



Jan Mackensen | Raffael Ruppert | Bernd Bienzeisler

White-Paper-Reihe Kognitive Dienstleistungssysteme 11/2024

Qualifizierungsbedarfe und Künstliche Intelligenz – Ein webanalytischer Ansatz mittels Generativer KI

In Kooperation mit

White-Paper-Reihe Kognitive Dienstleistungssysteme

Das Forschungs- und Innovationszentrum Kognitive Dienstleistungssysteme (KODIS) ist ein wachsender Standort des Fraunhofer IAO am Bildungscampus in Heilbronn. Mit Unterstützung der Dieter Schwarz Stiftung entsteht hier ein interdisziplinäres Forschungszentrum für die Entwicklung und Umsetzung digitaler Service-Produkte und datenbasierter Geschäftsmodelle. Ein besonderer Fokus liegt in Anwendung von Verfahren zur Künstlichen Intelligenz (KI), in der Wertschöpfung von digitalen Services sowie in der Berücksichtigung komplexer Wechselwirkungen in Dienstleistungsökosystemen. Mit der White-Paper-Reihe »Kognitive Dienstleistungssysteme« beleuchten wir aktuelle und aufkommende Themen und Entwicklungen in unseren Forschungsfeldern.

Erfahren Sie mehr unter



www.kodis.iao.fraunhofer.de

Jan Mackensen | Raffael Ruppert | Bernd Bienzeisler

White-Paper-Reihe Kognitive Dienstleistungssysteme 11/2024

Qualifizierungsbedarfe und Künstliche Intelligenz –
Ein webanalytischer Ansatz mittels Generativer KI

Vorwort

Der Forschungsansatz dieses White Papers hat seinen Ursprung in dem Verbundprojekt »KI-Campus-Hub Baden-Württemberg«, das vom Stifterverband für die Deutsche Wissenschaft e. V. geleitet und von der Dieter Schwarz Stiftung gefördert wird. Beim »KI-Campus« (www.ki-campus.org) handelt es sich um eine Lernplattform für Künstliche Intelligenz mit kostenlosen Online-Kursen, Videos und Podcasts zur Stärkung von KI- und Datenkompetenzen.

Als Forschungs- und Innovationszentrum KODIS überlassen wir die Konzepte für die Erstellung von KI-orientierten Lerninhalten unseren kompetenten Partnern aus der Wissenschaft, wie der Technischen Universität München, der Dualen Hochschule Baden-Württemberg und der Hochschule Heilbronn. Unser Beitrag liegt am KI-Campus-Hub Baden-Württemberg vielmehr in der Entwicklung von Lösungen, die auf die spezifischen Qualifizierungs- und Weiterbildungsbedarfe der regionalen Wirtschaft eingehen.

Anders formuliert: Uns interessiert, wie man mit KI-Verfahren und digitalen KI-Services datenbasierte Gestaltungshebel ableiten kann, um mit Lerninhalten möglichst rasch und effektiv auf die regionalen Qualifizierungsanforderungen reagieren zu können.

Das hier vorliegende White Paper beschreibt das Vorgehen für die Entwicklung und Erprobung eines KI-Verfahrens zur Ableitung von KI-Qualifizierungsbedarfen in der Region Heilbronn-Franken. Beispielhaft durchgeführt haben wir die damit verbundenen Forschungs- und Entwicklungsarbeiten für die Region Heilbronn-Franken.

Dabei beschreiben wir ausführlich, wie mit Hilfe von Generativer KI allgemein zugängliche Informationen in Webseiten und Stellenanzeigen gleichsam in Echtzeit analysiert werden können. Es obliegt der Fantasie unserer Leserschaft sich vorzustellen, ob und wie dieses Vorgehen auch für andere Fragestellungen und Zwecke eingesetzt werden kann.

Ein besonderer Dank geht an das Team des KI-Campus – stellvertretend an Britta Leusing, Florian Rampelt und Raffael Ruppert – für die gute und vertrauensvolle Zusammenarbeit. Danken möchte ich aber auch meinem Kollegen Jan Mackensen, der mit unermüdlicher Akribie das Vorgehen technisch umgesetzt und somit erst möglich gemacht hat.

Bernd Bienzeisler

Leiter Forschungs- und Innovationszentrum Kognitive Dienstleistungssysteme (KODIS)

Inhalt

- 1. Einleitung 4**
- 2. Generative KI-Methoden zur Webanalyse 6**
 - Methode zur Analyse von Unternehmenswebseiten 6
 - Methode zur Analyse von Stellenbeschreibungen 7
 - Methode zum LLM-unterstützten Clustering 8
- 3. Analyse der Unternehmenswebseiten 10**
 - Methode 10
 - Ergebnisse 11
 - Diskussion 12
- 4. Analyse der Stellenbeschreibungen 14**
 - Methode 14
 - Ergebnisse 14
 - Diskussion 16
- 5. Limitationen 18**
- 6. Zusammenfassung und Handlungsempfehlungen 20**
- Literaturverzeichnis 21**
- Appendix 22**
- Impressum 24**

1. Einleitung

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) in Unternehmen hat in den letzten Jahren stetig zugenommen. Laut International Monetary Fund wird KI bis zu 60 Prozent der Arbeitsplätze beeinflussen (Cazzaniga et al., 2024). Momentan arbeitet laut Statistischem Bundesamt bereits etwa jedes achte Unternehmen mit KI (Statistisches Bundesamt, 2023), was zu einem wachsenden Bedarf an KI-bezogenen Kompetenzen in der Arbeitswelt führt. Gleichzeitig gilt der Mangel an KI-Kompetenzen insbesondere in mittelständischen Unternehmen als eines der größten Hemmnisse für die Entwicklung von KI in Unternehmen (Feike et al., 2024). Dieses Diskussionspapier will Antworten darauf geben, nach welchen Kompetenzen derzeit im deutschen Arbeitsmarkt zum Thema KI gesucht wird. Trotz umfangreicher Forschung zu KI-Kompetenzen besteht weiterer Bedarf an detaillierten Analysen der spezifischen fachlichen und außerfunktionalen Kompetenzanforderung und deren Entwicklung im Kontext des Aufkommens neuer KI-Technologien wie generativen Sprachmodellen. Hierbei gilt zu berücksichtigen, dass diese Technologien nicht nur als Untersuchungsobjekt, sondern auch als technologischer Ansatz für die empirische Analyse verwendet werden können.

Die bestehende Literatur fokussiert sich häufig auf KI-Kompetenzen für Nicht-Expertinnen und Nicht-Experten, wie beispielsweise Long und Magerko (2020), die KI-Kompetenzen als die Fähigkeit definieren, Künstliche Intelligenz kritisch zu verwenden. Wir hingegen konzentrieren uns in dieser Publikation explizit auf die Kompetenzanforderungen, die an KI-Experten gestellt werden. KI-Kompetenzen, insbesondere für Führungskräfte und Experten, die sowohl technische als auch organisatorische Verantwortung tragen, wurden bisher nicht ausreichend untersucht und in bestehende Bildungsprogramme und Kompetenzrahmen integriert (Psyche et al., 2023). Die bisherige Forschung im Bereich der »AI Literacy« betont zwar die Notwendigkeit grundlegender KI-Kompetenzen für die breite Bevölkerung (Knoth et al., 2024) lässt jedoch die spezifischen Anforderungen für Expertinnen und Experten weitgehend unberücksichtigt. Genau diese Lücke greift das vorliegende Whitepaper auf: Es untersucht, welche Kompetenzen für Fachkräfte in KI-Berufen benötigt werden, insbesondere im Kontext neuer Technologien wie generativer KI (GenAI) und Large Language Models (LLMs).

Mit dem Aufkommen von GenAI und LLMs hat sich die Landschaft der benötigten Kompetenzen weiterentwickelt. Diese Technologien bieten nicht nur neue Anwendungsfelder, sondern ermöglichen auch innovative Analysemöglichkeiten, z. B. im Hinblick auf arbeitsmarktbezogene Untersuchungen. Hier eröffnet die Fähigkeit von LLMs, natürliche Sprache zu verarbeiten und zu generieren, vielversprechende und skalierbare Ansätze zur Analyse von Stellenausschreibungen und Kompetenzprofilen. Diese neue und in diesem Whitepaper vorgestellte Methodik nutzt

eine GenAI-basierte Webanalyse, um große Mengen an unstrukturierten Daten aus Online-Jobbörsen und Unternehmenswebseiten effizient zu verarbeiten. Sie kombiniert die Leistungsfähigkeit von LLMs mit traditionellen Analysetechniken und ermöglicht somit ein umfassendes Bild der aktuellen und zukünftigen Kompetenzanforderungen im KI-Bereich. Dabei werden die Kompetenzen in den folgenden Analysen nicht im Rahmen eines klassischen Kompetenzmodells beschrieben, etwa durch die Unterteilung in Fach-, Methoden-, Sozial- und Selbstkompetenz. Vielmehr wird eine direktere Analyse der zugrunde liegenden Daten von Webseiten und Stellenbeschreibungen mithilfe des LLM vorgenommen, die vor allem Hinweise darauf geben kann, in welchen Bereichen der KI zukünftig Fach- und Methodenkompetenzen gefragt sein werden.

Die Motivation für den Einsatz der Methodik liegt in ihrer Fähigkeit, den wachsenden Bedarf an KI-Kompetenzen präzise, skalierbar und gleichzeitig differenziert zu analysieren. Sie bietet eine effiziente Möglichkeit, aus der großen Datenmenge relevante Informationen zu extrahieren, die z. B. über Webseiten, arbeitsmarktbezogene Datenbanken oder Informationsportale zur Verfügung gestellt werden. Gleichzeitig erlaubt es der analytische Einsatz von generativer KI, die dynamischen Entwicklungen der Kompetenzanforderungen an KI-Expertinnen und -Experten in Echtzeit abzubilden, sodass man nicht auf punktuelle Erfassungen und schnell veraltende Stichproben angewiesen ist.

Ziel der nachfolgenden Analyse ist es, einen detaillierten Überblick über die aktuellen Kompetenzbedarfe von KI-Expertinnen und -Experten zu geben und gleichzeitig aufzuzeigen, welche Potenziale die GenAI-Analyse als Methode für zukünftige Arbeitsmarktforschung birgt. Im Folgenden erläutern wir die Methodik näher, präsentieren die Ergebnisse und diskutieren die Implikationen für Unternehmen und Bildungseinrichtungen.

2. Generative KI-Methoden zur Webanalyse

Um eine systematische Analyse von Webdaten durchzuführen, wurden zunächst drei spezialisierte Methoden entwickelt. Diese nutzen LLMs, um semistrukturierte Webtexte effizient zu sortieren und aufzubereiten, wodurch eine detaillierte Tiefenanalyse ermöglicht wird.

Die erste Methode dient als leistungsfähiges Werkzeug zur Analyse von Unternehmenswebseiten. Es extrahiert und strukturiert relevante Informationen aus den oft komplexen und vielfältigen Inhalten dieser Seiten.

