

Anwendungsszenarien

KI-Systeme im Personalund Talentmanagement

Anwendungsszenarien

KI-Systeme im Personalund Talentmanagement

INHALTSVERZEICHNIS

Einführung	3
1. Automatisierte Vorschlagssysteme auf Personalplattformen	5
2. Persönlichkeitsbewertung per Lebenslauf/ strukturierter Eingabe bzw. Video	9
3. KI-basierte Background-Checks	12
4. Chatbot der HR-Abteilung	15
5. Internes Jobprofil-Matching	17
6. Vorhersage der Jobkündigungsbereitschaft	20
7. Automatische Arbeitszeitzuweisung bei Gig-Workern	23
Impressum	25

Einführung

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) im Personal- und Talentmanagement sowie im Recruiting berührt in besonderer Weise die Rechte von Arbeitnehmer*innen und erfordert daher eine genaue Prüfung der eingesetzten algorithmischen Entscheidungsverfahren hinsichtlich ihrer Nachvollziehbarkeit, Transparenz, Fairness, Gleichbehandlung, Haftbarkeit, Zuverlässigkeit und Datenschutzkonformität. So stuft auch die Europäische Kommission in ihrem Weißbuch zur Künstlichen Intelligenz KI-basierte Anwendungen im Personalmanagement "ausnahmslos als Anwendungen mit hohem Risiko" ein¹.

Vor diesem Hintergrund widmet sich das 2020 gestartete Forschungsprojekt "ExamAI – KI Testing & Auditing" unter Leitung der Gesellschaft für Informatik e. V. (GI) der Erforschung geeigneter Test- und Auditierungsverfahren für KI-Anwendungen im Arbeits- und Produktionsumfeld. Dabei stehen die KI-Systeme in zwei Anwendungsbereichen im Fokus der Untersuchung: im Personal- und Talentmanagement sowie in der Mensch-Maschine-Kooperation im Rahmen der Industrieproduktion. Ziel des Projektes ist es, Anforderungen an wirkungsvolle Test- und Auditverfahren für KI zu beschreiben und Vorschläge für deren Implementierung zu entwickeln. Das Projekt wird von einem interdisziplinären Team bestehend aus Mitgliedern der TU Kaiserslautern, der Universität des Saarlandes, des Fraunhofer-Instituts für Experimentelles Software Engineering IESE, der Stiftung Neue Verantwortung und der GI getragen und im Rahmen des Observatoriums Künstliche Intelligenz in Arbeit und Gesellschaft (KIO)² der Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales (BMAS) gefördert.

Europäische Kommission, Weißbuch zur Künstlichen Intelligenz – ein europäisches Konzept für Exzellenz und Vertrauen. Brüssel, 2020, S.21.

https://www.denkfabrik-bmas.de/projekte/ki-observatorium

2

Die vorliegenden Anwendungsszenarien bilden zusammen mit der Veröffentlichung "Anwendungsszenarien: KI-Systeme in der Produktionsautomatisierung" die Grundlage weiterer Untersuchungen. Sie dienen als Ausgangspunkt einer juristischen sowie einer informatischen Analyse bestehender Probleme, Ungleichbehandlungen, Sicherheitsrisiken und Rechtsverstöße im Bereich KI und Arbeit.

Diese Veröffentlichung verstehen wir im Sinne der Open Science als Beitrag zu einem transparenten Forschungsprozess, dessen Zwischenergebnisse wir für andere Forscher*innen regelmäßig zugänglich machen wollen. Die beschriebenen Szenarien sind daher nicht abschließend zu verstehen, sondern spiegeln den aktuellen Stand der Arbeit wider. Wir wollen jedoch bereits jetzt mit Ihnen, mit Expert*innen, Betroffenen und der interessierten Fachöffentlichkeit in den Austausch treten: Welche Anwendungsszenarien halten Sie für besonders bedeutsam? Fallen Ihnen weitere untersuchenswerte Szenarien ein? Sehen Sie Nachbesserungsbedarf, haben Sie Anregungen oder Kritik? Schreiben Sie uns gerne!

Eine spannende Lektüre wünschen Ihnen

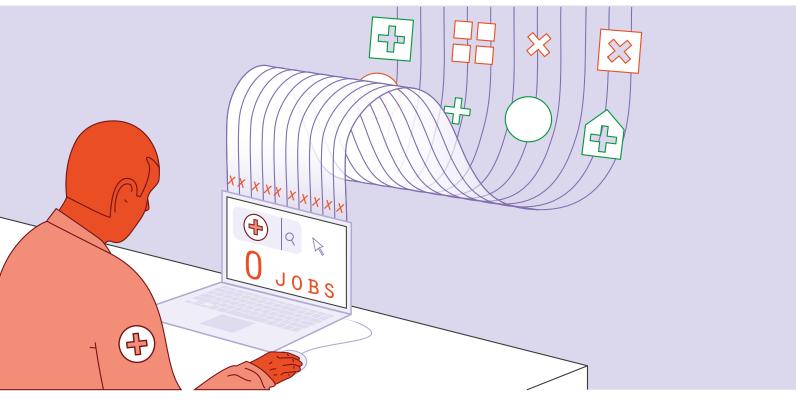
Unsere Kontaktdaten finden Sie unter https://testing-ai.gi.de/.

Daniel Krupka

Geschäftsführer der GI

Nikolas Becker Projektleiter ExamAI

Automatisierte Vorschlagssysteme auf Personalplattformen



Auf Personalplattformen ist ein 1:1-Matching nach dem Prinzip "Pflegefachmann mit 5 Jahren Erfahrung gesucht" meist nicht möglich.

1.1 Anwendungsszenario

Herr Güntürkün hat eine Ausbildung als Hemşire (dt.: Krankenpfleger) gemacht. Er ist seit sieben Jahren in einem städtischen Krankenhaus als Gesundheits- und Krankenpfleger angestellt und hat Fortbildungen zum Betreuungsassistenten und Pflegehelfer absolviert. Er ist einer neuen Stellung nicht abgeneigt und will sich auf einer Karriereplattform von Personalbeschaffer*innen finden lassen. Die Plattformen bieten verschiedene Filteroptionen, aber Herr Güntürkün wird nie jemandem angezeigt, der nach einem Krankenpfleger sucht.

