKT-Infrastruktur gezielt durch eine Kombination aus staatlicher Planung, öffentlichen Investitionen und EU-Kooperationen.⁷¹ Zudem gehören die Niederlande europaweit zur Spitzengruppe beim Ausbau von Glasfaser (85,3 % der Haushalte in 2024) und 5G (100 % der Haushalte in 2024)⁷²; im Jahr 2023 wurde eine VHCN (Very High Capacity Networks)-Abdeckung von 98,4 % erreicht.⁷³ Im

⁶⁶ Vgl. Europäische Kommission (2025c).

⁶⁷ Vgl. Danish Ministry of Finance (2022).

⁶⁸ Vgl. Distel et al. (2020).

⁶⁹ Vgl. Europäische Kommission (2024).

⁷⁰ Vgl. Falck et al. (2024).

⁷¹ Vgl. Europäische Kommission (2024b).

⁷² Vgl. Europäische Kommission (2025g).

⁷³ Vgl. Europäische Kommission (2024b).

Hinblick auf die Nutzung zeigt sich, dass 79 % der niederländischen KMU über eine grundlegende digitale Intensität verfügen, was deutlich über dem EU-Durchschnitt von 72,9 %⁷⁴ liegt. Der Staat fördert die Nutzung digitaler Technologien durch Programme für kleine Betriebe und Investitionen in KI-Anwendungen. Im Unternehmensbereich bieten der hohe Anteil und die gute Verfügbarkeit von schnellen Breitbandverbindungen und Glasfasernetzen einen Standortvorteil, der den Markteintritt internationaler IT-Unternehmen wie Google und Microsoft begünstigt.⁷⁵

Zusammenfassend lässt sich zu diesem Themenschwerpunkt über die drei Länder folgendes festhalten: Belgien, Dänemark und die Niederlande verfolgen integrierte nationale IKT-Strategien. Die Versorgung mit IKT-Infrastruktur ist in allen drei Ländern überdurchschnittlich hoch. Dabei werden infrastrukturschwache Regionen durch gezielte staatliche Förderprogramme berücksichtigt.⁷⁶ Im Vergleich zu Belgien, Dänemark und den Niederlanden liegt Deutschland in mehreren relevanten Variablen zurück: Während die drei Vergleichsländer den Ausbau von Glasfasernetzen und den breiten Zugang zu Gigabit-Anschlüssen mit einheitlicher Governance⁷⁷ vorantreiben, gibt es in Deutschland erhebliche Verzögerungen und Koordinierungsprobleme, insbesondere im ländlichen Raum. Zudem ist die digitale Durchdringung in Unternehmen und Behörden in Belgien, Dänemark und den Niederlanden deutlich stärker ausgeprägt. Deutschland hat trotz Verbesserungen beim Netzausbau weiterhin Nachholbedarf bei der Digitalisierung der öffentlichen Verwaltung. So ist beispielsweise der Anteil vorausgefüllter digitaler Anträge sowie die Nutzung digitaler Verwaltungsdienste in Deutschland deutlich niedriger ausgeprägt als im EU-Durchschnitt. Zudem sind die Digital- und Medienkompetenzen sowie die Akzeptanz und Intensität digitaler Prozesse in Unternehmen der drei Länder umfassender.⁷⁸

4.2.4 Exkurs: Schweden und Finnland

Da Schweden in den letzten Messpunkten einen besonders starken Zuwachs in der KI-Adaption aufweist, erfolgt eine Betrachtung, obwohl sich das Land nach den in der Studie vorliegenden Kriterien (siehe Kapitel 3.2.2) im Mittelfeld befindet. Für den starken Zuwachs der KI-Nutzung in Schweden könnte eine Kombination verschiedener Faktoren aus dem Bereich IKT-Infrastruktur und -nutzung zur Erklärung herangezogen werden.⁷⁹ Dazu gehört die hohe Abdeckung mit Glasfaseranschlüssen sowie eine nahezu flächendeckende 5G-Versorgung. Zudem hat Schweden 95 Rechenzentren, eine relativ hohe Anzahl im Vergleich, was zusammen mit der wachsenden Start-up Community zu einer Förderung der

⁷⁴ Vgl. Eurostat (2025h).

⁷⁵ Vgl. Ebenda.

⁷⁶ Vgl. Ebenda.

⁷⁷ Dies umfasst eindeutige Verantwortlichkeiten, verbindliche Entscheidungswege, eine klare Digitalstrategie sowie die wirksame Zusammenarbeit von Staat, Regionen und Kommunen, um Doppelstrukturen und Koordinationsprobleme zu vermeiden. Vgl. Hoppmann (2025).

⁷⁸ Vgl. Bitkom (2025).

⁷⁹ Vgl. Europäische Kommission (2025f).

KI-Nutzung beiträgt.⁸⁰ Die IKT-Nutzung in Unternehmen ist besonders hoch: Neben dem stark gestiegenen KI-Einsatz ist auch die Nutzung von Cloud-Lösungen in Schweden stark ausgeprägt. Demnach nutzen etwa zwei Drittel der Unternehmen Cloud-Lösungen und über ein Drittel verwendet Datenanalysen, oft kombiniert mit KI, was die Basis für moderne KI-Anwendungen bildet.⁸¹ Die Bevölkerung weist überdurchschnittlich hohe digitale Kenntnisse auf, was die Bereitschaft und Fähigkeit zur Nutzung neuer Technologien fördert. Auch von staatlicher Seite wird die Digitalisierung und KI-Integration vorangetrieben, zum Beispiel durch gezielten Ausbau digitaler öffentlicher Dienstleistungen und die Einführung von KI in der Verwaltung.⁸²

Finnland zeigt ebenso hohe Werte in dem KI-Index, wurde aber wegen eingeschränkter Vergleichbarkeit mit Deutschland nicht in die Analyse einbezogen (siehe Abschnitt 3.3). Finnland gehört in der EU zur Spitzengruppe bei digitaler Konnektivität, mit einer nahezu flächendeckenden 5G-Abdeckung (ca. 98 % in 2023). Die IKT-Nutzung in Unternehmen ist hoch: Rund 86 % der KMU verfügen in 2023 über eine mindestens grundlegende digitale Intensität. Etwa 80 % setzen eine oder mehrere Lösungen aus dem Bereich Cloud-, Datenanalyse oder KI ein, was deutlich über den EU-Zielen (mindestens 75 % bis 2030) bzw. -Durchschnitten (55 % in 2023) liegt.⁸³ Zu beachten ist dabei, dass in Finnland der Anteil der KMU an den gesamten Unternehmen geringer ist als im europäischen Durchschnitt.⁸⁴ Auch bei den digitalen Kompetenzen in der Bevölkerung liegt Finnland im überdurchschnittlichen Bereich. Demnach besitzen 82 % der Erwachsenen mindestens grundlegende digitale Fähigkeiten. Im Bereich der Schulbildung reagiert Finnland auf rückläufige PISA-Ergebnisse durch mehr Pflichtstunden für grundlegende Kompetenzen und den Ausbau frühkindlicher Bildung. Finnland setzt zudem kontinuierliche Weiterbildung (bzw. Umschulung) z.B. über das Service Centre for Continuous Learning ein, um Fachkräfteengpässe, insbesondere im IKT-Bereich, zu adressieren. Die IKT-Beschäftigung ist grundsätzlich hoch: 7,6 % der Erwerbstätigen arbeiten als IKT-Spezialisten. Unternehmen melden dennoch Engpässe bei hochqualifizierten IKT-Fachkräften, was den strategischen Ausbau von Ausbildungsplätzen und die Anwerbung internationaler Talente antreibt und so die digitale Leistungsfähigkeit absichert.⁸⁵

Analog zu den Vorreiterländern weisen Schweden und Finnland eine überdurchschnittliche IKT-Infrastruktur und eine hohe Durchdringung der IKT-Nutzung in Unternehmen und Bevölkerung auf.