Die zweite Methode konzentriert sich auf die Analyse von Stellenangeboten, die Unternehmen auf dem Jobportal der Bundesagentur für Arbeit veröffentlichen. Es identifiziert und kategorisiert wichtige Elemente wie Qualifikationsanforderungen, Aufgabenbereiche und Unternehmensprofile.

Die dritte Methode unterscheidet sich in ihrer Funktion von den beiden vorherigen. Sie wird als Clustering-Methode eingesetzt und nutzt generative KI, um die von den anderen Methoden organisierten Daten weiter zu analysieren und zu gruppieren. Dies ermöglicht die Identifikation von Mustern und Trends in den gesammelten Daten.

In allen drei Methoden wurde LLama3-8b-Instruct als LLM implementiert, wobei die Architektur flexibel genug ist, um bei Bedarf auch andere Modelle zu integrieren (AI@Meta, 2024). Diese Wahl basiert auf der Leistungsfähigkeit und Effizienz des Modells für die spezifischen Aufgaben. Im Folgenden werden die drei Methoden im Detail vorgestellt, wobei ihre jeweiligen Funktionsweisen, Stärken und potenziellen Anwendungsbereiche erläutert werden.

Methode zur Analyse von Unternehmenswebseiten

Unternehmenswebseiten sind komplexe Datenstrukturen, in denen verschiedene Arten von Texten und Bildern in der Regel über eine Vielzahl von Webpages verteilt sind. Der Begriff »Webpage« bezeichnet dabei eine Seite, die der Besucherin oder dem Besucher der Website angezeigt wird. Die Webpages bilden in ihrer Gesamtheit die Website. Die erste Seite, die die Besucherin oder der Besucher betritt, ist in der Regel die Homepage, die als zentraler Einstiegspunkt in die Website

bezeichnet wird. Ziel der entwickelten Methode ist es nun, ausgehend von der Homepage, die Webseite nach für das Analysethema relevanten Texten zu durchsuchen und diese am Ende gesammelt zu analysieren. Auf diese Weise können sowohl einzelne Unternehmen hinsichtlich ihres Webauftritts analysiert als auch Vergleiche zwischen verschiedenen Unternehmen angestellt werden.

Um jedoch die relevanten Texte aus den Webpages extrahieren zu können, müssen zunächst aus der Vielzahl der Webpages einer Unternehmenswebsite diejenigen ausgewählt werden, die am ehesten relevante Texte in Bezug auf das Analysethema enthalten. Dieser Schritt ist notwendig, da insbesondere die Webauftritte großer Unternehmen in der Regel weit über 100 Webpages umfassen und somit eine vollständige Durchsicht aller Webpages ineffizient wäre. Aus diesem Grund erfolgt zunächst eine Sammlung aller Links auf der Webpage, auf deren Basis anschließend eine Entscheidung darüber getroffen wird, welche Webpage relevant ist und als Nächstes besucht werden soll.

Nachdem ein Link zu einer Webpage ausgewählt wurde, beginnt der zweite Schritt der Webanalyse. In diesem Schritt findet eine Extraktion der relevanten Texte der ausgewählten Webpage statt. Dazu werden zunächst aus dem HTML-Code der Webpage alle Texte herausgefiltert. Anschließend werden die Texte mithilfe des sogenannten Satzfilters gefiltert, sodass sie mindestens einen vollständigen Satz enthalten. Dies ist notwendig, da auf Webseiten viele funktionale Texte, z. B. Buttonbeschriftungen, zu finden sind, die naturgemäß wenig Informationsgehalt für die Analyse haben. In einem zweiten Filter werden die Texte dann von einer generativen KI nach ihrer Relevanz für die Analyse bewertet und die irrelevanten Texte herausgefiltert. Auch hier kann über einen Prompt gesteuert werden, welche Texte für das LLM relevant sind und welche nicht. Die relevanten Texte werden dann für die abschließende Analyse gespeichert.

Die Auswahl einer relevanten Webseite und die Extraktion der dort enthaltenen relevanten Texte werden so oft wiederholt, bis entweder eine bestimmte Textmenge für die abschließende Analyse gesammelt oder eine bestimmte Anzahl von Webseiten besucht wurde. In der abschließenden Analyse wird der gesammelte Text an ein LLM übergeben und über eine

Eingabeaufforderung wird definiert, welche Form der Auswertung durchgeführt werden soll. Theoretisch können über einen Prompt die verschiedensten Arten von Analysen definiert und durchgeführt werden. Im Rahmen dieses Whitepapers wurden bei den untersuchten Unternehmen jedoch nur Analysen im Sinne einer Bewertung und Interpretation der Unternehmenspotenziale im Bereich KI mittels des LLM ausgeführt.

Mit der vorgestellten Methode ist es mit einfachen Anpassungen möglich, Unternehmenswebseiten auf vielfältige Weise zu analysieren. Dies wird durch die Verwendung von LLMs in jedem der drei Analyseschritte ermöglicht. So kann bei Bedarf unabhängig voneinander verändert werden, welche Webseiten ausgewählt werden, welche Texte als relevant eingestuft werden und wie die abschließende Analyse aussehen soll. Damit bietet die Methode vor allem in puncto Flexibilität einen großen Vorteil gegenüber herkömmlichen regelbasierten Web-Scraping-Verfahren, die selbst bei kleinen Änderungen in der Analyse umständlich angepasst werden müssen. Eine übersichtliche Darstellung der drei Analyseschritte ist in Abbildung 1 zu sehen.

Methode zur Analyse von Stellenbeschreibungen

Stellenbeschreibungen sind kurze Texte, in denen Unternehmen mehr oder weniger strukturiert eine zu besetzende Stelle beschreiben. Eine Analyse dieser Stellenbeschreibungen kann Aufschluss über die Bedarfe der Unternehmen an neuen Mitarbeitenden geben und damit Hinweise liefern, welche Kompetenzen die Unternehmen aufbauen müssen oder wollen. Das Ziel dieser Methode besteht folglich darin, Stellenbeschreibungen mithilfe generativer KI zu verarbeiten, um die Kompetenzbedarfe der Unternehmen in verschiedenen Bereichen zu erkennen und weitergehend analysieren zu können.

Die Analyse von Stellenbeschreibungen erfordert zunächst den Zugang zu einem Jobportal, auf dem eine Vielzahl von Stellenbeschreibungen einer breiten Auswahl an Unternehmen verfügbar ist. Das Jobportal der Bundesagentur für Arbeit eignet sich in besonderem Maße für die Analyse von Stellenbeschreibungen, da über eine API-Schnittstelle eine einfache Extraktion großer Mengen von Stellenbeschreibungen aus dem Jobportal möglich ist. Die Anfrage über die API kann dabei

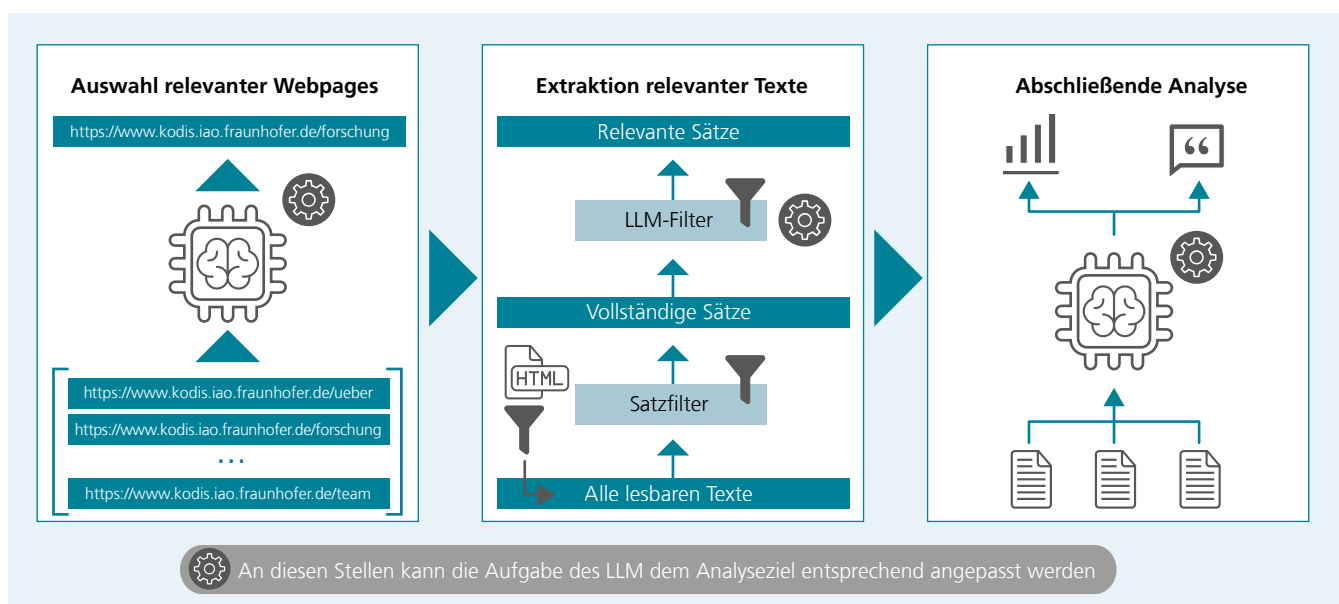


Abbildung 1.: Methode zur Analyse von Unternehmenswebseiten.

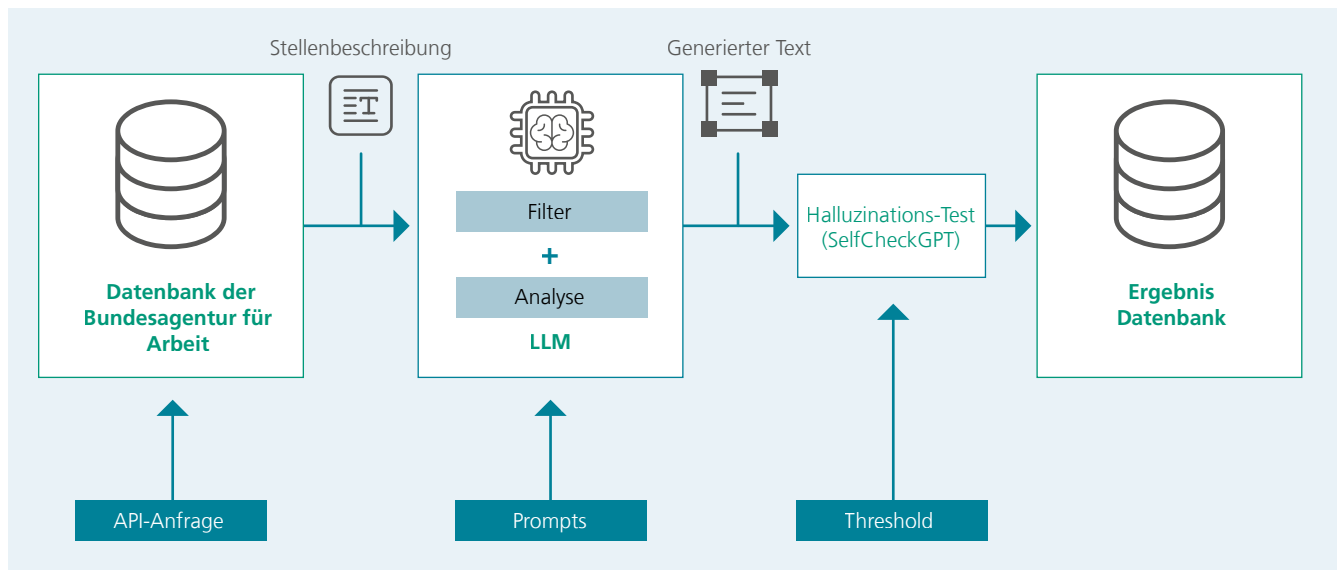


Abbildung 2.: Methode zur Analyse von Stellenbeschreibungen.

präzise gestaltet werden, sodass eine gezielte Auswahl von Stellenbeschreibungen, etwa von Unternehmen einer bestimmten Region oder passend zu bestimmten Schlagworten, möglich ist.