Für Arbeitssuchende ist es häufig schwierig einzuschätzen, bei welchen Unternehmen es welche freien Stellen gibt, die auf das eigene Fähigkeitsprofil und Interessensgebiet passen. Unterstützung bieten dabei Plattformen, welche auf Basis persönlicher Profilinformationen aus einer Sammlung offener Stellen diejenigen herausfiltern, die auf das Profil der Nutzer*innen passen.

1.3 Technische Grundlagen

Um auf Personalplattformen wie LinkedIn oder Xing ¹ Vorschläge für passende Zuordnungen zwischen arbeitsuchenden Personen und offenen Arbeitsstellen machen zu können, werden mindestens die Profilinformationen der Arbeitsuchenden und die Anforderungsprofile der offenen Stellen oder Projekte benötigt. Hier ist ein 1:1-Matching nach dem Prinzip "Krankenschwester mit 5 Jahren Erfahrung gesucht" aus unterschiedlichen Gründen meist nicht möglich.

Es ist unter anderem zu berücksichtigen, dass sich die Bezeichnungen von Studienabschlüssen (z. B. Diplom bzw. Magister → Bachelor/Master) und Berufen (z. B. im Pflegebereich) im Laufe der Zeit verändert haben und weiter verändern werden. Beispiel Berufsbezeichnung in Pflegeberufen:

- Ausbildung vor 01.01.2004 abgeschlossen: Krankenschwester/Krankenpfleger²
- Ausbildung nach 01.01.2004 abgeschlossen und vor 01.01.2020 begonnen: Gesundheits- und Krankenpfleger/in³
- Ausbildung ab 01.01.2020 begonnen: Pflegefachfrau/-mann ⁴

Diese Neuzuordnungen können dem System entweder als Expert*innensystem gleich zu Beginn mitgegeben oder gelernt werden (der Beruf wird in zwei oder mehr Termen genannt). Zudem müssen vergleichbare (z. B. im Ausland erworbene) oder berufsnahe Qualifikationen als solche erkannt werden. Dazu werden von lernenden Systemen sogenannte "Ontologien" aufgebaut. Eine "Ontologie" setzt verschiedene Begriffe in Beziehung zueinander, z. B.: "Metzger" "ist ein" "Ausbildungsberuf". Lernende Systeme können versuchen, "Synonym-Beziehungen" zu erkennen. Das funktioniert beispielsweise, indem eine große Anzahl von Textdokumenten nach sehr ähnlichen Sätzen durchsucht wird, in denen mal das eine und mal das andere Wort verwendet wird.

https://www.linkedin.com & https://www.xing.com

Bundesgesetzblatt 1985 Teil I, Nr. 26 vom 11.06.1985, Gesetz über die Berufe in der Krankenpflege (Krankenpflegegesetz - KrPflG).

Bundesgesetzblatt 2003 Teil I, Nr. 36 vom 21.07.2003, Gesetz über die Berufe in der Krankenpflege und zur Änderung anderer Gesetze.

3

Bundesgesetzblatt 2018 Teil I, Nr. 34 vom 10.10.2018, Ausbildungs- und Prüfungsverordnung für die Pflegeberufe. So kann ein System erkennen, dass "Haus" und "Gebäude" oftmals in denselben Sätzen verwendet werden: "Er ging in das Haus/Gebäude". Dies kann auch auf Berufsbezeichnungen angewendet werden. Es ist aber bekannt, dass gelernte Ontologien basierend auf historischen Texten gewisse Berufe Männern bzw. Frauen zuordnen ^{5,6}. Wenn eine solche Ontologie auf einer Karriereplattform verwendet wird, könnte es zu Diskriminierungen kommen.

Zudem gibt es Fälle, in denen Karriereplattformen die weibliche Berufsbezeichnung beim Suchen von Personen mit einem bestimmten Beruf nicht berücksichtigten. So wurden auf der Plattform Xing bis 2017 bei der Suche nach "Fotograf" nur Profile von Menschen angezeigt, die exakt diese Berufsbezeichnung angegeben hatten ⁷. Personen mit "Fotografin" oder "Photograph" als Berufsbezeichnung wurden nicht vorgeschlagen, sodass es durch diesen Fehler sowohl zu einer Gender-/ als auch Altersdiskriminierung ⁸ kommen konnte.

Die aufgezeigten Beispiele geben einen Einblick, was bei der Entwicklung eines lernenden/gelernten ADM-Systems schiefgehen kann, wenn ein Job-Profil mit einem Job-Gesuch auf Übereinstimmung geprüft werden soll. Aus diesen und weiteren Gründen muss eine möglicherweise geschädigte Person Einblick in das System bekommen.

Im Fokus unserer Betrachtung stehen zudem solche Plattformen, die zusätzlich die Kommentare und Bewertung von und über Arbeitssuchende und Arbeitgeber*innen berücksichtigen. Hier muss ein ADM-System die Tonalität der textuellen Bewertung berücksichtigen. Wenn es um Bewertungen von anderen über die Arbeitnehmerin oder den Arbeitnehmer geht, kann mit Hilfe eines Expert*innensystems die Anzahl der positiven Begriffe gezählt werden (z. B.: gründlich, fleißig, vorbereitet etc.). Da manche Bewertungen kurz und andere lang sind, bedarf es hier einer Operationalisierung ("Messbarmachung"), die festlegt, ab wann eine Bewertung als gut gilt. Hierfür gibt es allerdings diverse Gütekriterien, die angelegt werden könnten (Reichen zwei positive Begriffe in zehn Sätzen? Bedarf es einer absoluten oder einer relativen Anzahl von positiven Begriffen?) und deren Schwelle zudem an kulturelle Unterschiede angepasst werden müsste.