⁸⁰ Vgl. Kroon et al. (2024).

⁸¹ Vgl. Europäische Kommission (2025f).

⁸² Vgl. ebenda.

⁸³ Vgl. Europäische Kommission (2024c).

⁸⁴ Ebenda.

⁸⁵ Ebenda.

5 Schlussfolgerungen und mögliche Ansätze zur Umsetzung

Gegenstand der vorliegenden Studie ist die Untersuchung treibender Faktoren hinter der Implementierung von Künstlicher Intelligenz in den europäischen Mitgliedsstaaten. Die verwendete quantitative Methode ermöglicht die Verarbeitung sehr großer Datensätze, wie sie in der Eurostat-Datenbank vorliegen. Im Vergleich zu anderen Methoden, wie z.B. der Verwendung von festgelegten Gewichtungen, arbeitet PCA rein datengesteuert und objektiv. Dabei werden statistische Kennzahlen der Daten mathematisch analysiert, ohne dass subjektive Vorannahmen über die Wichtigkeit einzelner Variablen einfließen. Die Methode vermeidet Verzerrungen durch willkürliche oder subjektive Gewichtungen und deckt automatisch die dominanten Muster in den Daten auf, die sonst möglicherweise übersehen würden. Entsprechend liegt eine hohe Eignung dieses Ansatzes für die vorliegenden Fragestellungen vor.

Die quantitative und qualitative Analyse hat systematische strukturelle Unterschiede zwischen KI-Vorreitern (Dänemark, Belgien, Niederlande) und dem KI-Mittelfeld (Deutschland, Schweden, Österreich) identifiziert. Diese Unterschiede zeigen sich konsistent über mehrere thematisch kohärente Variablen hinweg und weisen auf robuste strukturelle Muster hin, die nicht durch einzelne Ausreißer erklärbar sind. Drei zentrale Bereiche stehen dabei hervor: 1) Bildung und Weiterbildung, 2) Beschäftigung im IKT-Bereich sowie 3) digitale Infrastruktur.

Die KI-Vorreiter-Länder bauen hierbei auf nationale Strategien, die digitale Transformation, Bildungspolitik und Arbeitsmarktintegration eng miteinander verzahnen. Besonders hervorzuheben sind der hohe Stellenwert von Weiterbildung, die systematische Förderung unterrepräsentierter Gruppen im IKT-Bereich sowie flexible Instrumente wie das dänische Jobrotationsmodell. Die folgenden Ansätze könnten für Deutschland wertvolle Orientierung bieten, um die eigene Position im europäischen KI-Wettbewerb zu verbessern:

Bildung und Weiterbildung

Der Vergleich mit KI-Spitzenreitern weist darauf hin, dass Weiterbildung systematisch in die nationale Digitalstrategie integriert werden sollte, um Qualifizierung und Arbeitsmarktpolitik besser miteinander zu verknüpfen. Der Blick in die fortgeschrittenen Länder zeigt zudem, dass praxisorientierte und leicht zugängliche Weiterbildungsangebote, die etwa durch öffentliche Förderung und Kooperation von Staat, Wirtschaft und Bildungseinrichtungen ermöglicht werden, die digitale Kompetenz in allen Altersgruppen steigern können.

Die Herangehensweisen der Spitzenreiterländer deuten auch auf die Bedeutung kohärenter Strukturen und klarer Zuständigkeiten hin. Ein zentrales Bildungsmanagement kann Reformen beschleunigen und Innovation in der Weiterbildung nachhaltig fördern.

Auch der Ansatz, bislang unterrepräsentierte Personengruppen im IKT-Bereich (z. B. Frauen) gezielt zu fördern, scheint erfolgversprechend zu sein. Belgien setzt auf gezielte

Qualifizierungsprogramme, Mentoring und Netzwerke. Dänemark legt besonderen Wert auf inklusive Weiterbildung, die flexible Lernwege und staatlich finanzierte Programme für alle Alters- und Geschlechtergruppen bietet, um im Zuge der digitalen Transformation Chancengleichheit sicherzustellen. Die Niederlande fördern Diversität durch staatlich koordinierte Programme, die z.B., für Frauen den Zugang zu IKT-Berufen über Weiterbildungsfonds und praxisnahe Kooperationen zwischen Unternehmen und Hochschulen erleichtern. Im Gegensatz dazu ist Deutschland in diesem Bereich stark fragmentiert. Es gibt verschiedene Programme, die nebeneinander agieren, ohne dass es eine einheitliche nationale Strategie zur Gleichstellung im digitalen Bildungssektor gibt. Dadurch sind die Zielgruppenförderung und die Anerkennung von Qualifikationen oft weniger konsistent und werden nur langsam umgesetzt.⁸⁶

Arbeitsmarktstrukturen

Eng mit dem Thema Bildung im IKT-Bereich verbunden ist auch das Thema Beschäftigung in diesem Bereich. Deutschland kann vor allem zwei Ansätze auf ihre Eignung für die eigene Umsetzung überprüfen: Im ersten Ansatz zeigt Dänemark mit seinem Programm zur Jobrotation, wie Weiterbildung und Beschäftigung effektiv kombiniert werden können. Dabei stellen Unternehmen Personal für Weiterqualifizierungen frei und werden dafür staatlich gefördert, während Arbeitsuchende temporär einspringen. Damit können der IKT-Bereich gestärkt, dem Fachkräftemangel entgegenwirkt und neue Einstiegsmöglichkeiten für Arbeitsuchende geschaffen werden. Belgien und die Niederlande praktizieren eine pragmatische Anerkennung von Abschlüssen und nicht-formalen Qualifikationen. Dadurch werden nahtlose Übergänge zwischen Bildung, Weiterbildung und dem IKT-Arbeitsmarkt ermöglicht und die berufliche Mobilität erhöht. Auch hier kann ein Ansatz für eine pragmatische Umsetzung in Deutschland liegen.

Digitale Infrastruktur

Auch für den dritten Bereich, IKT-Nutzung und -Infrastruktur, können die Ansätze und Strategien der Spitzenreiterländer Impulse für die deutsche Politik liefern. Es zeigt sich, dass der Ausbau einer guten, flächendeckenden IKT-Infrastruktur auch im ländlichen Raum eine wichtige Voraussetzung darstellt. Zudem besteht eine positive Korrelation zwischen der Nutzung allgemeiner IKT-Lösungen, im Sinne einer Durchdringung digitaler Anwendungen, und dem Einsatz von KI. Die Förderung der Nutzung anderer Technologien könnte demnach mit einer Intensivierung des KI-Einsatzes in Unternehmen einhergehen.