Im Anschluss an die Sammlung der relevanten Stellenbeschreibungen mittels einer oder mehrerer API-Anfragen erfolgt die Übergabe an das LLM. In einem ersten Schritt wird durch das LLM überprüft, ob die jeweilige Stellenbeschreibung für das Thema der Analyse relevant ist. Sofern dies gegeben ist, erfolgt im Anschluss eine Analyse der Stellenbeschreibung. Sowohl die Einschätzung der Relevanz als auch die Analyse werden über Prompt-Eingaben in das LLM gesteuert und können an den Zweck der Analyse angepasst werden. Die Relevanzabschätzung ist erforderlich, da bei der Schlagwortabfrage mittels der API-Schnittstelle teilweise auch Stellenbeschreibungen aufgenommen werden, die nur entfernt mit dem Schlagwort zu tun haben und deshalb nicht in die Analyse einbezogen werden sollten. Durch die Durchführung der Analyse der Stellenbeschreibung mit einem LLM und deren Steuerung über einen Prompt ist die Methode in der Ausgestaltung der Analyse flexibel. Somit ist eine Klassifikation der Stellenbeschreibungen in verschiedenste Kategorien ebenso möglich wie eine Extraktion spezifischer Informationen. Um mögliche Halluzinationen des Modells bei der Analyse zu erkennen, wurde das Tool »Self-CheckGPT« (Manakul et al., 2023) eingesetzt. Dieses berechnet eine Halluzinationswahrscheinlichkeit, die zusammen mit der Analyse gespeichert wird.

Die vorgestellte Methode ermöglicht es, den Fokus der Analyse sowohl durch spezifische API-Abfragen als auch durch die Einstellung des LLM-Filters mittels Prompts frei zu bestimmen. Zudem kann das Ergebnis der Analyse durch die Spezifikation der Analyse mithilfe der Prompts ebenfalls frei gestaltet

werden. Die Methode ermöglicht somit ein Höchstmaß an Flexibilität bei gleichzeitiger Sicherstellung einer gewissen Robustheit und Faktenbasiertheit durch den Einsatz der Halluzinationserkennung. Eine übersichtliche Darstellung der Funktionsweise der Methode ist in Abbildung 2 gezeigt.

Methode zum LLM-unterstützten Clustering

Die beiden bisher vorgestellten Methoden fokussieren sich in erster Linie auf die Erfassung und erste Analyse von einzelnen Unternehmenswebseiten beziehungsweise Stellenbeschreibungen. Um jedoch Aussagen über die Gesamtheit aller Webseiten oder Stellenbeschreibungen treffen zu können, ist eine gesammelte Betrachtung der Ergebnisse der bisherigen Methoden erforderlich. Dies ist ohne Weiteres möglich, sofern die Ergebnisse binäre oder numerische Daten darstellen. Die Aggregation der Ergebnisse kann mittels Operationen wie Summierung oder Berechnung des Mittelwertes erfolgen. Bei textuellen Daten, die sich nicht ohne Weiteres aggregieren lassen, besteht jedoch die Notwendigkeit, einen komplexeren Ansatz zu wählen. Zu diesem Zweck wurde die hier vorgestellte Clustering-Methode entwickelt. Ihr Ziel besteht in der Kombination von Clustering-Methoden, LLM und menschlichem Input, um Aussagen über große Mengen an Textdaten treffen zu können.

Die Texte werden zuerst im Rahmen der Methode vorverarbeitet. Bei dieser Vorverarbeitung werden die Texte gefiltert, damit nur noch bestimmte Wörter in ihnen enthalten sind. Dafür gibt es in der Methode zwei Optionen: Beim POS-Tagging-Filter werden die Wörter nach ihrer Wortart sortiert und nur bestimmte Wortarten wie Nomen und Adjektive behalten. Beim LLM-Filter werden die Texte nach bestimmten Arten von

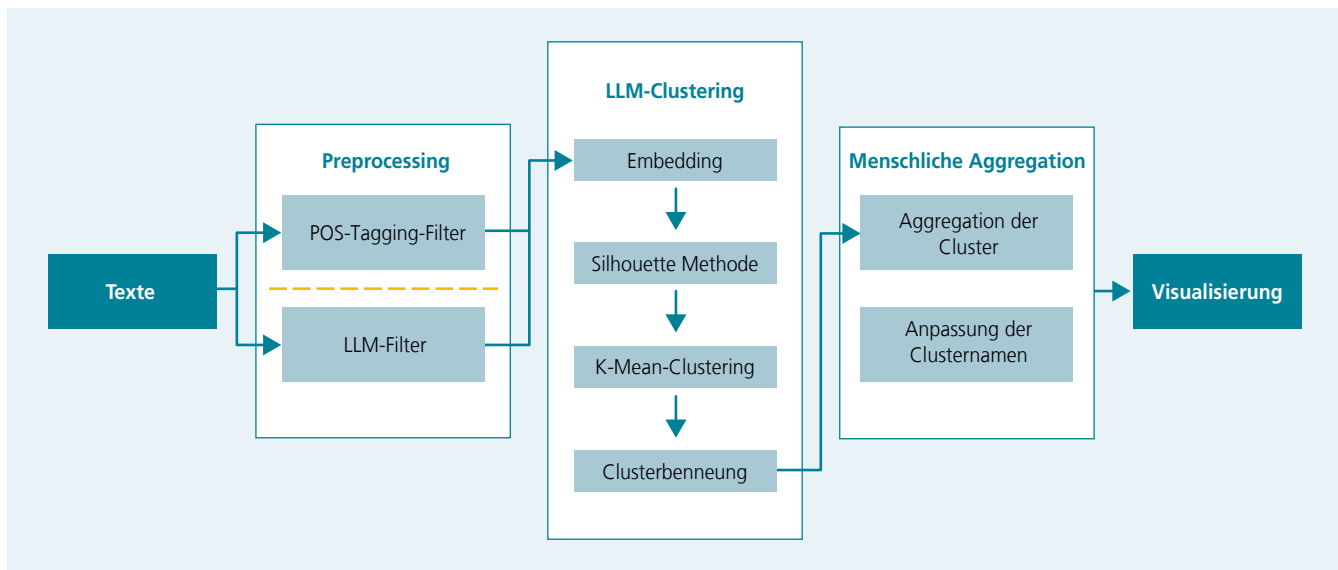


Abbildung 3.: Methode zum Clustering von Texten.

Begriffen oder Phrasen durchsucht. Der LLM-Filter ist beispielsweise dafür geeignet, bestimmte technische Begriffe aus den Texten zu extrahieren.

Nachdem die Vorverarbeitung der Texte abgeschlossen ist, werden die übriggebliebenen Phrasen oder Wörter mit einem beliebigen Embedding-Modell (z. B. Bert) in eine Vektorform gebracht und mit dem K-Means-Algorithmus geclustert. Die Silhouette-Methode (Rousseeuw, 1987) wird dabei verwendet, um die optimale Anzahl an Clustern für die Vektoren zu errechnen. Im Anschluss erfolgt die automatische Benennung der Cluster unter Zuhilfenahme eines LLM. Hier werden zuerst auf Grundlage von Teilen der Cluster verschiedene Namensvorschläge generiert und diese zu einem passenden Namen zusammengeführt.

Die Auswahl der Methode zur Benennung der Cluster sowie die Methode zur Bestimmung der Cluster durch Vektorrepräsentationen erlauben keine vollständige Übereinstimmung mit einer menschlichen Bewertung der Daten. Daher ist im Rahmen der Methode als letzter Schritt vor der Clustervisualisierung eine manuelle Anpassung der Ergebnisse des LLM-Clusterings vorgesehen. In einem ersten Schritt werden alle Cluster, die thematisch ähnlich erscheinen, zu einem Cluster zusammengefasst. Anschließend erfolgt eine Anpassung der Clusterbezeichnung, sodass diese besser dem Konzept der zusammengeführten Cluster entspricht. Die Aggregation der Cluster ist insbesondere erforderlich, da die Silhouetten-Methode im Kontext der erstellten Embeddings dazu neigt, eine höhere Anzahl an Clustern zu generieren als erforderlich. Diese Problematik manifestiert sich insbesondere dann, wenn die inhaltlichen Konzepte des Datensatzes auf unterschiedliche Weise ausformuliert werden. Die verschiedenen Formulierungsarten resultieren in separaten Clustern, welche

anschließend von den menschlichen Teilnehmenden zusammengeführt werden.

In Bezugnahme auf die vorangehend dargelegten Methoden ist festzuhalten, dass die hier beschriebene Methode (vgl. Abbildung 3) sich insofern von den anderen beiden Methoden unterscheidet, als dass es sich nicht um eine rein technische Lösung handelt. Im Rahmen dieser Methode erfolgt eine direkte Beteiligung des Menschen an der Analyse, wobei insbesondere bei der menschlichen Aggregation das Ergebnis der Analyse maßgeblich beeinflusst wird. Des Weiteren stellt auch diese Methode lediglich eine Beschreibung des Standardprozesses dar. Im Rahmen der empirischen Untersuchungen, wie sie in Abschnitt 3 und 4 beschrieben sind, wurden einzelne Schritte ausgelassen oder andere Schritte hinzugefügt. Eine detaillierte Darlegung der Modifikationen findet sich in den jeweiligen Abschnitten.

3. Analyse der Unternehmenswebseiten

Die Analyse der Unternehmenswebseiten zielt darauf ab, den allgemeinen Stand der Unternehmen im Bereich KI zu ermitteln sowie die für Unternehmen besonders relevanten KI-Use-Cases und damit einhergehenden KI-Kompetenzen zu identifizieren. Als exemplarische Auswahl wurden die 500 mitarbeiterstärksten Unternehmen mit Sitz in Baden-Württemberg herangezogen. Die Auswahl erfolgte vor dem Hintergrund, dass Baden-Württemberg gemäß der KI-Landkarte das Bundesland mit den meisten KI-Entwicklungsprojekten ist. Somit lässt sich ableiten, dass Trends und Erkenntnisse in einem Bundesland wie Baden-Württemberg, das in der KI-Entwicklung vorangeht, Modellcharakter für die etwas verzögerte Entwicklung in anderen Bundesländern haben. Zwar lassen sich Erkenntnisse aus dieser Studie nicht eins zu eins auf andere Bundesländer übertragen, dennoch können die Ergebnisse als Indikation oder Ausschnitt der Selbstpräsentation von Unternehmen gesehen werden. In den nachfolgenden drei Abschnitten erfolgt zunächst eine detaillierte Erläuterung der angewandten Methodik, anschließend eine Präsentation der Ergebnisse und schließlich eine Diskussion der Resultate.