Ähnlich ist es bei der Bewertung von Texten, die Arbeitsuchende über sich selbst schreiben. Hier gibt es Studien, die zeigen, dass Männer und Frauen ⁹ bzw. Angehörige verschiedener Kulturen ¹⁰ ihre objektiv gleichen Leistungen sehr unterschiedlich bewerten. D.h., um diese Unterschiede auszugleichen, müsste das entsprechende

5

Bolukbasi, T., Chang, K.-W., Zou, J., Saligrama, V. & Kalai, A., *Man is to computer programmer as woman is to homemaker? Debiasing word embeddings.* In Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'16). Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, 4356–4364, 2016.

6

Caliskan, A., Bryson, J. J., & Narayanan, A., <u>Semantics</u> derived automatically from language corpora contain human-like biases. Science, 356(6334), 183-186, 2017.

7

Gronegger, I., Lohnen sich Twitter, Xing, Facebook und Co? Ebookautorin.de., 2013 https://ebookautorin. de/twitter-xing-facebookautoren/. Zugegriffen: 26.10.2020

8

Die sich aus der Reform der deutschen Rechtsschreibung von 1996 und damit veränderter Schreibweise von Wörtern wie "Fotograf" statt "Photograph" ergibt.

9

Exley, C. L. & Kessler, J. B., The Gender Gap in Self-Promotion. NBER Working Paper Series, No. 26345, October, 2019. KI-System das Geschlecht bzw. die kulturelle Herkunft des oder der Arbeitsuchenden mitbewerten können. Auch hier zeigen diese wenigen Beispiele, dass möglicherweise unzulässig diskriminierende KI-Systeme nur durch einen Einblick in die Entscheidungsmechanik erkannt werden können.

10

Lalwani, A. K., & Shavitt, S., <u>The "me" I claim to be:</u> <u>Cultural self-construal elicits</u> <u>self-presentational goal pursuit.</u> Journal of Personality and Social Psychology, 97(1), 88–102, 2009.

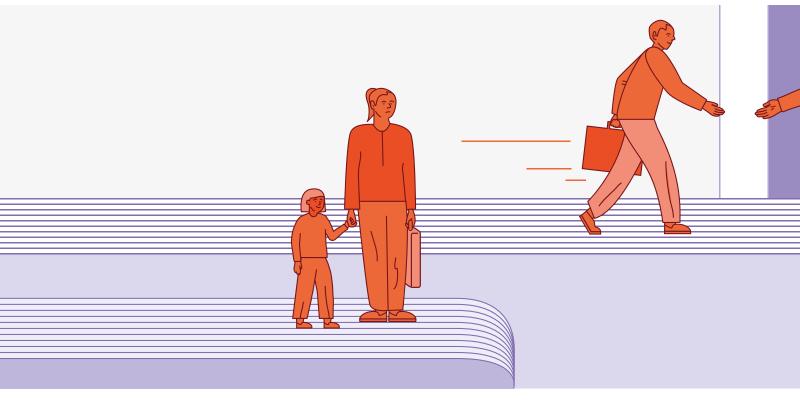
1.4 Nutzen

Effizienz: Suchaufwand für Arbeitsuchende und Bearbeitungsaufwand für die Prüfung von Bewerbungsunterlagen für den/die Arbeitgeber*in sinken.

1.5 Herausforderungen/Risiken

- Zwei Personen mit ähnlichen Fähigkeiten dürfen nicht aufgrund von Eigenschaften, nach denen gesetzlich nicht differenziert werden darf, unterschiedliche Ergebnisse oder die gleichen Ergebnisse in unterschiedlicher Reihenfolge (z. B. gut bezahlte Stellen am Anfang bzw. am Ende) angezeigt bekommen.
- Eine zusätzliche Sortierung (oder sogar Filterung) darf nicht dazu führen, dass bestimmte Gruppen von Personen unabhängig von deren Leistung oder Qualifikation weniger und/oder schlechtere bzw. mehr und/oder bessere Bewertungen bekommen und damit benachteiligt bzw. bevorzugt werden.

2. Persönlichkeitsbewertung per Lebenslauf/ strukturierter Eingabe bzw. Video



Sie wird aufgrund ihrer langen Elternzeit als ungeeignet einsortiert, unabhängig von ihren tatsächlichen Fähigkeiten.

2.1 Anwendungsszenario

Frau Schäfer begibt sich nach langer Zeit, die sie mit ihren Kindern zu Hause verbracht hat, wieder auf Arbeitssuche und hat eine interessante Stellenanzeige in einem Unternehmen in der Nähe entdeckt, die aus ihrer Sicht sehr gut auf ihre Qualifikationen passt. Sie bewirbt sich über ein Bewerbungsmanagement-Formular auf der Internetseite des Unternehmens. Im Unternehmen werden alle über das Formular eingehenden Bewerbungen durch einen Algorithmus analysiert, der die Bewerber*innen in mehrere Gruppen von "sehr geeignet" bis "ungeeignet" klassifiziert.

Kurze Zeit später erhält Frau Schäfer eine Absage mit der Begründung: "Leider waren andere Kandidat*innen noch geeigneter als Sie." Sie hat den Verdacht, dass ihr aufgrund ihrer langen Elternzeit abgesagt wurde.

Personaler*innen müssen für eine große Anzahl von Bewerber*innen entscheiden, ob sie zu einem Vorstellungsgespräch eingeladen werden oder nicht. Der Einsatz von KI soll das von Bewerber*innen eingeschickte Material analysieren und eine Empfehlung für eine Vorauswahl aussprechen, oder diese bereits eigenständig durchführen. Sie können damit die Mitarbeiter*innen im Personalmanagement bei ihrer täglichen Arbeit unterstützen.