Durch die stärkere Integration digitaler Technologien in Unternehmensprozesse, wie sie in Belgien erfolgreich umgesetzt wird, kann nicht nur die Nutzung anderer IKT-Technologien, sondern auch die Arbeitsproduktivität gesteigert werden. Die drei ausgewählten Spitzenreiterländer zeigen, dass klar definierte Zuständigkeiten und die enge

⁸⁶ Vgl. Statistisches Bundesamt (2025b) sowie Bitkom (2025b).

Kopplung von Infrastruktur, Bildung und Wirtschaft Innovation und Produktivität langfristig sichern können.

Limitationen

Die vorliegende Studie unterliegt methodischen und datenbezogenen Limitationen. Die Studie verfolgt in der quantitativen Methodik einen explorativen Ansatz, auch um möglichst ergebnisoffen neue Erkenntnisse zu KI-Treibern gewinnen zu können. Zu beachten bei der Interpretation ist jedoch die Komplexität der potenziell einflussnehmenden Variablen: Eine Veränderung einzelner Variablen – z. B. ein Anstieg der IKT-Weiterbildung – führt nicht automatisch zu einer Verbesserung der KI-Variablen, da diese von einer komplexen Kombination vieler Faktoren abhängt.

Literaturverzeichnis

- Analytixlabs (2025): Factor Analysis Vs. PCA (Principal Component Analysis) – Which One to Use?, abgerufen am 27.11.2025 unter <https://www.analytixlabs.co.in/blog/pca-vs-factor-analysis/>
- Be Digital Together (2024a): Women in Digital - National Intersectoral Strategy, abgerufen am 21.10.2025 unter https://www.bedigitaltogether.be/wp-content/uploads/2022/03/52786_10_WiD-Strategy-DE-2021.pdf
- Be Digital Together (2024b): Strategie für den digitalen Wandel in Belgien, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.bedigitaltogether.be/de/strategie/>
- Benjamini, Y., Hochberg, Y. (1995): Controlling the False Discovery Rate: A Practical and Powerful Approach to Multiple Testing, in: Journal of the Royal Statistical Society, 57(1), S. 289-300
- Bitkom (2024): Künstliche Intelligenz in Deutschland Perspektiven aus Bevölkerung & Unternehmen, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.bitkom.org/sites/main/files/2024-10/241016-bitkom-charts-ki.pdf>
- Bitkom (2025): DESI-Index: Deutschland im EU-Vergleich auf Platz 14, abgerufen am 20.11.2025 unter <https://ap-verlag.de/desi-index-deutschland-im-eu-vergleich-auf-platz-14/98107/>
- Bitkom (2025b): Digitale Bildung, abgerufen am 25.11.2025 unter <https://www.bitkom.org/bundestagswahl-2025/gesellschaft/digitale-bildung>
- Buske, R; Gollmann, P.;Cort, P. (2013): Dänemark; In Lauterbach et al (Hrsg.): Internationales Handbuch der Berufsbildung
- Cedefop - Centre Européen pour le Développement de la Formation Professionnelle (o.J.): About Denmark, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.cedefop.europa.eu/de/countries/denmark#1>
- Chong, Il-Gyo, and Chi-Hyuck Jun. (2005): Performance of Some Variable Selection Methods When Multicollinearity is Present, in: Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 78.(1-2), S. 103-112
- Cort, P. (2015): Das Berufsbildungssystem in Dänemark – Kurzbeschreibung, abgerufen am 21.10.2025 unter https://www.cedefop.europa.eu/files/5130_de.pdf
- DAAD (2023): Niederlande: Bildung und Wissenschaft, abgerufen am 14.11.2025 unter <https://www.daad.de/de/laenderinformationen/europa/niederlande/ueberblick-bildung-und-wissenschaft/>
- Danish Ministry of Finance (2022): National Strategy for Digitalisation - Together in the Digital Development, abgerufen am 12.11.2025 unter <https://en.digst.dk/media/mndfou2j/national-strategy-for-digitalisation-together-in-the-digital-development.pdf>
- Deutsch-Niederländische Handelskammer (2021): Niederlande: Digitalisierung im Gesundheitswesen abgerufen am 21.10.2025 unter https://www.gtai-exportguide.de/resource/blob/767608/6bbef8517f01c51e9349df5f330ca272/ZMA_%20Niederlande_Digitalisierung%20im%20Gesundheitswesen%20final.pdf

- Dijkstra, T.K (2009): Latent Variables and Indices: Herman Wold's Basic Design and Partial Least Squares. Handbook of Partial Least Squares: Concepts, Methods and Applications. Berlin, Springer Berlin, Heidelberg, S. 23-46
- Distel, B., Hofmann, S., & Madsen, C. Ø. (2020): Nationale E-Government-Strategien: Deutschland und Dänemark im Vergleich, abgerufen am 12.11.2025 unter <https://negz.org/publikation/nationale-e-government-strategien-deutschland-und-daenemark-im-vergleich/>
- Engels, B., Scheufen, M., & Schmitz, E. (2025): Künstliche Intelligenz als Wettbewerbsfaktor für die deutsche Wirtschaft. Institut der deutschen Wirtschaft Köln, abgerufen am 12.11.2025 unter https://www.iwkoeln.de/fileadmin/user_upload/Studien/Report/PDF/2025/IW-Report_2025-KI-als-Wettbewerbsfaktor.pdf
- EuroAccess (2025): Interreg Deutschland-Dänemark, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.euro-access.eu/de/programs/141/Interreg-Deutschland-Daenemark>
- Europäische Kommission (2020): Education and Training 2020, abgerufen am 14.11.2025 unter <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/a1ffa181-8ac4-11eb-b85c-01aa75ed71a1/language-en>
- Europäische Kommission (2024): Länderbericht Belgien 2024 über die digitale Dekade, abgerufen am 14.11.2025 unter <https://digital-strategy.ec.europa.eu/de/factpages/belgium-2024-digital-decade-country-report>
- Europäische Kommission (2024b): Digital Decade Country Report 2024: The Netherlands
- Europäische Kommission (2024c): 2024 Country Report - Finland
- Europäische Kommission (2025a): Länderbericht über die digitale Dekade der Niederlande, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://digital-strategy.ec.europa.eu/de/factpages/netherlands-2025-digital-decade-country-report>
- Europäische Kommission (2025b): Programmleitfaden – Erasmus+ https://erasmus-plus.ec.europa.eu/sites/default/files/2025-02/erasmus-programme-guide-v2.2025_de.pdf
- Europäische Kommission (2025c): Digitale Konnektivität in Dänemark, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://digital-strategy.ec.europa.eu/de/policies/digital-connectivity-denmark>
- Europäische Kommission (2025d): Europe's Digital Decade, abgerufen am 19.11.2025 unter https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/europe-fit-digital-age/europes-digital-decade-digital-targets-2030_de
- Europäische Kommission (2025e): Metadaten: ICT usage in enterprises (isoc_e) unter https://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/en/isoc_e_esms.htm
- Europäische Kommission (2025f): Digital Decade 2025: Country reports – Sweden, abgerufen am 24.11.2025 unter <https://digital-strategy.ec.europa.eu/de/library/digital-decade-2025-country-reports>
- European Commission (2025g): Directorate-General for Communications Networks, Content and Technology, OMDIA and Point Topic, *Broadband coverage in Europe 2024 – Mapping progress towards the coverage objectives of the digital decade – Final report*, Publications Office of the European Union, 2025, <https://data.europa.eu/doi/10.2759/9441597>