Methoden

Die Analyse der Webseiten der 500 mitarbeiterstärksten Unternehmen in Baden-Württemberg erfordert zunächst die Erfassung der jeweiligen Webadressen (Homepages) im Rahmen einer Liste. Die Erstellung der Liste erfolgt unter Zuhilfenahme der Unternehmensdatenbank »Markus«, welche die Möglichkeit bietet, die Unternehmen nach der Anzahl der Mitarbeitenden und dem Unternehmensstandort zu filtern. Auf Basis der ermittelten Webadressen werden für jedes Unternehmen drei Analysen durchgeführt, wobei die in Abschnitt 2 beschriebene Methode zur Webseitenanalyse zum Einsatz kommt. Alle drei Analysen wurden im Juni 2024 durchgeführt.

Die erste durchgeführte Analyse zielt darauf ab, den Reifegrad der Unternehmen im Bereich KI zu ermitteln. Dazu wurden unter Einsatz der entsprechenden Prompts in der Methode lediglich die Texte und Links als relevant identifiziert, die einen Zusammenhang mit KI aufweisen oder zumindest einen solchen vermuten lassen. Der Fokus der Link-Auswahl auf Seiten mit Bezug zu KI gewährleistet, dass etwaige Informationen zu KI auf den untersuchten Unternehmenswebseiten identifiziert werden. Die mit der Methode aus der Webseite extrahierten

Texte werden dann von dem LLM im Sinne eines Ratings von null bis vier Punkten bewertet. Dabei ist jeder Punkt mit bestimmten Kriterien verbunden. Der LLM vergibt null Punkte, sofern in den Texten keinerlei Hinweise auf die Nutzung von KI oder digitalen Technologien auszumachen sind. Ein Punkt wird vergeben, wenn zwar Hinweise auf die Nutzung von KI oder anderen digitalen Technologien vorhanden sind, jedoch keine konkreten Anwendungen genannt werden. Die Vergabe von zwei Punkten erfolgt, wenn in den Texten die Nutzung digitaler Technologien thematisiert wird. Zeigt der Text eine direkte Nutzung von KI, werden drei Punkte vergeben. Bei einer starken Präsenz von KI in den extrahierten Texten, bei der davon auszugehen ist, dass KI ein integraler Bestandteil des Geschäftsmodells des Unternehmens ist, wird die Höchstpunktzahl von vier Punkten vergeben.

Die beiden übrigen durchgeführten Analysen zielen darauf ab, anhand von eher allgemeinen Informationen über das Unternehmen und sein Geschäftsmodell zu ermitteln, welche KI-Use-Cases für das Unternehmen am ehesten in Frage kommen und welche Kompetenzen das Unternehmen im Bereich KI am wahrscheinlichsten gebrauchen könnte. Der Fokus liegt dabei nicht auf der Ermittlung bereits umgesetzter Use Cases oder vorhandener Kompetenzen, sondern ausschließlich auf der Identifikation potenziell interessanter Bereiche der KI für Unternehmen. Bei der Selektion der Links und Texte wird folglich kein Fokus auf KI gelegt, sondern solche Links und Texte als relevant ausgewählt, die mit hoher Wahrscheinlichkeit Informationen über das Unternehmen und sein Geschäftsmodell liefern. Auf Basis der selektierten Texte wird dem LLM die Aufgabe übertragen, eine Liste vielversprechender KI-Use-Cases für das Unternehmen zu erstellen sowie eine Liste potenziell relevanter KI-Kompetenzen zu generieren. Da es sich sowohl bei den Use Cases als auch bei den Kompetenzen um Textdaten handelt, müssen diese, um eine Analyse der Ergebnisse über alle Unternehmenswebseiten hinweg zu ermöglichen, mit der in Abschnitt 2 beschriebenen Clustering-Methode weiterverarbeitet werden. Im Rahmen der Clustering-Methode findet der POS-Tagging-Filter Anwendung, um insbesondere zusammengesetzte Begriffe aus den Texten zu extrahieren. Diese Begriffe werden dann innerhalb der Clustering-Methode geclustert und, benannt von einem Menschen, aggregiert. Der Vorgang der menschlichen Aggregation kann im Appendix nachvollzogen werden.

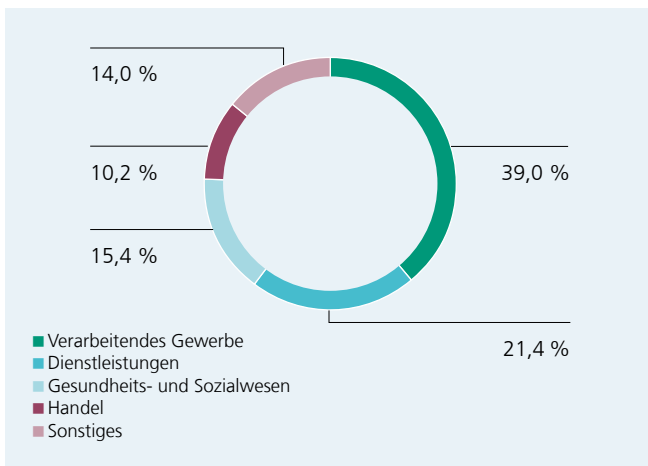


Abbildung 4.: Verteilung der 500 mitarbeiterstärksten Unternehmen in Baden-Württemberg in unterschiedliche Branchen nach dem WZ-2008-Branchencode.

Ergebnisse

Im Rahmen der Vorstellung der Ergebnisse ist zunächst festzuhalten, dass von den 500 untersuchten Unternehmenswebseiten der mitarbeiterstärksten Unternehmen in Baden-Württemberg 56 Webseiten nicht analysiert werden konnten. Die Ursache hierfür kann darin liegen, dass die Webseite vom Unternehmen so aufgesetzt wurde, dass eine automatisierte Erfassung nicht möglich ist, oder aber, dass die Webseite selbst keine HTML-basierte Struktur aufweist und somit mit der in der Methode verwendeten Technik nicht erfasst werden kann. Die verbleibenden Unternehmen können gemäß der Klassifikation der Wirtschaftszweige (WZ 2008) in fünf Branchen kategorisiert werden. Die mit Abstand größte Gruppe unter den untersuchten Unternehmen stellt das verarbeitende Gewerbe mit

einem Anteil von 39 Prozent dar. Es folgt die Dienstleistungsbranche mit einem Anteil von 21,4 Prozent. Den dritten Platz nimmt das Gesundheits- und Sozialwesen mit einem Anteil von 15,4 Prozent ein. Der Handel stellt mit einem Anteil von 10,2 Prozent die viertgrößte Gruppe dar. Die übrigen Branchen werden in der Kategorie »Sonstige« zusammengefasst (vgl. Abbildung 4).

Mit Blick auf den gemessenen KI-Reifegrad der Unternehmen lässt sich festhalten, dass sich bei einem großen Teil der untersuchten Unternehmen keine Hinweise auf KI auf den Webseiten finden lassen. Diese fast 200 Unternehmen stehen 150 Unternehmen gegenüber, die den Angaben auf ihren Webseiten zufolge KI aktiv nutzen. Für die beiden Zwischenstufen im Reifegrad-Modell lassen sich dagegen deutlich weniger Unternehmen finden. So konnten der Kategorie »Hinweise auf KI« nur 27 Unternehmen zugeordnet werden und der Kategorie »Nutzung digitaler Technologien« 69 Unternehmen. Nur zwei Unternehmen nutzen laut ihrer Webseite KI so ausgeprägt, dass davon ausgegangen werden kann, dass KI Teil ihres Business-Modells ist (vgl. Abbildung 5).

Bei der Betrachtung der Verteilung des KI-Reifegrads für verschiedene Branchen lässt sich feststellen, dass es in allen Branchen nur eine leicht geringere Anzahl von Unternehmen gibt, bei denen keine Hinweise auf KI auf den Webseiten zu finden sind, als Unternehmen, bei denen KI laut der Webseite genutzt wird. Eine Ausnahme bildet das Gesundheits- und Sozialwesen. Auch wenn es in dieser Branche Unternehmen gibt, die sich mit KI beschäftigen, ist die Anzahl dieser Unternehmen im Vergleich zu denen, die sich scheinbar überhaupt nicht mit KI beschäftigen, relativ gering. Eine weitere Auffälligkeit ist die hohe Anzahl an Unternehmen im verarbeitenden Gewerbe, die digitale Technologien einsetzen, die in den anderen Branchen

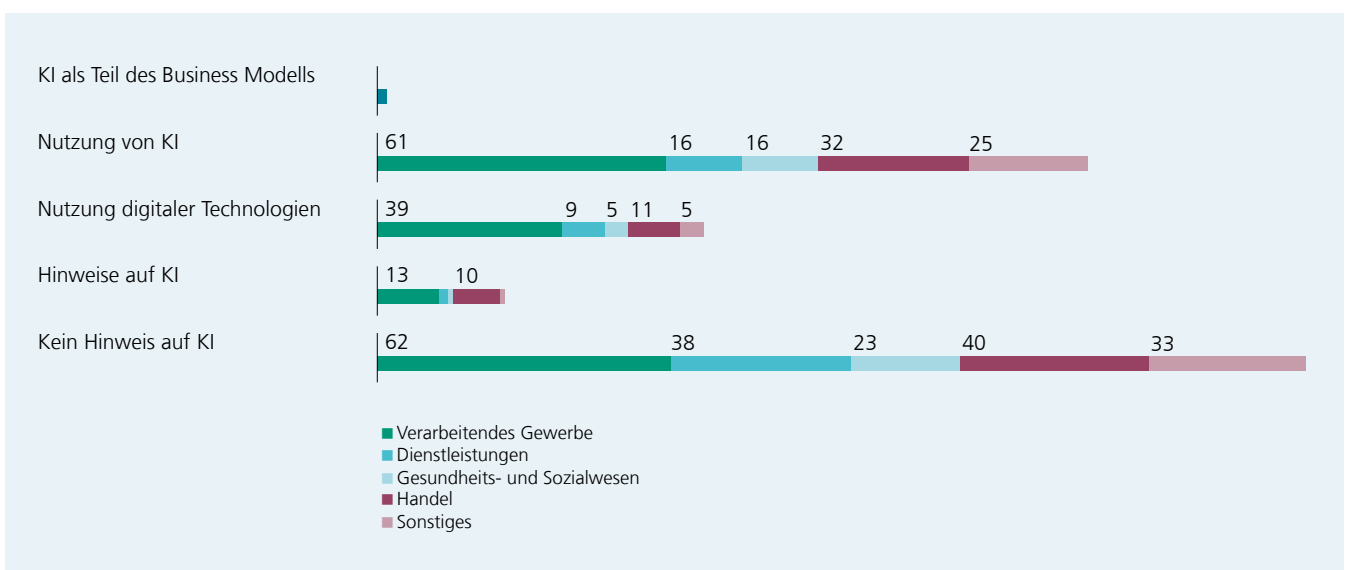


Abbildung 5.: Die ermittelten KI-Reifegrade für 446 analysierte Unternehmenswebseiten.