2.3 Technische Grundlagen

Um KI-Technologien "erfolgreiche Persönlichkeitsprofile" ableiten lassen zu können, werden Informationen über berufliche Leistung und Persönlichkeitsmerkmale der Mitarbeiter*innen benötigt. Solche Informationen können unter anderem aus strukturierten textuellen Eingaben, wie Lebenslauf und Bewerbungsschreiben extrahiert werden und mit Hilfe von KI-Technologien z. B. auf Struktur, Rechtschreibung, Wortwahl und Umfang analysiert werden.

Eine Analyse auf Basis dieser Aspekte birgt die Gefahr, dass Personen, die aufgrund ihres sozialen Hintergrunds einen weniger gewählten Ausdruck haben, unabhängig von ihren tatsächlichen Fähigkeiten, benachteiligt werden oder es zu Verzerrungen kommt, wenn der/die Bewerber*in die Dokumente nicht selbst geschrieben hat. Außerdem zeigen Studien, dass Männer und Frauen 1 sowie Angehörige verschiedener Kulturen 2 ihre objektiv gleichen Leistungen sehr unterschiedlich bewerten. Um diese Unterschiede auszugleichen, müsste ein entsprechendes KI-System das Geschlecht bzw. die kulturelle Herkunft des oder der Arbeitssuchenden mitbewerten können.

Eine weitere Möglichkeit stellt die Analyse von Videobewerbungen dar. So können KI-Technologien z. B. anhand von Mimik, Gestik und Sprechweise ebenfalls auf Eigenschaften von Bewerber*innen schließen (z. B. nach dem OCEAN-Modell).

Welche der analysierten Informationen mit welchen Persönlichkeitseigenschaften korrelieren, kann entweder von Hand eingegeben oder durch ein KI-basiertes System gelernt werden. Dazu ist es notwendig auszuwerten, welche (beobachtbaren oder messbaren) Persönlichkeitseigenschaften Personen haben, deren Informationen bisher analysiert worden sind. Hierbei stellt sich unabhängig von den Ergebnissen

Exley, C. L. & Kessler, J. B., The Gender Gap in Self-Promotion. NBER Working Paper Series, No. 26345, October, 2019.

Lalwani, A. K., & Shavitt,
S. The "me" I claim to be:
Cultural self-construal elicits
self-presentational goal pursuit. Journal of Personality
and Social Psychology, 97(1),
88–102, 2009.

der Auswertung die Frage, inwiefern die verwendeten Informationen tatsächlich mit den gesuchten Persönlichkeitseigenschaften korrelieren.

Um sicherstellen zu können, dass derartige Probleme in einem KI-System nicht zu einer Benachteiligung von Personen oder Personengruppen, speziellen Eigenschaften oder Fähigkeiten führen, ist ein Einblick in die Entscheidungsmechanik notwendig.

Ein Beispiel für entsprechende Systeme ist die Software Precire ³ der gleichnamigen Aachener Firma, welche u. a. von KPMG, Vodafone, und RWE eingesetzt wird. ⁴

2.4 Nutzen

- Entlastung und Unterstützung: Systeme übernehmen Routinetätigkeiten und reduzieren die Informationsflut.
- Effizienz: Bewerber können schneller selektiert und bisher erfolgreiche Persönlichkeitsprofile schneller erkannt werden. Mit Hilfe der KI-Technologien können schnellere und erfolgreichere Personalentscheidungen getroffen werden, was Geldeinspart und die Effizienz des Unternehmens steigert.

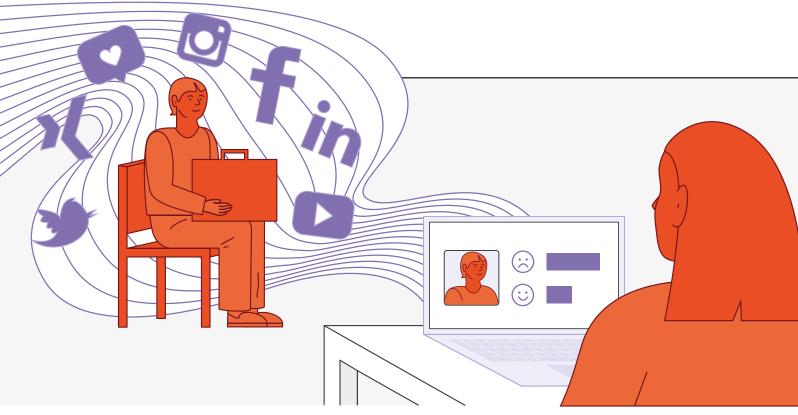
2.5 Herausforderungen/Risiken

- Kausalität und Reliabilität: Sind die gefundenen Korrelationen statistisch signifikant?
 Inwiefern bestehen eindeutige Relationen zwischen Persönlichkeitsmerkmalen/
 -profilen und beruflicher Leistung?
- Diskriminierung: Gelernte Entscheidungsregeln können zu einem diskriminierenden Verhalten der Maschine führen.
- Haftung: Wer haftet für ungerechtfertigte (negative) Entscheidungen?

PRECIRE Technologies
GmbH, Technologie https://
precire.com/technologie/,
Zugegriffen: 22.10.2020;
dazu auch: Rövekamp,
M., Der Algorithmus kann
42 Dimensionen einer
Persönlichkeit messen.
Der Tagesspiegel, 2018.

PRECIRE Technologies
GmbH, Über uns. https://precire.com/ueber-uns/.
Zugegriffen: 22.10.2020

3. KI-basierte Background-Checks



Beim Versuch, Informationen mithilfe des Namens zuverlässig einer Person zuzuordnen, kann es zu Entitätserkennungsproblemen kommen.

3.1. Anwendungsszenario

Das Unternehmen von Frau Leister möchte Herrn Schmidt nach einem sehr guten Bewerbungsgespräch gern einstellen und beauftragt einen Dienstleister, mit dem ihr Unternehmen schon häufig zusammengearbeitet hat, einen Background-Check von Herrn Schmidt durchführen zu lassen.