Europäische Union (2023): The Netherlands: A Snapshot of Digital Skills abgerufen am 20.11.2025 unter <https://digital-skills-jobs.europa.eu/en/latest/briefs/netherlands-snapshot-digital-skills>

Europäische Union (2024): Denmark - National Digital Decade Strategic Roadmap abgerufen am 24.11.2025 unter <https://digital-skills-jobs.europa.eu/en/actions/national-initiatives/national-strategies/denmark-national-digital-decade-strategic-roadmap>

Europäischer Rechnungshof (2024): Sonderbericht 08/2024: Die Koordinierung und Regulierung nationaler Maßnahmen zur Förderung von KI in der Europäischen Union (S. 12–13) abgerufen am 20.10.2025 unter https://www.eca.europa.eu/ECAPublications/SR-2024-08/SR-2024-08_DE.pdf

Eurostat (2024): ICT Usage and E-Commerce in Enterprises (Metadata – isoc_e_esms). Eurostat Metadata; https://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/en/isoc_e_esms.htm

Eurostat (2025a): IKT-Fachkräfte im Bereich Beschäftigung, abgerufen am 21.10.2025 unter https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=ICT_specialists_in_employment&action=statexp-seat&lang=de

Eurostat (2025b): Digital Economy and Society Statistics – Enterprises, abgerufen am 21.10.2025 unter https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Digital_economy_and_society_statistics_-_enterprises

Eurostat (2025c): Use of Artificial Intelligence in Enterprises. Statistics Explained; https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Use_of_artificial_intelligence_in_enterprises

Eurostat (2025d): Artificial Intelligence by Size Class of Enterprise (isoc_eb_ai). Eurostat Data Browser; https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/isoc_eb_ai/default/table?lang=en

Eurostat (2025e): Artificial Intelligence by NACE Rev. 2 activity (isoc_eb_ain2). Eurostat Data Browser; https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/isoc_eb_ain2/default/table?lang=en&category=isoc.isoc_e.isoc_eb

Eurostat (2025f): Digital Economy and Society Statistics – Enterprises. Statistics Explained. European Commission. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Digital_economy_and_society_statistics_-_enterprises

Eurostat (2025g): Employed Information and Communications Technology (ICT) Specialists. Eurostat Data Browser; https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/isoc_sks_itspt/default/table

Eurostat (2025h): Digitalisation in Europe – 2025 edition; <https://ec.europa.eu/eurostat/web/interactive-%20publications/digitalisation-2025>

Eurostat (2025g): Enterprise Statistics by Size Class and NACE Rev. 2 activity (from 2021 onwards; https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sbs_sc_ovw_cus-tom_18310450/bookmark/table?lang=en&bookmarkId=36f83b42-44c8-418b-bbe5-7017309f744a&c=1759844623000

Expertenkommission Forschung und Innovation (EFI) (2024): Jahresgutachten 2024, Kapitel B4: Künstliche Intelligenz. https://www.e-fi.de/fileadmin/Assets/Themenverzeichnis/Inhaltskapitel_2024/EFI_Gutachten_2024_KI.pdf

- Falck, O., Kerkhof, A., & Wölfl, A. (2024): Künstliche Intelligenz (KI) - Verbreitung, Anwendungen und Hindernisse in Deutschland im europäischen Vergleich, Kurzexpertise
- Feike, M., Bienzeisler, B., & Neuhüttler, J. (2023): Künstliche Intelligenz aus Sicht von Unternehmen, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://publica.fraunhofer.de/entities/publication/85eae463-fb2c-43fe-8223-e9d24326671e>
- Fulcher, B. D., & Jones, N. S. (2017): hctsa: A Computational Framework for Automated Time-Series Phenotyping Using Massive Feature Extraction, In: Cell Systems, 5(5), S. 527-531
- FÖD Wirtschaft. (2024): Ausbildungen für die digitalen Kompetenzen. <https://economie.fgov.be/de/themen/online/ikt-belgien/digitale-kompetenzen/ausbildungen-fuer-die>
- GOVET - Zentralstelle der Bundesregierung für internationale Berufsbildungskoooperation (2025): Dänemark, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.govet.international/de/9918.php>
- Handelskammer Dänemark (2024): White Paper: Dänemark als Vorreiter der Digitalisierung, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.handelskammer.dk/de/downloads/white-paper-daenemark-als-vorreiter-der-digitalisierung>
- Holt, C. A., & Sullivan, S. P. (2023): Permutation tests for experimental data. Experimental economics, 26(4), 775-812
- Hoppmann (2025): Digitalisierung, abgerufen am 17.10.2025 unter <https://www.kommune21.de/k21-meldungen/zehn-punkte-plan-von-vitako/>
- Jolliffe, I. T., Cadima, J. (2016): Principal Component Analysis: A Review and Recent Developments, in: Philosophical Transactions of the Royal Society; A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences
- Köppen, M. (2000): The Curse of Dimensionality, in: 5th Online World Conference on Soft Computing in Industrial Applications
- Kroon, P., Harpenau, F., Happ, M., Steffen, N., Taş, S., & Wiewiorra, L. (2024): Norwegian Data Economy, abgerufen am 24.11.2025 unter <https://www.wik.org/en/publications/publication/marktstudie-zur-norwegischen-datenoeconomie>
- Kurniawan, R. D. et al. (2005): A Bibliometric Multistage Principal Component Analysis-Based Composite Index, in: Journal of Scientometric Research 14(1), S.129-138
- Moriarty, J. P., Smallman, C. (2009): En Route to a Theory of Benchmarking. Benchmarking: An International Journal, 16(4), S. 484-503
- Little, R.J., Rubin, D.B. (2019): Statistical Analysis with Missing Data; Wiley & Sons
- Lundborg, M., Märkel, C., Roloff, M., Kroon, P., & Wiewiorra, L., WIK-Consult (2024): Einsatz von KI im österreichischen Telekommunikationssektor – Kurzstudie, abgerufen am 26.11.2025 unter https://www.rtr.at/TKP/aktuelles/publikationen/publikationen/ki_im_oesterr-telekomsektor.de.html
- Moraal, D. (2014): Tarifliche Weiterbildungspolitik in den Niederlanden, abgerufen am 25.11.2025 unter <https://lit.bibb.de/vufind/Record/DS-166736>