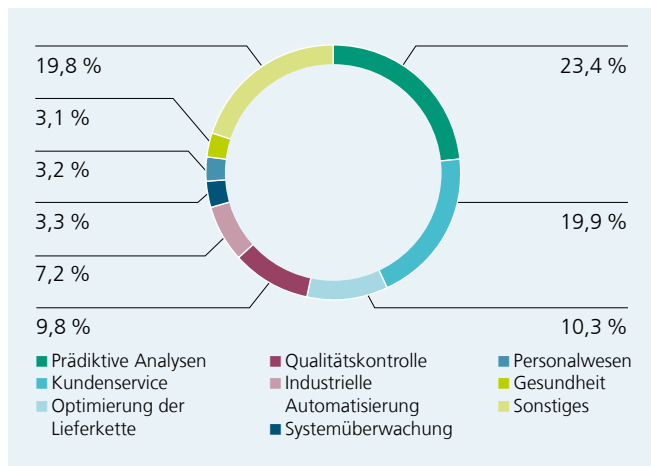


Abbildung 6.: Aufteilung der vom LLM generierten Use Cases in verschiedene Cluster.

kaum eine Rolle zu spielen scheinen (vgl. Abbildung 5). Im Rahmen der zweiten Analyse, bei der das LLM anhand von allgemeinen Unternehmensinformationen Vorschläge für potenzialrelevante KI-Use-Cases generierte, fällt zunächst die große Vielfalt an verschiedenen Use Cases auf. Dies manifestiert sich in einem besonders hohen Anteil (19,8 Prozent) an generierten Use Cases, die durch die Clustering-Methode keinem aussagekräftigen Cluster zugeordnet werden konnten. Auf Basis der generierten Use Cases konnten jedoch auch einige aussagekräftige Cluster gebildet werden. Eine Vielzahl der Use Cases lässt sich anhand ihrer Bezeichnung einer Branche – dem verarbeitenden Gewerbe – zuordnen. In den Clustern »Industrielle Automatisierung« (7,2 Prozent), »Qualitätskontrolle« (9,8 Prozent), »Optimierung der Lieferkette« (10,3 Prozent) und »Prädiktive Analysen« (23,4 Prozent) lassen sich vornehmlich Use Cases im Bereich der industriellen Verarbeitung von Gütern identifizieren. Das Cluster der prädiktiven Analysen stellt dabei das größte aller identifizierten Cluster dar. Dieses umfasst die Anwendungen von Vorhersagemethoden in diversen Bereichen, beispielsweise der vorausschauenden Wartung oder der Vorhersage von Lagerbeständen für die Lagerverwaltung. Das zweitgrößte Cluster mit einem Anteil von 19,9 Prozent umfasst verschiedene Anwendungen im Kundenservice. Bei der Betrachtung der Cluster fällt auf, dass das Cluster »Gesundheitsanwendungen« mit einem Anteil von 3,1 Prozent das kleinste Cluster ist, gleichzeitig jedoch 15,4 Prozent der Unternehmen im Gesundheits- und Sozialwesen angesiedelt sind (vgl. Abbildung 6).

Die Ergebnisse der dritten und letzten Analyse, in der das LLM den theoretischen Kompetenzbedarf der Unternehmen im Bereich KI abgeschätzt hat, zeigen, dass in den Unternehmen in den unterschiedlichsten Anwendungsarten KI-Kompetenzen benötigt werden. Besonders hervorzuheben ist das Cluster »Prädiktive Analysen«, das Kompetenzen in verschiedenen Vorhersagetechniken für unterschiedliche Anwendungsbereiche

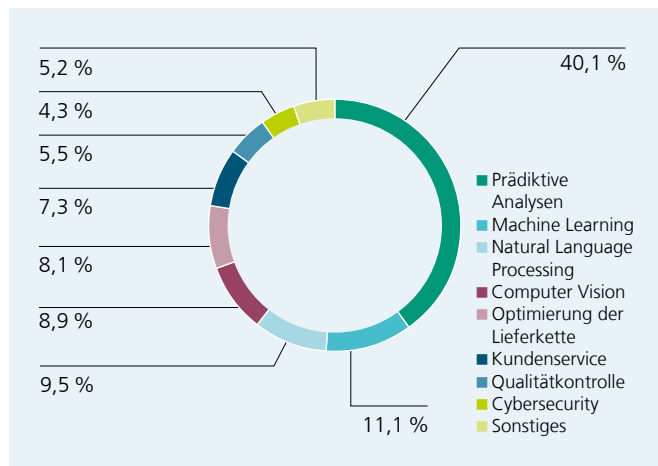


Abbildung 7.: Aufteilung der vom LLM ermittelten Kompetenzbedarfe der Unternehmen im Bereich KI in verschiedene Cluster.

vereint. Dieses Cluster ist mit einem Anteil von 40,1 Prozent aller im LLM identifizierten Kompetenzbereiche das mit Abstand größte Cluster. Die drei nächstgrößten Cluster befassen sich mit Kompetenzen in größeren Themengebieten der KI. Dabei handelt es sich um das Cluster »Machine Learning« (11,1 Prozent), das Cluster »Natural Language Processing« (9,5 Prozent) und das Cluster »Computer Vision« (8,9 Prozent). Die restlichen Cluster, die in die Analyse einbezogen wurden, befassen sich wiederum mit Kompetenzen in verschiedenen spezifischen Anwendungsbereichen der KI. So gibt es Cluster mit Kompetenzen in der Optimierung der Lieferkette (8,1 Prozent), im Kundenservice (7,3 Prozent), in der Qualitätskontrolle (5,5 Prozent) und in der Cybersicherheit (4,3 Prozent) (vgl. Abbildung 7).

Diskussion

Die durchgeführten Analysen legen dar, dass sich bereits eine Vielzahl von Unternehmen mit KI auseinandersetzt und eine breite Palette von Anwendungsbereichen für KI in den Unternehmen existiert. Gleichzeitig zeigt sich jedoch auch, dass eine beträchtliche Anzahl von Unternehmen, zumindest gemäß ihren Webseiten, bislang keinerlei Erfahrungen mit KI gesammelt hat. Dies lässt sich insbesondere anhand der ermittelten Unternehmensreifegrade erkennen, bei denen sich die Unternehmen, die sich mit KI beschäftigen, mit denen die Waage halten, die laut Webseiten-Auftritt noch keine KI-Erfahrungen gemacht haben. Als Vorreiter im Bereich KI kann laut dieser Analyse das verarbeitende Gewerbe bezeichnet werden, das den größten Anteil an Unternehmen stellt, die sich mit KI beschäftigen. Gleichzeitig ist in dieser Branche auch der Anteil der Unternehmen am höchsten, die mit anderen digitalen Technologien arbeiten. Dies lässt den Schluss zu, dass diese Unternehmen auch besonders geeignet für den zukünftigen erfolgreichen KI-Einsatz sind, da digitale Technologien und

die Digitalisierung allgemein als Voraussetzung für den Einsatz von KI angesehen werden können (Sufian et al., 2021). Die These, dass das verarbeitende Gewerbe der optimale Ort für KI-Anwendungen ist, wird durch die Vielzahl an industriebezogenen Use Cases bestätigt, die vom LLM in der zweiten Analyse vorgeschlagen wurden. Insbesondere lassen sich verschiedenste Anwendungen im Bereich der prädiktiven Analysen identifizieren. Aber auch die Optimierung der Lieferketten oder die Qualitätssicherung scheinen für die KI in diversen Unternehmen optimale Einsatzfelder zu sein. In Anbetracht dieser beträchtlichen Potenziale sowie der im Vergleich zu anderen Wirtschaftszweigen günstigen Ausgangslage ist davon auszugehen, dass im verarbeitenden Gewerbe zukünftig eine Vielzahl von Berufen direkt oder indirekt mit KI zu tun haben wird. Dies macht ein gewisses Grundlagenwissen über KI in diesem Bereich unerlässlich.

Der Wirtschaftsbereich, der nach den durchgeführten Analysen noch das größte Entwicklungspotenzial aufweist, ist das Gesundheits- und Sozialwesen. Hier beschäftigen sich im Verhältnis zur Anzahl der untersuchten Unternehmen am wenigsten Unternehmen mit KI-Anwendungen. Gleichzeitig scheint es gerade in diesem Bereich nicht einfach zu sein, konkrete Einsatzmöglichkeiten für KI zu finden. Denn obwohl diese Branche die drittmeisten Unternehmen in der Analyse ausmacht, wurden in der zweiten Analyse nur sehr wenige gesundheitsspezifische Anwendungsfälle vom LLM vorgeschlagen. Dies könnte daran liegen, dass die Trainingsdaten des verwendeten LLMs keine oder nur sehr wenige Anwendungsfälle von KI im Gesundheits- und Sozialwesen enthalten und daher dem LLM mögliche Anwendungen nicht bekannt sind. Oder das LLM kennt zwar potenzielle Anwendungsfälle von KI in diesem Bereich, aber die durch die in Abschnitt 2 beschriebene Methode gesammelten Unternehmensbeschreibungen erscheinen so wenig vielversprechend für den Einsatz von KI, dass das LLM diese Anwendungsfälle nicht vorschlägt. In beiden

Fällen sollten zukünftige Arbeiten den Einsatz von KI in diesem Bereich weiter untersuchen. Die 16 Unternehmen, die bereits heute KI in diesem Bereich einsetzen, zeigen, dass durchaus Potenzial für dessen Einsatz besteht.

Betrachtet man abschließend die Kompetenzen, die durch das LLM in der dritten Analyse generiert werden, so zeigt sich, dass sowohl Kompetenzen in verschiedenen Themengebieten der KI als auch in speziellen Anwendungsgebieten wichtig sind. Zu den Themengebieten zählen Machine Learning, Natural Language Processing und Computer Vision, wobei insbesondere der Bedarf an Kompetenzen im Bereich Natural Language Processing durch die Entwicklungen bei LLMs in den kommenden Jahren stark zunehmen wird (Kintz et al., 2024). Zu den spezifischen Anwendungsgebieten gehören nach der durchgeführten Analyse vor allem die Bereiche prädiktive Analysen, Optimierung von Lieferketten und Kundenservice. Auf Basis der Analyse kann also davon ausgegangen werden, dass es für Beschäftigte im Bereich KI nicht ausreicht, allgemein zu wissen, wie KI-Technologien funktionieren, sondern dass auch hochspezialisiertes Wissen darüber notwendig ist, wie KI in bestimmten Anwendungsbereichen eingesetzt werden kann und muss, um für ein Unternehmen von Nutzen zu sein.

Die Ergebnisse der Analyse der Unternehmenswebsites lassen sich wie folgt zusammenfassen: Das verarbeitende Gewerbe ist der Wirtschaftszweig, in dem KI am häufigsten eingesetzt wird und in dem – auch aufgrund der vielfältigen Einsatzmöglichkeiten von KI in diesem Bereich – davon auszugehen ist, dass bald jede und jeder Beschäftigte in diesem Bereich direkt oder indirekt mit KI zu tun haben wird. Demgegenüber ist das Gesundheits- und Sozialwesen der Sektor, in dem noch am meisten für den breiten Einsatz von KI getan werden muss. Es gibt zwar Unternehmen, die KI einsetzen, aber ihre Zahl ist gering. Die Unternehmen benötigen sowohl allgemeine als auch hochspezialisierte KI-Kompetenzen.