Der Dienstleister beginnt daraufhin anhand der im Bewerbungsverfahren gesammelten Daten über verschiedene Kanäle weitergehende Informationen über Herrn Schmidt zu sammeln und übermittelt eine Zusammenfassung an Frau Leister.

Herr Schmidt erhält eine Woche nach seinem Bewerbungsgespräch eine Standardabsage für die Stelle, auf die er sich beworben hat.

Kommt ein*e Bewerber*in für eine Stelle in Betracht, nutzen Unternehmen Background-Checks, um sicherzugehen, dass sie die richtige Person für den Posten auswählen und um zu prüfen, ob die Angaben im Lebenslauf wahrheitsgetreu sind. Denn wird die offene Stelle an eine*n falsche*n Bewerber*in vergeben, die/der daraufhin schlechte Arbeit leistet, kann der/die Arbeitgeber*in wegen Fahrlässigkeit zur Verantwortung gezogen werden, wenn keine gründliche Überprüfung der Kandidat*innen vorgenommen wurde.

Drittanbieter bieten eine schnelle, sichere, kostengünstige und zuverlässige Durchführung der Background-Checks als Dienstleistung an.

3.3 Technische Grundlagen

Für die Durchführung KI-basierter Background-Checks werden bestimmte Informationen benötigt, um eine Person in externen Datensätzen oder Plattformen identifizieren zu können, z. B. der vollständige Name einer Person. Mit Hilfe des Namens kann eine Person u.a. in Strafregisterauszügen oder auf Social-Media-Plattformen ausfindig gemacht und somit ihr früheres und/oder aktuelles Verhalten beobachtet und ausgewertet werden.

Beim Versuch, Informationen mit Hilfe des Namens zuverlässig einer Person zuzuordnen, kann es zu Entitätserkennungsproblemen (engl.: entity recognition problem, auch: entity resolution problem oder name resolution problem) kommen, wenn z. B. mehrere Personen den gleichen Namen haben, sich Nachnamen in Folge von Heirat oder Scheidung ändern oder Zweitnamen optional verwendet werden. Um die Chancen einer korrekten Zuordnung zu erhöhen, können zusätzliche Informationen, die im Laufe des Bewerbungsverfahrens gesammelt wurden, z. B. Lebenslauf und Video-Interview, analysiert und mit externen Datenquellen verglichen werden.

Die zusammengetragenen Informationen sollen dazu dienen, ein möglichst umfassendes Bild einer Personen zu bekommen und zu beurteilen, ob ihre in der Bewerbung gemachten Angaben, vollständig und korrekt sind und ob es relevante Informationen gibt, die der oder die Bewerber*in zu verheimlichen versucht.

Entitätserkennungsprobleme stellen in vielen Kontexten eine bekannte Herausforderung dar. So werden zum Beispiel auch bei der Zuordnung von Publikationen zu Wissenschaftler*innen zur Beurteilung ihrer bisherigen Leistungen häufig Fehler gemacht, die dann zu falschen Schlussfolgerungen führen. Insbesondere Menschen mit einem häufigen (Familien-)Namen sind davon betroffen. Zusätzlich können Umlaute, Akzente und Sonderzeichen in Namen dazu führen, dass Informationen nicht gefunden bzw. nicht korrekt zugeordnet werden.

Um sicherstellen zu können, dass derartige Fehler in einem KI-System nicht zu einer Benachteiligung von Menschen, beispielsweise mit sehr häufigen oder ausländischen Namen, führen, ist ein Einblick in die Entscheidungsmechanik notwendig.

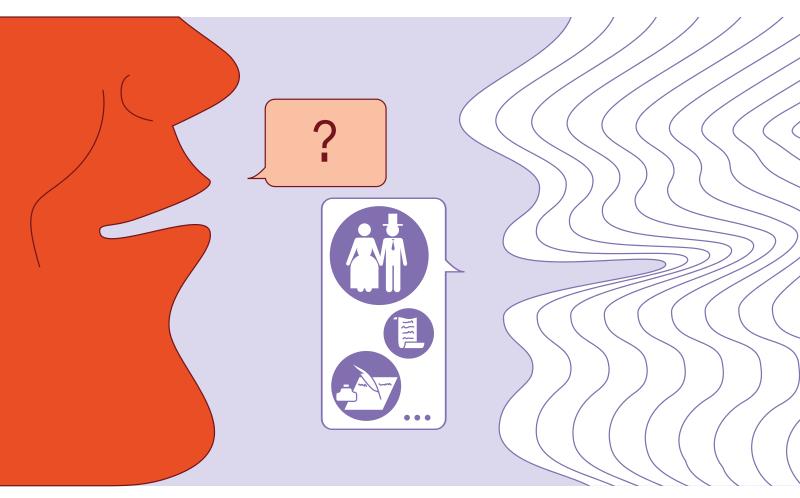
3.4 Nutzen

- Entlastung und Unterstützung: Durch automatisierte Background-Checks können Ressourcen eingespart werden.
- Effizienz: Schnelle Background-Checks mit hoher Genauigkeit sind wichtig, um qualifizierte Bewerber*innen möglichst schnell einstellen zu können.

3.5 Herausforderungen/Risiken

- Entitätserkennungsproblem (falsche Zuordnung): Bei Namensgleichheit besteht die Gefahr einer falschen Zuordnung von Eigenschaften, was zu einer nicht nachvollziehbaren Ablehnung einer Bewerbung führen kann.
- Datenschutz: Inwieweit dürfen Daten, die für private Zwecke (z. B. auf Facebook) veröffentlicht wurden, für Background-Checks herangezogen werden?

4. Chatbot der HR-Abteilung



Durch nicht regelmäßig aktualisierte Datenbanken besteht die Gefahr, dass Informationen nicht mehr aktuell sind und Arbeitgeber*innen falsche Entscheidungen treffen.