- Nardo, M. et al. (2005): Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide. OECD publishing
- OECD (2020): Education Policy Outlook: Denmark, abgerufen am 21.10.2025 unter <http://www.oecd.org/education/policy-outlook/country-profile-Denmark-2020.pdf>
- OECD (2024): Artificial Intelligence Review of Germany, abgerufen am 21.10.2025 unter https://www.oecd.org/content/dam/oecd/de/publications/reports/2024/06/oecd-artificial-intelligence-review-of-germany_c1c35ccf/8fd1bd9d-de.pdf
- Pelzberger et al. (o.J.): KI-Ökosysteme – Endbericht, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.wko.at/oe/digitalisierung/ki-oekosysteme.pdf>
- Roloff, M., Papen, M. C., Märkel, C., Lundborg, L. (2024): KI und KI-Readiness im Mittelstand, https://www.wik.org/fileadmin/user_upload/Unternehmen/Veroeffentlichungen/Kurzstudien/2024/WIK-C_Kurzstudie_KI-Readiness.pdf
- Rusche, C/Kreditanstalt für Wiederaufbau (KfW) (2024): Best Practices für Digitalisierung, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.kfw.de/PDF/Download-Center/Konzernthemen/Research/PDF-Dokumente-Studien-und-Materialien/Best-Practices-Digitalisierung.pdf>
- Schisterman, E. F., Cole, S. R., Platt, R. W. (2009): Confounding and Bias in Observational Research, in: American Journal of Epidemiology, 170(3), S. 361-366.
<https://doi.org/10.1093/aje/kwp120>
- Scikit-Learn (2025): RobustScaler, abgerufen am 27.11.2025 unter <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.RobustScaler.html>
- Shah, Rajen D., Samworth, R. J. (2013): Variable Selection with Error Control: Another Look at Stability Selection; in: Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology 75(1), S. 55-80
- Statista (2025): Europäische Union: Bruttoinlandsprodukt (BIP) pro Kopf in den Mitgliedstaaten in jeweiligen Preisen im Jahr 2024, abgerufen am 12.11.2025 unter <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/188766/umfrage/bruttoinlandsprodukt-bip-pro-kopf-in-den-eu-laendern/>
- Statistisches Bundesamt Destatis (2025): Europa-Arbeitsmarkt 2025, abgerufen am 21.10.2025 unter <https://www.destatis.de/Europa/DE/Thema/Basistabelle/Arbeitsmarkt.html>
- Statistisches Bundesamt Destatis (2025b): Frauen in der digitalen Wirtschaft in Deutschland 2025
- Verenikin, A. O., and A. Y. Verenikina (2018): An Application of Principal Component Analysis to International Comparison of Economic Activities, in: 12th International Days of Statistics and Economics, Prague, Czech Republic, Conference Proceedings
- Welch, William J. (1990): Construction of Permutation Tests, in: Journal of the American Statistical Association 85(411), S.693-698
- Ziegler, P., Müller-Riedlhuber, H. (2020): Fachkräftebedarf in Europa: Ergebnisse einer aktuellen Good-Practice-Recherche im Auftrag des AMS Österreich (No. 478/479)

Anhang

I. Auswertungsmethodik

Zur Evaluierung des KI-Einsatzes der EU27-Länder wurde ein Ansatz eingesetzt, der die unterschiedliche Erklärungskraft der einzelnen Hauptkomponenten berücksichtigt. Dieses Verfahren folgt etablierten Methoden, bei denen der Anteil der durch jede Hauptkomponente erklärten Varianz als natürliches statistisches Gewicht dient. Dadurch tragen Hauptkomponenten, die einen größeren Teil der Gesamtvarianz erfassen – und somit mehr Information über die Unterschiede zwischen den Ländern enthalten – stärker zur Gesamtbewertung bei.⁸⁷

Gewichtung nach erklärter Varianz

Während die erste Hauptkomponente fast 70% der Gesamtvarianz erklärt, trägt bereits die zweite Hauptkomponente nur noch knapp 7% bei. Die Gewichte aller Hauptkomponenten werden proportional zu ihren jeweiligen Varianzanteilen vergeben:⁸⁸

$$w_i = \frac{EV_i}{\sum_{j=1}^k EV_j}$$

wobei w_i das Gewicht der i -ten Hauptkomponente und EV_i deren erklärter Varianzanteil ist.

Berechnung des KI-Einsatzes pro Land

Für jedes Land wird der KI-Einsatz als gewichteter Durchschnitt über alle Hauptkomponenten und alle Beobachtungsjahre (2021, 2023, 2024) berechnet:

$$\text{KI-Einsatz}_{\text{Land}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^k (w_i \cdot PC_{i,t})$$

Dabei repräsentiert $PC_{i,t}$ den Wert der i -ten Hauptkomponente für das Jahr t . Jede Hauptkomponente wird als lineare Kombination der ursprünglichen Variablen berechnet

$$PC_i = a_{i,1} \cdot Var_1 + a_{i,2} \cdot Var_2 + a_{i,3} \cdot Var_3 + \dots + a_{i,270} \cdot Var_{270}$$

wobei $a_{i,j}$ die Ladung (Loading) der j -ten Variable auf der i -ten Hauptkomponente darstellt.

Dieser Ansatz stellt sicher, dass der aggregierte Index sowohl die Informationsstruktur der Daten als auch die relative Bedeutung der einzelnen Hauptkomponenten berücksichtigt und somit ein robustes Maß für das durchschnittliche KI-Leistungsniveau der Länder darstellt.

⁸⁷ Vgl. Verenikin & Verenikina (2018) sowie Nardo (2005).

⁸⁸ Vgl. Kurniawan et al. (2025).

Identifikation relevanter Faktoren

Die Partielle-Kleinste-Quadrate-Regression identifiziert sowohl Variablen mit starker Einzelwirkung als auch solche, die erst durch ihre gemeinsame Variation mit anderen Faktoren relevant werden. Hierfür projiziert sie die standardisierte Prädiktormatrix \mathbf{X} (die erklärenden Variablen) und die Response-Variable \mathbf{Y} (den gewichteten Durchschnittsscore je Land) auf eine Reihe latenter Komponenten (\mathbf{T}). Diese Komponenten sind gewichtete Kombinationen der ursprünglichen Variablen, deren Gewichte anzeigen, wie stark jede Variable zur Erklärung des KI-Einsatzes beiträgt.⁸⁹ Für die erste Komponente werden Gewichtsvektoren \mathbf{w} und \mathbf{c} gesucht, die folgendes Optimierungsproblem (maximiere die Kovarianz zwischen $t = \mathbf{X}\mathbf{w}$ und $u = \mathbf{Y}\mathbf{c}$) lösen:

$$\max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} \text{Cov}(\mathbf{t}, \mathbf{u}) = \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} \mathbf{t}^T \mathbf{u} = \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} \mathbf{w}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \mathbf{c}$$

unter den Bedingungen:

- $\|\mathbf{w}\| = 1$ (Normierung der X-Gewichte)
- $\|\mathbf{c}\| = 1$ (Normierung der Y-Gewichte)

wobei $\mathbf{t} = \mathbf{X}\mathbf{w}$ und $\mathbf{u} = \mathbf{Y}\mathbf{c}$.