4. Analyse der Stellenbeschreibungen

Die Analyse der Unternehmenswebseiten erlaubte lediglich eine indirekte Ermittlung der benötigten KI-Kompetenzen. Daher erfolgt im nächsten Schritt eine Prüfung von Stellenbeschreibungen für Berufe im Bereich der KI, um auf diese Weise genauere Aussagen über die tatsächlich benötigten KI-Kompetenzen treffen zu können. Zu diesem Zweck wurde eine Analyse aller auf der Jobplattform der Bundesagentur für Arbeit aufgefundenen Stellenbeschreibungen durchgeführt, in denen Tätigkeiten im Kontext Künstlicher Intelligenz beschrieben werden. Im Folgenden wird zunächst das genaue Vorgehen dargelegt, bevor die Ergebnisse präsentiert und abschließend diskutiert werden.

Methode

Im Rahmen der Analyse von Stellenbeschreibungen auf der Jobplattform der Bundesagentur für Arbeit wird zunächst die in Abschnitt 2 beschriebene Methode zur Analyse von Stellenbeschreibungen angewendet, um die von den Unternehmen geforderten Kompetenzen aus den Stellenbeschreibungen zu extrahieren. Diese Extraktion fand im Juni 2024 statt. Zu diesem Zweck werden zunächst einige Schlagwörter mit Bezug auf KI genutzt, um Stellenbeschreibungen von Unternehmen aus ganz Deutschland mittels API-Anfrage von der Jobplattform abzurufen. Im Anschluss werden die Stellenbeschreibungen mithilfe des LLM so gefiltert, dass lediglich diejenigen Stellen übrigbleiben, bei denen mit hinreichender Wahrscheinlichkeit davon auszugehen ist, dass eine zukünftige Beschäftigte oder ein zukünftiger Beschäftigter auch tatsächlich mit KI arbeitet. Dieser Schritt ist erforderlich, um sicherzustellen, dass keine Stellenbeschreibungen in die Analyse einbezogen werden, bei denen zwar das Unternehmen Berührungspunkte mit KI besitzt, der jeweilige Job selbst jedoch keine Berührungspunkte mit KI aufweist. Im Anschluss werden die in den Stellenbeschreibungen geforderten Kompetenzen mittels eines speziellen Analyseprompts extrahiert. Die Speicherung der Kompetenzen erfolgt jedoch ausschließlich für diejenigen, bei denen die Wahrscheinlichkeit, dass es sich um eine halluzinierte Kompetenz handelt, kleiner als 30 Prozent ist.

In der Folge wird die Methode zum LLM-unterstützten Clustering (siehe Abschnitt 2) eingesetzt, um Erkenntnisse aus den gesammelten Kompetenzen zu gewinnen. Die Clustering-Methode wird zunächst ohne Vorverarbeitung, d. h. ohne Filterung der Texte durch POS-Tagging oder einen LLM-Filter,

verwendet, um die verschiedenen Arten der extrahierten Kompetenzen zu bestimmen. Im Rahmen der menschlichen Aggregation wurde der Fokus daraufgelegt, eine möglichst geringe Anzahl aussagekräftiger Cluster zu bilden, um eine allgemeine und valide Übersicht über die Arten von Kompetenzen zu erlangen. Eine Übersicht über den hier beschriebenen Aggregationsvorgang findet sich im Appendix. Auf Basis der ermittelten Cluster wurden anschließend innerhalb der Cluster weitere Analysen mit und ohne die Clustering-Methode durchgeführt. Auf diese Weise konnten aus den Clustern spezifische Erkenntnisse zu unterschiedlichen Fragestellungen gewonnen werden, welche Studienabschlüsse von Unternehmen gesucht werden, welche Programmiersprachen und Frameworks von Bewerbenden beherrscht werden sollen und welche KI-Technologien für Unternehmen von besonderer Relevanz sind. Zudem wurde ermittelt, welche Soft Skills von Unternehmen bei potenziellen Bewerbenden im KI-Bereich besonders geschätzt werden.

Ergebnisse

Für die Analyse der Stellenbeschreibungen wurden insgesamt 1998 Stellenbeschreibungen analysiert, wobei allerdings nur 931 davon vom LLM-Filter als Stellenbeschreibungen akzeptiert wurden, bei denen es wirklich um die Arbeit mit KI geht. Aus diesen 931 Stellenbeschreibungen wurden dann 9867 Kompetenzanforderungen an die Bewerbenden extrahiert. Davon wurden jedoch durch den Halluzinationstest 1596 Kompetenzanforderungen entfernt, da bei ihnen eine Wahrscheinlichkeit von über 30 Prozent besteht, dass sie nicht extrahiert, sondern vom LLM halluziniert wurden. Somit wurden im Rahmen des ersten Clusterings 8271 Kompetenzen mit der LLM-unterstützten Clustering-Methode gruppiert. Durch das LLM-Clustering innerhalb der Methode ergaben sich dabei 24 Cluster, die durch die ebenfalls in der Methode beschriebene menschliche Aggregation auf vier Bereiche plus einen Bereich mit nicht klar zuordbaren Kompetenzen reduziert wurden. Der größte Bereich ist »Technologien und Tools« gefolgt von »Soft Skills«. Die beiden kleineren Bereiche beinhalten Sprachkenntnisse und Anforderungen der Unternehmen an erreichten Studienabschlüssen (vgl. Abbildung 8).

Zunächst wird der Bereich betrachtet, der sich auf die von den Bewerbenden geforderten Abschlüsse bezieht. Hier zeigt sich, dass verschiedene Abschlüsse im technisch-mathematischen Bereich von den Unternehmen nachgefragt werden. Der



Abbildung 8.: Übersicht über die Cluster von verschiedenen Kompetenzarten.

Schwerpunkt liegt dabei auf Informatikstudiengängen. Mit einem Anteil von 22,3 Prozent an den in den Stellenanzeigen genannten Studiengängen ist Informatik der am häufigsten genannte Abschluss, etwas weniger gefragt sind die informatiknahen Studiengänge Wirtschaftsinformatik (9,2 Prozent) und Angewandte Informatik (12,1 Prozent). Aber auch Studiengänge außerhalb der Informatik werden für Berufe mit KI-Tätigkeiten gesucht. Spitzenreiter ist hier die Mathematik (8,5 Prozent), gefolgt von den Ingenieurwissenschaften (8,0 Prozent), der

Physik (7,3 Prozent) und der Elektrotechnik (7,2 Prozent). Das Schlusslicht bilden die Wirtschaftswissenschaften (6,0 Prozent) und der Maschinenbau (5,7 Prozent). Es verbleiben 13,7 Prozent Nennungen von Studiengängen, die keinem der genannten Studiengänge zugeordnet werden können. Hierbei handelt es sich zumeist um sehr spezialisierte Studiengänge wie Luft- und Raumfahrttechnik oder um sehr allgemeine Studiengangs-Bezeichnungen wie »MINT-Studiengänge« (siehe Abbildung 9).

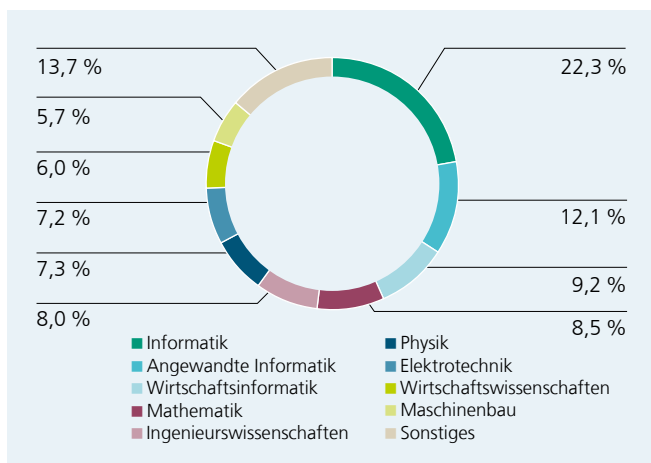


Abbildung 9.: Aufteilung der Cluster, die Studiengangs-Anforderungen der Unternehmen beinhalten.

Der Bereich der von den Unternehmen geforderten Sprachkenntnisse bedarf keiner weiteren Analyse, da er nur unterschiedliche Formulierungen für das Vorhandensein von Deutsch- und Englischkenntnissen enthält. Aus diesem Grund wird nun der nächste größere Bereich betrachtet, der die verschiedenen Soft-Skill-Anforderungen der Unternehmen zusammenfasst. Das größte Cluster in diesem Bereich mit einem Anteil von 24,7 Prozent an den in den Stellenbeschreibungen genannten Soft Skills wurde vom LLM mit Digital Transformation Skills betitelt und umfasst Kompetenzen aus den Bereichen Führung, Innovation und Selbstständigkeit. Damit vereint dieses Cluster Kompetenzen, die auch in anderen Clustern im Bereich der Soft Skills eine Rolle spielen. Das Besondere an diesem Cluster ist jedoch, dass diese Kompetenzen in einen direkten Bezug zueinander und in der Regel auch zu digitalen Technologien gesetzt werden. Die beiden nächstgrößeren Cluster »Kommunikationskompetenz« (17,7 Prozent) und »Selbstständige Arbeitskompetenz« (14,3 Prozent) behandeln

dann wieder wie die übrigen Cluster einzelne Kompetenzaspekte, ohne diese miteinander zu vermischen. Die restlichen Kompetenzcluster behandeln Kompetenzen im Bereich Projektmanagement (11,8 Prozent), Teamfähigkeit (10,0 Prozent), Problemlösungskompetenz (9,6 Prozent), innovatives Denken (6,3 Prozent) und Kundenorientierung (5,6 Prozent) (siehe Abbildung 10).