4.1 Anwendungsszenario

Die Freundin von Herrn Petrov ist schwanger und er hat viele Fragen. Welche Rechte stehen ihm als angehendem Vater zu und wie funktioniert das mit der Elternzeit nach der Geburt seines Kindes? Um schnell an alle wichtigen Informationen zum Thema zu gelangen, befragt er den Chatbot CARL und erhält viele Informationen rund um Schwangerschaft, Mutterschutz und Elternzeit sowie den Link zum Antrag auf Elternzeit im Intranet seines Unternehmens.

CARL (Cognitive Advisor for Interactive User Relationship and Content Learning) ist ein Chatbot von Siemens, der auf IBM WATSON und Eigenentwicklungen von SIEMENS basiert. Er kann Fragen von Mitarbeiter*innen zu etwa 270 verschiedenen HR-Themen beantworten. Er wird aktuell (Stand 22.08.2019) in 20 Ländern in 5 Sprachen eingesetzt. ¹

F.A.Z. Business Media GmbH, Deutscher Personalwirtschaftspreis. https://deutscher-personalwirtschaftspreis.de/ projekt-hr-organisation/. Zugegriffen: 26.10.2020

4.3 Technische Grundlagen

Um zu Themen des Personalwesens kommunizieren zu können, muss der Chatbot die fachbezogene Sprache beherrschen. Dazu ist ein intensives Training mit häufigen Wiederholungen bestimmter Satzkonstruktionen und Fragestellungen notwendig. Zudem muss der Chatbot auf ein Expert*innensystem zugreifen können, aus dem er die korrekten Informationen extrahieren kann bzw. auf das er verweisen kann.

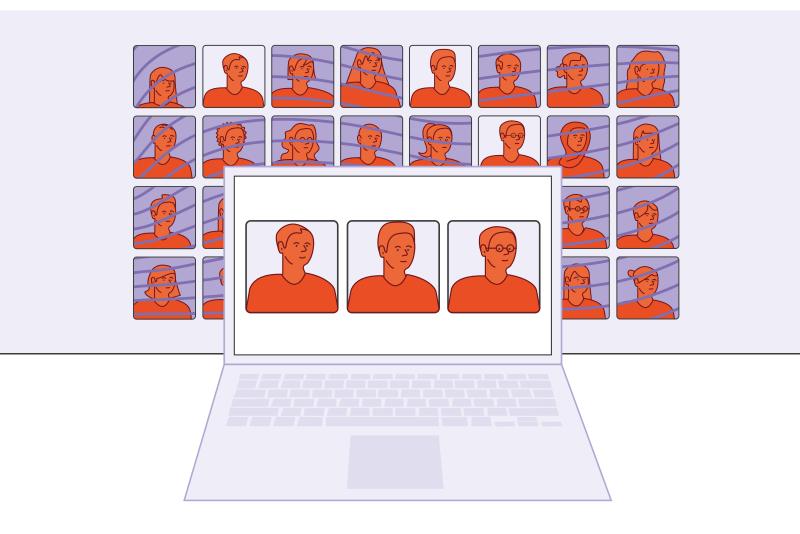
4.4 Nutzen

- schneller und kostengünstiger Informationsfluss: Mitarbeiter*innen können sich schnell über verschiedene Themengebiete (z. B. des Arbeitsrechts) informieren und erhalten Zugang zu relevanten Dokumenten im Intranet.
- Effizienz: Einmal aufgesetzt, spart der Chatbot Ressourcen für die Beantwortung von Anfragen zu den Themen, die in seiner Datenbank hinterlegt sind.

4.5 Herausforderungen/Risiken

- Veraltete/unvollständige Informationen: Bei nicht regelmäßig aktualisierter Datenbank besteht die Gefahr, dass Informationen nicht mehr aktuell sind und Arbeitgeber*innen auf Basis der veralteten Informationen falsche Entscheidungen treffen.
- Datenschutz: Wie wird sichergestellt, dass die vom Chatbot erhobenen Informationen datenschutzkonform verarbeitet werden? Wie werden die eingegebenen Daten verarbeitet? Werden aus den Anfragen Schlussfolgerungen gezogen?
- Bei diesem Anwendungsszenario sind nur geringe Herausforderungen und Risiken zu erwarten. Das Szenario ist jedoch interessant, um Maßnahmen auf ihre Verhältnismäßigkeit und bestimmte Testkonzepte auf ihre Tauglichkeit prüfen zu können.

5. Internes Jobprofil-Matching



Informationen über geschützte Merkmale können in die Entscheidung einfließen, ohne dass die Betroffenen dies bemerken.

5.1. Anwendungsszenario

Frau Leister muss zentrale Stellen in ihrem Unternehmen mit erfahrenen Personen neu besetzen. Da die Anforderungen sehr vielseitig und die Profile der Berwerber*innen sehr unterschiedlich sind, bedient sie sich eines Systems, das die Anforderungen der Position und die individuellen Fähigkeiten der Bewerber*innen miteinander abgleicht. Sie erhält zahlreiche vielversprechende Vorschläge, ist aber über den geringen Frauenanteil in der Auswahl überrascht.

In großen Unternehmen kommen für die Leitung oder Unterstützung von Projekten sowie für Beförderungen oft eine Vielzahl von Personen in Frage. KI-gestützte Systeme können dabei helfen, die richtige Person für eine bestimmte Aufgabe oder Position auszuwählen.

5.3 Technische Grundlagen

Die Ausgangssituation der technischen Grundlagen entsprechen denen des Szenarios 1 "Automatisierte Vorschlagssysteme auf Personalplattformen". Um Vorschläge für passende Zuordnungen zwischen Kandidat*innen und zu besetzenden Positionen machen zu können, werden mindestens die Profilinformationen der Kandidat*innen und die Anforderungsprofile der zu besetzenden Positionen benötigt. Hier ist ein 1:1-Matching nach dem Motto "Krankenschwester gesucht, mit 5 Jahren Erfahrung" aus verschiedensten Gründen meistens nicht möglich.

Es ist u. a. zu berücksichtigen, dass sich die Benennungen von Abschlüssen (Bsp.: Diplom zu Bachelor/Master) oder Berufen (vgl. Pflegeberufe) im Laufe der Zeit verändert haben und weiter verändern werden.