Die Relevanz jeder Variable wird mittels des Variable Importance in Projection (VIP) Scores quantifiziert.⁹⁰ Der VIP Score misst den Beitrag jeder Variable j über alle K Partielle-Kleinste-Quadrate-Regressions-Komponenten:

$$VIP_j = \sqrt{p \cdot \frac{\sum_{k=1}^K w_{jk}^2 \cdot SSY_k}{\sum_{k=1}^K SSY_k}}$$

wobei

- p die Anzahl der Prädiktoren ist.
- w_{jk} das normalisierte Gewicht der Variable j in Komponente k ist.
- $SSY_k = \|\mathbf{t}_k\|^2 \cdot \|\mathbf{q}_k\|^2$ die von Komponente k erklärte Varianz in \mathbf{Y} ist.
- \mathbf{t}_k die X-Scores und \mathbf{q}_k die Y-Loadings sind.

Variablen mit einem VIP-Score größer oder gleich 1 (vordefinierter Schwellenwert) werden als relevant eingestuft. Die Anzahl der latenten Komponenten wird durch das Minimum aus Stichprobengröße, Anzahl unabhängiger Variablen und Anzahl abhängiger Variablen begrenzt, um Überanpassung zu vermeiden.⁹¹

⁸⁹ Vgl. Ebenda.

⁹⁰ Vgl. Chong, & Chi-Hyuck (2005).

⁹¹ Vgl. Shah & Samworth (2013).

Statistische Validierung der identifizierten Variablen

Um die identifizierten Variablen und damit die systematischen Unterschiede zwischen den vordefinierten Ländergruppen zu quantifizieren, wurde ein stratifizierter Permutationstest verwendet. Bei diesem iterativen Verfahren werden die Gruppenzuordnungen innerhalb jedes Jahres (Stratum) zufällig vertauscht, wobei die temporale Struktur erhalten bleibt.⁹²

Dies erlaubt es, zu prüfen, ob die beobachteten Unterschiede größer sind, als bei zufälliger Gruppierung zu erwarten wäre, ohne dass zeitliche Abhängigkeiten die Nullhypothese (H_0 : Es gibt keinen systematischen Unterschied zwischen Ländergruppe A und Ländergruppe B bezüglich der untersuchten Variable) verletzen.⁹³ Hierbei bedeutet ein kleiner korrigierter p-Wert ($< 0,1$): Die beobachteten Unterschiede sind größer als bei zufälliger Gruppierung zu erwarten wäre. Das widerspricht der Nullhypothese, weshalb sie ablehnt wird und somit ein systematischer Unterschied zwischen den Ländergruppen existiert.

Für jeden Prädiktor wird die Differenz der Gruppenmittelwerte zwischen Ländergruppe A und Ländergruppe B berechnet:

$$\delta_{\text{obs}} = \bar{x}_B - \bar{x}_A = \frac{1}{n_B} \sum_{i:l_i=1} x_i - \frac{1}{n_A} \sum_{i:l_i=0} x_i$$

wobei $l_i \in \{0,1\}$ die Ländergruppe-Labels sind (0 = Ländergruppe A, 1 = Ländergruppe B).

Um die Zeitstruktur zu berücksichtigen (Jahre 2021, 2023, 2024), werden Permutationen innerhalb jeder Zeitschicht durchgeführt (stratifizierter Permutationstest), das heißt:

- Für jede Iteration $i = 1, \dots, N_{\text{perm}}$ (in unserem Ansatz führen wir 50000 Iterationen durch)

Für jedes Jahr s (Stratum):

$$labels_s^{(i)} = \pi_s(labels_s)$$

wobei π_s eine zufällige Permutation innerhalb des Stratoms s ist.

⁹² Vgl. Welch (1990).

⁹³ Der stratifizierte Permutationstest simuliert die Nullhypothese, indem er die Gruppenzuordnungen innerhalb jedes Jahres (Stratum) zufällig neu vertauscht. Die zentrale Frage ist: Wenn es wirklich keinen Unterschied zwischen den Ländergruppen gäbe (H_0 wäre wahr), wie wahrscheinlich wäre es dann, einen Mittelwertsunterschied zu beobachten, der mindestens so groß ist wie der tatsächlich beobachtete?

- Die permutierte Teststatistik wird folgendermaßen berechnet:

$$\delta_{\text{perm}}^{(i)} = \bar{x}_{\text{Ländergruppe B}}^{(i)} - \bar{x}_{\text{Ländergruppe A}}^{(i)}$$

Neben den p-Werten wurde für jede Variable eine Effektgröße berechnet, die die Stärke der Unterschiede zwischen den Ländergruppen beschreibt. Der zweiseitige p-Wert mit einer +1-Korrektur⁹⁴ berechnet sich als:

$$p = \frac{\left\{ i: |\delta_{\text{perm}}^{(i)}| \geq |\delta_{\text{obs}}| \right\} + 1}{N_{\text{perm}} + 1}$$

Um das Risiko falsch-positiver Ergebnisse aufgrund multipler Tests zu verringern, wurden die p-Werte nach dem Verfahren von Benjamin und Hochberg angepasst, das die False Discovery Rate (FDR) bei einem Schwellenwert kontrolliert:⁹⁵⁹⁶

$$q_j = \min_{k \geq j} \left\{ \min \left(1, \frac{m \cdot p_{(k)}}{k} \right) \right\}$$

wobei $p_{(1)} \leq p_{(2)} \leq \dots \leq p_{(m)}$ die geordneten p-Werte sind und m die Anzahl der Tests. Features mit $q \leq 0,1$ werden als signifikant klassifiziert.

Zur Quantifizierung der Effektgröße wird das Maß Hedges' g berechnet, eine standardisierte Form des Mittelwertunterschieds, die auch bei kleinen Stichproben korrigiert ist:

$$g = d \cdot \left(1 - \frac{3}{4(n_1 + n_2) - 9} \right)$$

Wobei d (Cohen's d) definiert ist als:

$$d = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{s_{\text{pooled}}}$$

Mit gepoolter Standardabweichung:

$$s_{\text{pooled}} = \sqrt{\frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}$$

⁹⁴ Die "+1" Korrektur verhindert p-Werte von exakt 0 und ist konservativ gewählt (vgl. Holt & Sullivan (2023))

⁹⁵ Vgl. Benjamini, et al. (1995).

⁹⁶ Ein kleiner korrigierter p-Wert ($< 0,1$) deutet darauf hin, dass die beobachteten Unterschiede größer sind als bei Zufall zu erwarten wäre, was die Nullhypothese widerlegt und einen systematischen Unterschied zwischen den Ländergruppen bestätigt. Um das Risiko falsch-positiver Ergebnisse aufgrund multipler Tests zu verringern, werden die p-Werte nach dem Verfahren von Benjamini und Hochberg angepasst, das die False Discovery Rate (FDR) kontrolliert. Neben den p-Werten wird für jede Variable eine Effektgröße berechnet, die die Stärke der Unterschiede zwischen den Ländergruppen beschreibt. Zur Quantifizierung der Effektgröße wird Hedges' g berechnet, eine standardisierte Form des Mittelwertunterschieds, die auch bei kleinen Stichproben korrigiert ist.