Zuletzt wird der Bereich untersucht, der mit Abstand die meisten geforderten Kompetenzen enthält und sich mit den Technologien und Tools beschäftigt, die die Bewerbenden laut Stellenbeschreibung beherrschen müssen. Die Texte in diesem Bereich wurden nach den genannten Technologien, den geforderten Programmiersprachen und den angegebenen Frameworks analysiert. Beim Clustering mit Fokus auf Technologien sind die drei größten Cluster »Machine Learning«, »Künstliche Intelligenz« und »Computer Vision« mit einem gemeinsamen Anteil von 69,1 Prozent aller Technologie-Nennungen in den Stellenanzeigen. Etwas spezifischere Technologie-Nennungen finden sich dann in den anderen Clustern mit Natural Language Processing (8,9 Prozent), Generative KI (7,7 Prozent), Data Science (6,9 Prozent) und Computer Vision (5,9 Prozent) (siehe Abbildung 11a). Die in den Stellenbeschreibungen am meisten genannte Programmiersprache ist Python mit einem Anteil von 35,9 Prozent. Es folgen die Programmiersprachen Java (13,9 Prozent), C (12,0 Prozent) und C++ (11,5 Prozent). Die kleinsten Cluster bilden die Programmiersprachen R (6,9 Prozent) und JavaScript (5,9 Prozent). Die Programmiersprachen, die in den Stellenbeschreibungen kaum genannt wurden, sind im Bereich »Sonstiges« zusammengefasst (siehe Abbildung 11b). Die Clusteranalyse mit Fokus auf die Frameworks ergab leider keine aussagekräftigen Cluster. Dies liegt an der Vielzahl unterschiedlicher Frameworks, die in den Stellenbeschreibungen als Kompetenzanforderungen genannt werden. Aus diesem Grund wurden die durch die Vorverarbeitung gefilterten Begriffe in

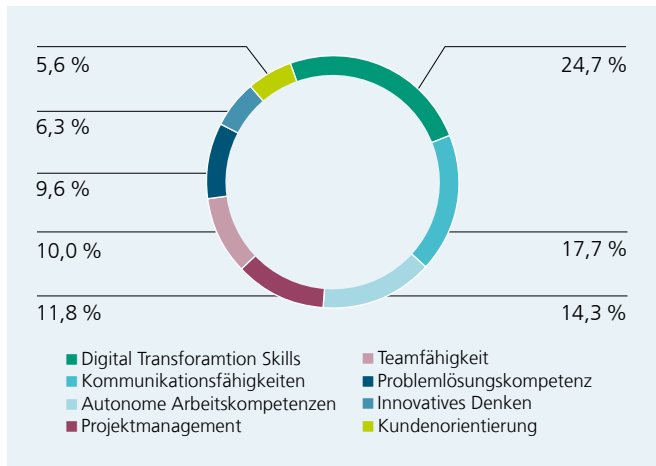


Abbildung 10.: Aufteilung der Cluster, die die Soft-Skill-Anforderungen der Unternehmen beinhaltet.

Form einer Wordcloud zusammengeführt. Diese Wordcloud stellt die Begriffe entsprechend ihrer Häufigkeit größer dar. So wird deutlich, dass »SQL« und »GIT« die beiden am häufigsten genannten Begriffe sind. Bei SQL handelt es sich um ein Datenbankframework und bei GIT um ein Framework zum kollaborativen Arbeiten an Softwarecode. Weitere genannte Datenbank- und Cloud-Frameworks sind Azure, Kubernetes, Postgressql und Docker. Außerdem werden Tensorflow, Pytorch und scikit learn als typische Python-Frameworks für die Arbeit mit maschinellem Lernen und Künstlicher Intelligenz genannt (siehe Abbildung 12).

Diskussion

Die durchgeführten Analysen der Stellenbeschreibungen legen dar, dass der Einsatz von Künstlicher Intelligenz ein breites

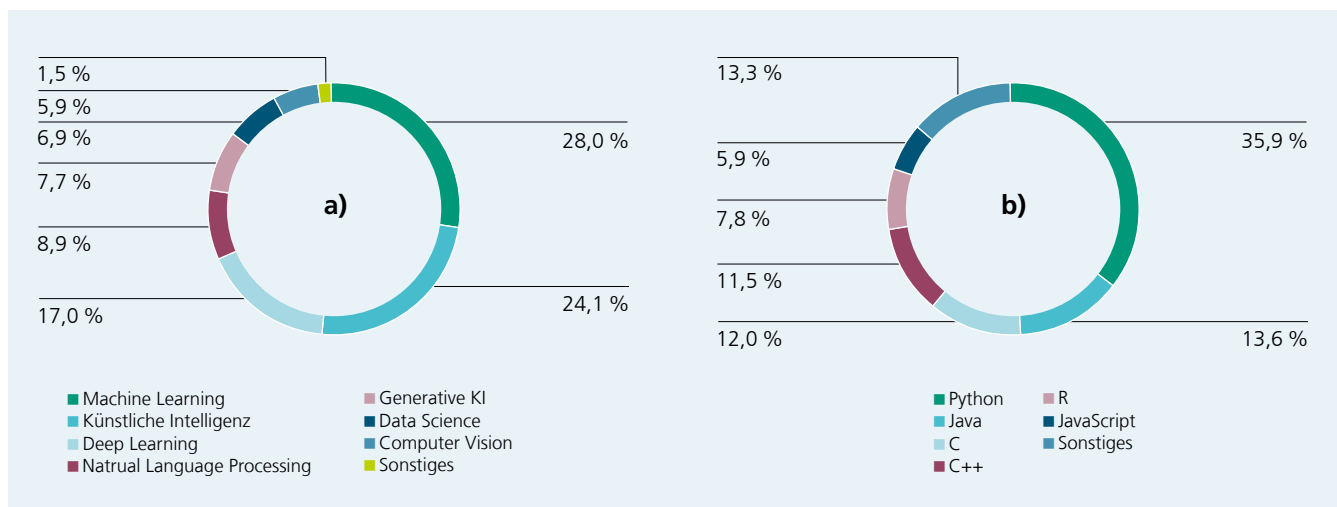


Abbildung 11.: Aufteilungen der Cluster im Bereich Technologien und Tools für den Fokus auf Technologien (a) und den Fokus auf Programmiersprachen (b).

5. Limitationen

Die hier dargestellten Analysen geben anhand von Unternehmenswebseiten und Stellenbeschreibungen Auskunft über die Bereiche und Technologien, in denen die Unternehmen in Zukunft Kompetenzen benötigen werden. Allerdings sind die hier durchgeführten Analysen nicht frei von verschiedenen limitierenden Faktoren, die bei der Betrachtung der Ergebnisse berücksichtigt werden sollten. Aus diesem Grund werden diese limitierenden Faktoren im nachfolgenden Text genannt und ihre Bedeutung auf die Aussagekraft der durchgeführten Analysen adressiert.

Die Durchführung der Analysen mittels generativer KI wirft die Problematik auf, dass eine exakte Nachvollziehbarkeit der Grundlagen, auf denen die KI ihre Entscheidungen trifft, nicht gewährleistet werden kann. Dies ist dadurch bedingt, dass die Entscheidungen der KI nicht ausschließlich durch die Aufgabenstellung und Kontextinformationen, welche in Form eines Prompts übermittelt werden, determiniert werden, sondern ebenso durch Muster und Verhaltensweisen, welche durch Trainingsdaten erlernt wurden. Allerdings können diese Muster und Verhaltensweisen bei der Durchführung der Analyse nicht nachvollzogen werden, sodass sie bei der Bewertung der Analyseergebnisse keine Berücksichtigung finden können. So lässt sich beispielsweise bei der durchgeführten Analyse, welche die Potenziale KI-basierter Use Cases in Unternehmen ermittelt, nicht mit hinreichender Transparenz nachvollziehen, weshalb prädiktive Analysen den meistgenannten Use Case darstellen. Die Annahme, dass dieser Use Case für eine Vielzahl von Unternehmen am besten geeignet ist, liegt zwar nahe, jedoch ist auch die Möglichkeit gegeben, dass die KI gelernt hat, dass prädiktive Analysen in vielen Unternehmen zum Einsatz kommen, und deshalb diesen Use Case auch dann vorschlägt, wenn er für ein Unternehmen nicht optimal ist. Gütekriterien der empirischen Sozialforschung wie die Reliabilität und damit Reproduzierbarkeit sind hierbei nur teilweise gewährleistet.

Des Weiteren lässt sich nicht eruieren, inwiefern die Resultate der Analyse von der präzisen Formulierung der Aufgabenstellung im Prompt abhängig sind. Die Verwendung generativer KI birgt das Risiko, dass zwei unterschiedliche Formulierungen derselben Aufgabenstellung zu divergierenden Resultaten in der Analyse führen. Dies erschwert die Formulierung von Aufgabenstellungen für die Analyse, da sichergestellt werden muss, dass die Analyse wie gewünscht durchgeführt wird und keine Abweichungen durch die KI erfolgen. Eine Evaluierung der Genauigkeit, mit der die KI das Analyseziel verfolgt, ist jedoch nur möglich, wenn ein gelabelter Datensatz zur Verfügung steht, anhand dessen die Zielerreichung exakt gemessen werden kann. Um beispielsweise sicherzustellen, dass bei der Analyse der Unternehmenswebseiten ausschließlich Texte mit KI-Bezug extrahiert werden, wäre ein Datensatz erforderlich, in dem die einzelnen Texte nach ihrem KI-Bezug gelabelt wurden. Da ein solcher Datensatz bei allen hier durchgeführten Analysen nicht existiert, ist die Aussagekraft der Analysen durch den Faktor der Unsicherheit über das Analyseziel der KI limitiert.

Eine weitere Einschränkung der durchgeführten Analysen ergibt sich aus den analysierten Daten, den Unternehmenswebseiten und den Stellenbeschreibungen selbst. Die Aussagekraft und der Wahrheitsgehalt dieser Quellen sind alles andere als gesichert. So dienen Unternehmenswebseiten den Unternehmen in den meisten Fällen als Marketingplattform, auf der das Unternehmen

sich und seine Aktivitäten möglichst positiv darstellen möchte. So kann es vorkommen, dass Fakten zum Zweck einer besseren Darstellung leicht verzerrt oder anders fokussiert wiedergegeben werden. Beispielsweise kann ein Unternehmen, das kaum Aktivitäten im Bereich KI hat, durch eine entsprechende Fokussierung der Inhalte auf der Website als KI-Vorreiter erscheinen. Ähnliches gilt für Stellenbeschreibungen. Diese sind in der Regel darauf ausgelegt, möglichst viele geeignete Bewerbende für eine Stelle zu finden, um dann die Bewerberin oder den Bewerber auszuwählen, die oder der am besten zu den Anforderungen des Unternehmens passt. Aus diesem Grund ist es sinnvoll, Stellenbeschreibungen etwas offener zu formulieren und nicht alle Kompetenzanforderungen zu adressieren. Nichtsdestotrotz können diese Daten sehr hilfreich sein, um zu verstehen, welche Kompetenzen die Unternehmen benötigen und wo die Unternehmen in verschiedenen Bereichen und Themen stehen, insbesondere wenn sie über viele Unternehmen hinweg aggregiert werden.

Eine weitere Limitation, insbesondere hinsichtlich der Objektivität der Ergebnisse, resultiert aus dem Aufbau und der Verwendung der Clustering-Methode. Obgleich mit der Implementierung des in Abschnitt 2 beschriebenen LLM-Clustering ein objektives Clustering generiert wird, unterliegt die letztendliche Bildung und Benennung der Cluster durch die menschliche Aggregation der subjektiven Einschätzung der Person, die die Aggregation vornimmt. Dieser Schritt beeinträchtigt die Objektivität der Ergebnisse, ist jedoch erforderlich, um aus den komplexen Textdaten möglichst verständliche und interpretierbare Ergebnisse zu gewinnen. Um die subjektive Interpretation der Cluster so transparent wie möglich zu gestalten, sind alle bei der menschlichen Aggregation getroffenen Entscheidungen im Appendix dokumentiert.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass zwar die hier dargestellten Limitationen bei der Betrachtung der Ergebnisse berücksichtigt werden sollten, sich durch sie allerdings nichts an den prinzipiellen Tendenzen in den Daten und deren Interpretation ändert.