Beispiel Berufsbezeichnung in Pflegeberufen:

- Ausbildung vor 01.01.2004 abgeschlossen: Krankenschwester/Krankenpfleger ¹
- Ausbildung nach 01.01.2004 abgeschlossen und vor 01.01.2020 begonnen: Gesundheits- und Krankenpfleger/in²
- Ausbildung ab 01.01.2020 begonnen: Pflegefachfrau/-mann³

Diese Neuzuordnungen können dem System entweder als Expert*innensystem mitgegeben werden oder gelernt werden (der Beruf wird in zwei oder mehr Termen genannt). Zudem müssen vergleichbare (z. B. im Ausland erbrachte) oder berufsnahe Qualifikationen als solche erkannt werden. Dazu werden von lernenden Systemen sogenannte "Ontologien" aufgebaut. Eine "Ontologie" setzt verschiedene Begriffe in Beziehung zueinander, z. B.: "Metzger" "ist ein" "Ausbildungsberuf". Lernende Systeme können versuchen, Synonym-Beziehungen zu erkennen. Das funktioniert beispielsweise, indem eine große Anzahl von Textdokumenten nach sehr ähnlichen Sätzen

Bundesgesetzblatt 1985 Teil I, Nr. 26 vom 11.06.1985, Gesetz über die Berufe in der Krankenpflege (Krankenpflegegesetz - KrPflG).

Bundesgesetzblatt 2003 Teil I, Nr. 36 vom 21.07.2003, Gesetz über die Berufe in der Krankenpflege und zur Änderung anderer Gesetze.

Bundesgesetzblatt 2018 Teil I, Nr. 34 vom 10.10.2018, Ausbildungs- und Prüfungsverordnung für die Pflegeberufe. durchsucht wird, in denen mal das eine Wort und mal das andere Wort verwendet wird. So kann ein System erkennen, dass "Haus" und "Gebäude" oftmals in denselben Sätzen verwendet wird: "Er ging in das Haus/Gebäude". Dies kann auch auf Berufsbezeichnungen angewendet werden. Es ist aber bekannt, dass gelernte Ontologien basierend auf historischen Texten gewisse Berufe Männern bzw. Frauen zuordnen ^{4,5}.

Was passiert, wenn eine solche Ontologie auf einer Karriereplattform verwendet wird, ist nicht bekannt, es könnte aber zu Diskriminierungen führen.

Welche Fähigkeiten und Eigenschaften bei den in Frage kommenden Personen vorhanden sein müssen, kann entweder von Hand eingegeben oder durch ein zweites System gelernt werden. Damit das System lernen kann, welche Fähigkeiten relevant sind, muss zuvor analysiert werden, welche Eigenschaften in der Vergangenheit ausschlaggebend für die Besetzung vergleichbarer Positionen waren und wie erfolgreich die ausgewählten Personen auf den Positionen waren. Hierbei stellt sich zum einen die Frage, wie entschieden werden soll, wann es sich um eine vergleichbare Position handelt, zum anderen führt die Auswertung auf Basis von Leistungsbeurteilungen zu Verzerrungen, da Studien insbesondere für Führungspositionen gezeigt haben, dass bei Männer mehr positive und Frauen mehr negative Wörter zur Beschreibung ihrer bisherigen Leistung verwenden. Zudem finden sich besonders in historisch männlich geprägten Domänen viele primär männlich konnotierte Beschreibungen der gewünschten Fähigkeiten sowie Beschreibungen, die wiederum zu einer ungewollten Diskriminierung durch das System führen könnten ⁶.

Die aufgezeigten Beispiele zeigen, dass möglicherweise unzulässig diskriminierende KI-Systeme nur durch einen Einblick in die Entscheidungsmechanik erkannt werden können.

5.4 Nutzen

Effizienz: (zeit)kritische Personalentscheidungen können schneller und zielgerichteter erfolgen.

5.5 Herausforderungen/Risiken

Diskriminierung: Die Anwendung eines solchen Systems birgt die Gefahr, dass Informationen über geschützte Merkmale (indirekt) in die Entschei dung einfließen, ohne dass die Betroffenen darüber informiert sind.

Bolukbasi, T., Chang, K.-W., Zou, J., Saligrama, V. & Kalai, A., *Man is to computer programmer as woman is to homemaker? Debiasing word embeddings.* In Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'16). Curran Associates

Inc., Red Hook, NY, USA,

4356-4364, 2016.

Caliskan, A., Bryson, J. J., & Narayanan, A., <u>Semantics</u> derived automatically from language corpora contain human-like biases. Science, 356(6334), 183-186, 2017.

Smith, D.G., Rosenstein,
J.E., Nikolov, M.C. et al.,
The Power of Language:
Gender, Status, and Agency
in Performance Evaluations.
Sex Roles 80, 159–171, 2019.

6. Vorhersage der Jobkündigungsbereitschaft



Maßnahmen, die auf Basis einer nicht akkurat berechneten Kündigungsbereitschaft getroffen werden, können zu einer sich selbst erfüllenden Prophezeiung werden.

6.1 Anwendungsszenario

Herr Kupke ist neben seinem Hauptarbeitsplatz selbstständig als Gutachter tätig. Da er in diesem Rahmen darauf hingewiesen wurde, dass sein LinkedIn-Profil veraltet ist, pflegt und aktualisiert er dieses neuerdings sehr regelmäßig. In seinen Pausen prüft er immer wieder eine Internetseite, auf der er Feedback zu seinen Tätigkeiten als Gutachter erhält. In seinem Unternehmen hat er bisher an vielen wichtigen Projekten mitgearbeitet. Die Bedeutung, die ihm und seiner Arbeit dabei beigemessen wurde, hat er immer sehr geschätzt.