II. Strukturdaten der Länder in der qualitativen Analyse

Tabelle 2: Strukturdaten der Länder in der qualitativen Analyse

Land	Einwohnerzahl (2024)	Bevölkerungsdichte (Einw./km ² , 2024)	Wichtige Branchen	BIP pro Kopf 2024 (Eur)
Dänemark	ca. 6,0 Mio.	141	Erneuerbare Energien (v.a. Windkraft), IT, Biotechnologie, Pharma, Dienstleistungen	66.420
Niederlande	ca. 18,0 Mio.	541	Handel, Logistik, Chemie, Agro-Food, Maschinenbau, High-Tech, Dienstleistungen	63.030
Belgien	11,76 Mio.	388	Chemie, Pharma, Maschinenbau, Dienstleistungen, Transport/Logistik	51.810
Österreich	9,16 Mio.	109	Maschinenbau, Automobil, Tourismus, Dienstleistungen, Chemie, Pharma, Elektronik	52.490
Deutschland	83,6 Mio.	236	Automobil, Maschinenbau, Chemie, Elektrotechnik, IT, Dienstleistungen	50.820
Schweden	10,6 Mio.	24	Forstwirtschaft, IT/Software, Telekommunikation, Fahrzeugbau, Biotechnologie, Dienstleistungen	53.020

Quellen: Statista (2025) und Eurostat (2025)

III. Herausforderungen beim Arbeiten mit komplexen Daten

Herausforderungen beim Arbeiten mit komplexen Daten

- **Dimensionalitätsproblem:** Die hohe Anzahl an Variablen im Vergleich zu Beobachtungen macht klassische Regressionsanalysen nicht praktikabel, da weit mehr Parameter zu schätzen wären als Datenpunkte vorliegen.
- **Multiples-Testen-Problem:** Mit 133.689 Eurostat Struktur-Variablen und \times 270 KI-Variablen ergeben sich über 36 Millionen mögliche bivariate Tests. Selbst bei konservativen Signifikanzniveaus käme es zu einer extrem hohen Falsch-Positiven-Rate und jede Interpretation wäre unmöglich.
- **Interpretationsproblem:** Ohne eine Zusammenführung der Daten („systematische Dimensionsreduktion“) ist es aufgrund der großen Datensatzes unmöglich, aus der Masse potenzieller Einflussvariablen interpretierbare Muster zu identifizieren, die KI-Vorreiter- von KI-Mittelfeld-Ländern unterscheiden.
- **Heterogenitätsproblem:** Die Analyse kulturell und strukturell sehr verschiedener EU-27 Länder führt potenziell zu schwer interpretierbaren Ergebnissen, da Ländergruppen sich in vielen beobachteten und unbeobachteten Dimensionen gleichzeitig unterscheiden.

IV. Liste der signifikanten Variablen

Tabelle 3: Liste der signifikanten Variablen

Variable	Bezeichnung
nama_10_a10_e_A_PC_TOT_HW_M_N_SELF_DC	Population and employment in national accounts
ilc_lvhl14_A_ED3_4_Y18-24_T_PC	Health and labour conditions
prc_hicp_aind_A_INX_A_AVG_CP022	Harmonised index of consumer prices (HICP), Private households expenditure on culture, Private households expenditure on sport
nama_10_lp_a21_A_I15_G-I_HW_EMP	Annual national accounts
ert_eff_ic_a_A_NEER_EA20_I15	Effective exchange rate indices
isoc_ci_it_en2_A_GE10_C19-C23_E_FIXBB_PC_ENT_IUSE	Connection to the internet
lfsa_argaed_A_PC_F_Y50-54_ED3_4	Labour status by educational attainment level, Activity and activity rates - LFS series
edat_lfse_26_A_Y_GT5_ED3_4_Y15-34_M_PC	Labour status of young people by years since completion of highest level of education
edat_lfse_26_A_Y_GT5_ED3_4_Y18-34_M_PC	Labour status of young people by years since completion of highest level of education
edat_lfse_26_A_Y_GT5_ED3_4_Y20-34_M_PC	Labour status of young people by years since completion of highest level of education
hlth_silc_22_A_HOPING_DEG1_T_Y35-44_PC	Unmet needs for health care
ilc_lvhl02_A_B_MD60_RET_Y18-64_M_PC	Living conditions
isoc_ci_in_es_A_50-249_C10-S951_X_K_E_IUSE_PC_ENT	Connection to the internet
nama_10_lp_ulc_A_I20_HW_EMP	Labour and capital productivity for total economy by industry
lfsa_ewhan2_A_P_SAL_FT_Y35-49_T_HR	Working time
lfsa_ergaed_A_PC_F_Y40-59_ED3_4VOC	Labour status by educational attainment level
lfsa_ewhan2_A_P_EMP_FT_Y35-49_T_HR	Working time
lfsa_ergaedn_A_TOTAL_ED3_4VOC_F_Y40-59_PC	Employment and self-employment
lfsa_ergaedcob_A_TOTAL_ED3_4VOC_F_Y40-59_PC	Employment and self-employment
lfsa_ewhan2_A_P_NCFAM_FT_Y35-49_T_HR	Working time
lfst_r_aredcobu_A_DEG1_TOTAL_ED3_4_Y25-54_F_PC	Activity rates
lfst_r_arednu_A_DEG1_TOTAL_ED3_4_Y25-54_F_PC	Activity rates
ilc_lvhl03_A_ISCO6_A_MD60_F_PC	Health and labour conditions
edat_lfse_26_A_Y_GT3_ED3_4_Y20-34_M_PC	Labour status of young people by years since completion of highest level of education
edat_lfse_26_A_Y_GT3_ED3_4_Y15-34_M_PC	Labour status of young people by years since completion of highest level of education
edat_lfse_26_A_Y_GT3_ED3_4_Y18-34_M_PC	Labour status of young people by years since completion of highest level of education
trng_lfs_10_A_PC_FE_TOTAL_T_Y15-29	Participation in education and training (last 4 weeks, LFS) - population aged 15+, by type of education
edat_lfse_19_A_T_Y15-29_POP_FE_PC	Young people by educational and labour status (incl. neither in employment nor in education and training - NEET)
trng_lfs_11_A_PC_FE_POP_T_Y15-29	Participation in education and training (last 4 weeks, LFS) - population aged 15+, by type of education