6. Zusammenfassung und Handlungsempfehlungen

Die in dem Whitepaper vorgestellten Analysemethoden zeigen, dass generative KI ein erhebliches Potenzial für die Verarbeitung unstrukturierter Textdaten bietet. Mit generativer KI können große Datenmengen auf vielfältige Weise analysiert werden, ohne dass ein KI-Modell aufwendig trainiert oder angepasst werden muss, wie es bisher bei KI-Analysen üblich ist. Allerdings sind die in Abschnitt 4 beschriebenen Grenzen zu beachten. Insbesondere ist es wichtig, die Nachvollziehbarkeit der Modelle zukünftig zu verbessern, um die Richtigkeit der Analyse insbesondere in komplexen oder kritischen Fällen sicherzustellen.

Die Analysen mit den entwickelten Methoden zeigen, dass KI in vielen Unternehmen das Potenzial hat, in den unterschiedlichsten Anwendungsbereichen eingesetzt zu werden, wengleich auch deutlich wurde, dass KI in vielen Unternehmen noch gar nicht genutzt wird. Besonders vielversprechend erscheint der Einsatz von KI im Bereich der prädiktiven Analysen. Um KI jedoch erfolgreich in Unternehmen integrieren zu können, so zeigen die Analysen, bedarf es in den Unternehmen neben allgemeinem Fachwissen im Bereich KI auch des Wissens und der Fähigkeiten, KI im unternehmensspezifischen Kontext einzusetzen. Es braucht ein Verständnis dafür, wie verschiedene KI-Methoden in einem realen Umfeld implementiert werden können und wie interdisziplinäres Arbeiten mit verschiedenen Professionen an einem Projekt durchgeführt werden kann. Darüber hinaus muss eine Mitarbeiterin oder ein Mitarbeiter im Bereich KI nicht nur in der Lage sein, die von ihr oder ihm entwickelten KI-Anwendungen in das komplexe IT-System eines Unternehmens zu integrieren, sondern auch das Thema KI im Unternehmen zu vertreten und voranzutreiben. Insbesondere die Analyse der Stellenanzeigen hinsichtlich der geforderten Soft Skills zeigt hier den besonderen Bedarf der Unternehmen an Fachkräften, die die digitale Transformation der Unternehmen mitgestalten können.

Die hier dargestellten Ergebnisse machen deutlich, dass der Kompetenzbedarf der Unternehmen im Bereich Künstliche Intelligenz vielfältig ist und in der Regel nicht von einzelnen Mitarbeitenden getragen werden kann. Es ist schon aufgrund der Komplexität des Themas KI und der damit verbundenen arbeitsteiligen Entwicklungs- und Implementierungsprozesse für einzelne Mitarbeitende unmöglich, innovative KI-Anwendungen zu entwickeln, diese an das Unternehmen anzupassen, in die IT-Infrastruktur zu integrieren, intern zu vermarkten und Projekte für neue KI-Anwendungen voranzutreiben. Daher sollte der Kompetenzbedarf der Unternehmen im Bereich KI auf zwei Wegen angegangen werden. Zum einen sollten heutige und zukünftige KI-Expertinnen und -Experten neben dem Grundlagenwissen auch in der Anwendung von KI-Methoden im realen Unternehmenskontext geschult und weiterqualifiziert werden. Dazu gehören die Fähigkeit, innerhalb einer komplexen Unternehmensinfrastruktur zu arbeiten, und das Wissen, wie KI-Methoden in verschiedenen unternehmensspezifischen Kontexten eingesetzt werden können. Auf der anderen Seite sollten grundlegende KI-Kompetenzen in der akademischen und beruflichen Ausbildung auf eine breitere Grundlage gestellt werden. Nur so kann langfristig sichergestellt werden, dass KI-Expertinnen und -Experten innerhalb eines Unternehmens nicht die gesamte Last der digitalen Transformation tragen müssen, sondern von verschiedenen anderen Positionen im Unternehmen sinnvoll ergänzt und unterstützt werden können – sei es bei der Integration solcher Projekte in die IT-Infrastruktur oder bei Aufgaben der Projektpräsentation und Projektvermarktung.

Literaturverzeichnis

- AI@Meta. (2024). Llama 3 Model Card. Abgerufen am 18. September 2024 von https://github.com/meta-llama/llama3/blob/main/MODEL_CARD.md
- Cazzaniga, M., Jaumotte, M. F., Li, L., Melina, M. G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., . . . Tavares, M. M. (2024). Gen-AI: Artificial intelligence and the future of work. International Monetary Fund.
- Feike, M., Bienzeisler, B. & Neuhüttler, J. (2024). Künstliche Intelligenz aus Sicht von Unternehmen - Status quo und Potenziale in der Region Heilbronn-Franken. Fraunhofer IAO.
- Kintz, M., Beinhauer, W., Bienzeisler, B., Drawehn, J., Dworschak, B., Engelbach, M., . . . Wulf, J. (2024). Potenziale Generativer KI für den Mittelstand - Wie große KI-Modelle die Arbeitswelt verändern. Fraunhofer IAO.
- Knoth, N., Decker, M., Laupichler, M. C., Pinski, M., Buchholtz, N., Bata, K. & Schultz, B. (2024). Developing a holistic AI literacy assessment matrix--Bridging generic, domain-specific, and ethical competencies. Computers and Education Open.
- Long, D. & Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. Association for Computing Machinery.
- Manakul, P., Liusie, A. & Gales, M. J. (2023). Selfcheckgpt: Zero-resource black-box hallucination detection for generative large language models. arXiv preprint arXiv:2303.08896.
- Psyche, V., Tremblay, D.-G., Miladi, F. & Yagoubi, A. (2023). A competency framework for training of AI projects managers in the digital and AI Era. Open Journal of Social Sciences.
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. Journal of Computational and Applied Mathematics.
- Statistisches Bundesamt. (2023). Etwa jedes achte Unternehmen nutzt künstliche Intelligenz. Abgerufen am 18. September 2024 von https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2023/11/PD23_453_52911.html
- Sufian, A., Abdullah, B., Ateeq, M., Wah, R. & Clements, D. (2021). Six-Gear Roadmap Towards the Smart Factory. Applied Sciences.

Appendix

Appendix A: Die im Rahmen des Clustering-Frameworks durchgeführte menschliche Aggregation für die Analyse der potenziellen KI-Use-Cases in Unternehmen.

Aggregiertes Cluster

Prädiktive Analysen

Kundenservice

Optimierung der Lieferkette

Qualitätskontrolle

Industrielle Automatisierung

Systemüberwachung

Personalwesen

Gesundheit

Sonstiges

Automatisch erstellte Cluster

»InventoryManagement«, »PredictiveAnalytics«, »PredictiveMaintenance«

»CustomerSegmentation«, »CRM«, »CustomerServiceChatbot«, »Customer-Support«, »ProductRecommendation«, »Personalization«

»SupplyChain«

»QualityControl«, »Automation«

»IndustrialAutomation«, »IndustrialEquipment«

»Monitoring«

»HR«, »EmployeeTraining«

»Healthcare«

»BusinessIntelligence«, »ManufacturingClass«

Appendix B: Die im Rahmen des Clustering-Frameworks durchgeführte menschliche Aggregation für die Analyse der KI-Kompetenz-Bedarfe in Unternehmen.

Aggregiertes Cluster

Predictive Analyse

Machine Learning

Natural Language Processing

Computer Vision

Optimierung der Lieferkette

Kundenservice

Qualitätskontrolle

Cybersecurity

Sonstiges

Automatisch erstellte Cluster

»DataAnalytics«, »PredictiveMaintenance«, »PredictiveAnalytics«

»MachineLearning«

»NLP«

»ComputerVision«

»SupplyChainOptimizer«

»CustomerService«

»QualityControl«

»Cybersecurity«

»AutomationClass«, »BusinessIntelligence«, »Marketing«

Appendix C: Die im Rahmen des Clustering-Frameworks durchgeführte menschliche Aggregation für die Analyse der aus den Stellenbeschreibungen extrahierten Kompetenzanforderungen.

Aggregiertes Cluster

Sprachkenntnisse

Softskills

Studiumsabschluss

Technologien und Tools

Sonstiges

Automatisch erstellte Cluster

»Sprachkenntnisse«, »Englische Sprachkenntnisse«

»Autonome Arbeitskompetenzen«, »Innovatives Denken«, »Kommunikationsfähigkeiten«, »Kundenorientierung«, »Führungskompetenzen«, »Leiter Digitale Transformation«, »Teamfähigkeit«, »Projektmanagement«, »Problemlösungskompetenz«

»Qualifikationen im Bereich Informatik«

»Data Science«, »Data Science Ingenieur«, »Data Science Technik«, »Data Scientist«, »Experte für Digitaltechnik«, »IT-Kompetenzen«, »Machine Learning Kompetenzen«, »Programmierkenntnisse«, »Software-Entwicklungskompetenzen«

»Fachmann für Cloud Computing«, »Kompetenzen in der Datenanalyse«, »IT-Fachleute«

Appendix D: Die im Rahmen des Clustering-Frameworks durchgeführte menschliche Aggregation für die Analyse der in den extrahierten Kompetenzanforderungen erwähnten Technologien.

Aggregiertes Cluster

Machine Learning

Künstliche Intelligenz

Deep Learning

Natural Language Processing

Generative KI

Data Science

Computer Vision

Sonstiges

Automatisch erstellte Cluster

»ML«, »Support Vector Machine«, »Principal Component Analysis«, »Machine Learning«, »MLOps«, »Machine Learning«

»AI-Technologien«, »Artificial Intelligence«, »AI-Frameworks«, »Unsupervised Learning«, »Supervised Learning«

»Deep-Learning«, »LSTM«, »Neuronal Netze«, »Recurrent Neural Networks (RNNs)«, »CNN«, »Transformers«

»Conversational AI«, »Natural Language Processing«, »Chatbots«

»Generative AI«, »Large Language Models«, »Foundation Models«, »Image Generation«, »GANs«

»DataScience«

»Echtzeit-Bildverarbeitung«, »Machine Vision«, »Computer Vision«

»Quantum Computing«, »Industrial Metaverse«, »Internet of Things (IoT)«, »Virtual Reality«

Impressum

**Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft
und Organisation IAO**

Nobelstr. 12
70569 Stuttgart
www.iao.fraunhofer.de

Kontakt

Dr. Bernd Bienzeisler
Leiter Forschungs- und Innovationszentrum
Kognitive Dienstleistungssysteme KODIS
Telefon +49 711 970-2088
bernd.bienzeisler@iao.fraunhofer.de

Fraunhofer Publica

<http://dx.doi.org/10.24406/publica-10.24406/w-34901>

Kontakt

Dr. Bernd Bienzeisler
Leiter Forschungs- und Innovationszentrum
Kognitive Dienstleistungssysteme KODIS
Telefon +49 711 970-2088
bernd.bienzeisler@iao.fraunhofer.de

Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft
und Organisation IAO
Nobelstr. 12
70569 Stuttgart

www.iao.fraunhofer.de