Variable	Bezeichnung
trng_lfs_09_A_PC_FE_T_Y15-29	Participation in education and training (last 4 weeks, LFS) - population aged 15+, by type of education
prc_hicp_aind_A_INX_A_AVG_CP02201	Harmonised index of consumer prices (HICP), Private households expenditure on culture, Private households expenditure on sport
nama_10_lp_a21_A_I20_R-U_HW_EMP	Labour and capital productivity for total economy by industry
lfsa_argaed_A_PC_T_Y45-49_ED3_4VOC	Activity and activity rates - LFS series
lfsa_ewhan2_A_P_SAL_FT_Y_GE15_T_HR	Working time
isoc_ci_it_en2_A_GE10_G_E_FIXBB_PC_ENT_IUSE	Connection to the internet
lfsa_ewhan2_A_P_SAL_FT_Y15-64_T_HR	Working time
nama_10_a10_e_A_PCH_PRE_HW_TOTAL_EMP_DC	Population and employment in national accounts
lfsa_ewhan2_A_P_SAL_FT_Y25-64_T_HR	Working time
lfsa_ewhan2_A_P_SAL_FT_Y20-64_T_HR	Working time
hlth_silc_22_A_TOOEXP_DEG1_M_Y16-24_PC	Unmet needs for health care
isoc_ski_itage_A_PC_Y15-34	ICT training, ICT education
lfsa_esgan_A_PC_EMP_SELF_S_NAT_M_Y15-64	Self employed
lfst_r_e2sganu_A_TOTAL_SELF_S_NAT_Y15-64_M_PC_EMP	Employment and self-employment
lfsa_ewhan2_A_P_NCFAM_FT_Y25-64_T_HR	Working time
lfsa_ewhan2_A_P_EMP_FT_Y25-64_T_HR	Working time

IV. Top 20 KI-Variablen der ersten beiden Hauptkomponenten

Tabelle 4: Top-20 KI-Variablen der 1. Hauptkomponente

KI-Variable der 1. Hauptkomponente	PC1_Loading
isoc_eb_ai_A_10-249_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT	0,090353218
isoc_eb_ai_A_10-249_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT_IUSE	0,089878689
isoc_eb_ain2_A_GE10_C26-C33_E_AI_TGE2_PC_ENT_IUSE	0,089136835
isoc_eb_ain2_A_GE10_C26-C33_E_AI_TGE2_PC_ENT	0,088854326
isoc_eb_ai_A_50-249_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT	0,087701379
isoc_eb_ai_A_10-49_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT	0,086726129
isoc_eb_ain2_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT	0,086600289
isoc_eb_ai_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT	0,086600289
isoc_eb_ai_A_10-49_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT_IUSE	0,086314983
isoc_eb_ain2_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT_IUSE	0,08589083
isoc_eb_ai_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT_IUSE	0,08589083
isoc_eb_ai_A_50-249_C10-S951_X_K_E_AI_TNLG_PC_ENT_IUSE	0,085584877
isoc_eb_ain2_A_GE10_C19-C23_E_AI_TX_PC_ENT	-0,080025696
isoc_eb_ai_A_10-49_C10-S951_X_K_E_AI_TPA_PC_ENT_IUSE	0,078783214
isoc_eb_ai_A_10-49_C10-S951_X_K_E_AI_TPA_PC_ENT	0,078427092
isoc_eb_ain2_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TGE2_PC_ENT	0,077812658
isoc_eb_ai_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TGE2_PC_ENT	0,077812658
isoc_eb_ai_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TGE2_PC_ENT_IUSE	0,077456134
isoc_eb_ain2_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_TGE2_PC_ENT_IUSE	0,077456134
isoc_eb_ain2_A_GE10_C-F_E_AI_TTM_PC_ENT_IUSE	0,07610636

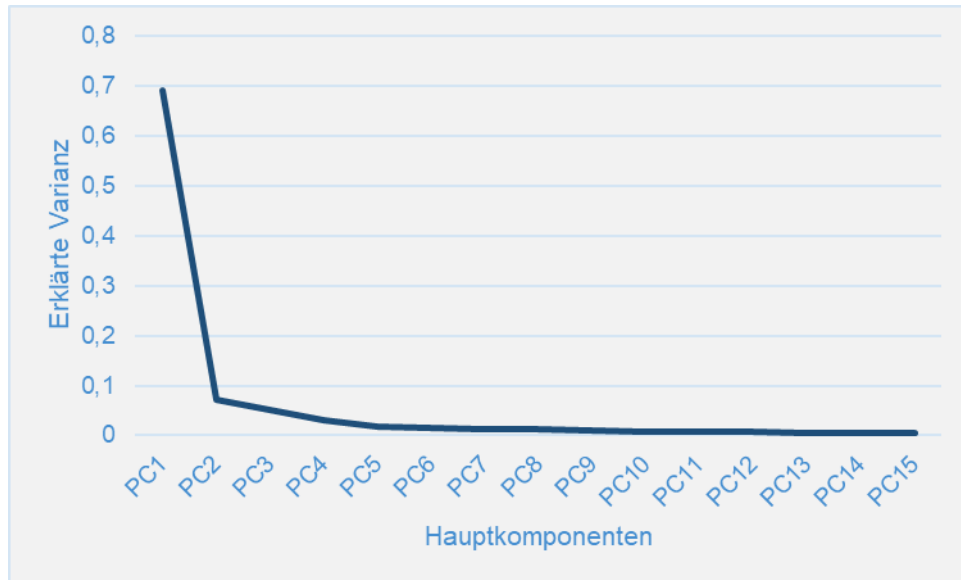
Tabelle 5: Top-20 KI-Variablen der 2. Hauptkomponente

KI-Variable der 2. Hauptkomponente	PC2_Loading
isoc_eb_ai_A_10-249_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT_IUSE	0,157106
isoc_eb_ai_A_10-249_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT	0,156706
isoc_eb_ain2_A_GE10_C-F_E_AI_TPA_PC_ENT_IUSE	0,143427
isoc_eb_ain2_A_GE10_C-F_E_AI_PLOG_PC_ENT	0,14327
isoc_eb_ai_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT_IUSE	0,142562
isoc_eb_ain2_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT_IUSE	0,142562
isoc_eb_ain2_A_GE10_C-F_E_AI_TPA_PC_ENT	0,141739
isoc_eb_ai_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT	0,140003
isoc_eb_ain2_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT	0,140003
isoc_eb_ain2_A_GE10_C-F_E_AI_PLOG_PC_ENT_IUSE	0,138427
isoc_eb_ain2_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT_AI_TANY	0,133252

KI-Variable der 2. Hauptkomponente	PC2_Loading
isoc_eb_ai_A_GE10_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT_AI_TANY	0,133252
isoc_eb_ai_A_10-249_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT_AI_TANY	0,13079
isoc_eb_ai_A_50-249_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT_IUSE	0,125761
isoc_eb_ai_A_50-249_C10-S951_X_K_E_AI_PLOG_PC_ENT	0,124557
isoc_eb_ain2_A_GE10_C-F_E_AI_TTM_PC_ENT_IUSE	-0,10967
isoc_eb_ain2_A_GE10_C-F_E_AI_TTM_PC_ENT	-0,10846
isoc_eb_ain2_A_GE10_G47_E_AI_TPA_PC_ENT	0,105545
isoc_eb_ain2_A_GE10_C19-C23_E_AI_TPA_PC_ENT	0,10554
isoc_eb_ain2_A_GE10_G47_E_AI_TPA_PC_ENT_IUSE	0,105038

V. Erklärte Varianz der Hauptkomponenten

Abbildung 9: Erklärte Varianz der Hauptkomponenten der KI-Variablen



Quelle: WIK, eigene Darstellung

ISSN 1865-8997