Von einem neuen Projekt mit hoher Geheimhaltungsstufe erfährt er zufällig über einen Kollegen. Herr Kupke ist enttäuscht, da das Projekt nicht in seinen Arbeitsbereich fällt. Stattdessen erhält er zunehmend eintönige Projekte ohne Herausforderungen. Dies beobachtet er drei Monate lang und entschließt sich schließlich dazu, seine Arbeitsstelle zu kündigen.

6.2 Ausgangssituation

Jeder Mitarbeiter*innenwechsel bedeutet, einen Effizienz- und Wissensverlust und geht mit erheblichen Kosten einher. KI-Systeme können eingesetzt werden, um unzufriedene und unmotivierte Mitarbeiter*innen frühzeitig zu identifizieren und entsprechende Maßnahmen zu ergreifen.

6.3 Technische Grundlagen

Studien zur Kündigungsbereitschaft von Mitarbeiter*innen zeigen, dass unter den persönlichen Gründen¹ fehlende Anerkennung, zu geringe Vergütung, besseres Jobangebot anderer Unternehmen, fehlende Aufstiegschancen, hoher psychischer Stress sowie Unterforderung die größte Bedeutung für die Kündigungsbereitschaft ² haben.

Um die Kündigungsbereitschaft vorherzusagen, kann versucht werden, mit Hilfe von KI die oben genannten Aspekte messbar zu machen. Hierfür müssen anhand von Arbeitsplatzüberwachung Daten erhoben werden.

Um eine Grundwahrheit zu ermitteln, anhand derer das Verhalten von Mitarbeiter*innen vorhergesagt werden kann, muss zunächst das Verhalten von aktuellen und ehemaligen Mitarbeiter*innen analysiert werden. Anhand dieser Daten können Indikatoren für ein potenzielles Kündigungsverhalten abgeleitet werden. Die Erfassung der Daten kann im Rahmen der der Arbeitsplatzüberwachung erfolgen (z. B. Videoüberwachung, Uhrzeiten für Rechner-Login/-Logout, Verteilung von Krankheitstagen, Internetverlauf, vorhandene Apps und deren Nutzung auf dem Firmen-Smartphone u. Ä.).

Die Ableitung der Grundwahrheit ist dabei mit diversen Unsicherheiten verbunden. So ist unklar, wie sich einzelne Facetten der Kündigungsbereitschaft genau zeigen und welche aktuellen Mitarbeiter*innen eine hohe Kündigungsbereitschaft haben, sodass aus dem Verhalten der Mitarbeiter*innen Fehlschlüsse in Bezug auf die Grundwahrheit

In Abgrenzung zu Fluktuationsschocks, z.B. ausgelöst durch Führungswechsel oder Fusionen.

2

Holtom B.C. & Darabi T., Job Embeddedness Theory as a Tool for Improving Employee Retention. In: Coetzee M., Potgieter I., Ferreira N. (eds) Psychology of Retention. Springer, Cham, 2018.; dazu auch: https://www.personal-wissen.de/10458/predictive-hrkuendigungsbereitschaftfruehzeitig-erkennen.

gezogen werden könnten. Des Weiteren können Maßnahmen, die auf Basis der berechneten Kündigungsbereitschaft getroffen werden, diese in erheblichem Maße beeinflussen und damit zu einer Art selbsterfüllender Prophezeiung werden.

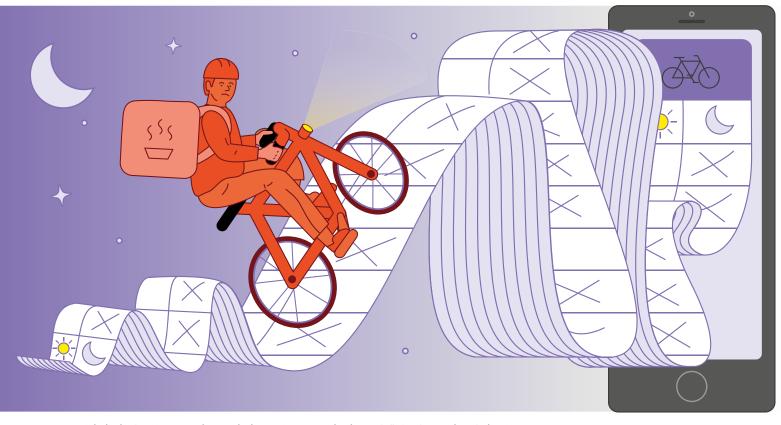
6.4 Nutzen

- Effizienz: Vermeidung von Produktivitätsverlust durch Einarbeitungszeit und Wissensverlust.
- Kostenersparnis: Vermeidung von teuren Weiterbildungsmaßnahmen, von denen das Unternehmen nur für eine absehbar kurze Zeit profitiert.

6.5 Herausforderungen/Risiken

Gefahr der falschen Einstufung der Kündigungsbereitschaft und daraus resultierend frühere Kündigung durch das Unternehmen in Krisenzeiten, Wegfall von sinnvoll investierten Weiterbildungen oder Ausgrenzung der betreffenden Personen von unternehmenskritischen Projekten und sensiblen Daten.

7. Automatische Arbeitszeitzuweisung bei Gig-Workern



Herr Klein ist in der Planung seiner Freizeitgestaltung massiv eingeschränkt, da er sein Arbeitsplan nur wenige Tage im Voraus kennt.

7.1 Anwendungsszenario

Herr Klein (26 Jahre, ledig) arbeitet nebenberuflich als Essenslieferant für einen Lieferdienst, der automatisiert und algorithmenbasiert die Schichtplanung vornimmt. Seit Kurzem werden ihm hauptsächlich Nachtschichten zugeteilt.

Von Kolleg*innen hat er mitbekommen, dass sie sich jetzt gewerkschaftlich organisieren.

Der zu erwartende Arbeitsaufwand für Essenslieferanten lässt sich nur sehr grob vorhersagen. Intelligente Systeme erlauben jedoch - basierend auf den Lieferinformationen der Vergangenheit - für einen Zeitraum von wenigen Tagen eine bessere Vorhersage, als dies bisher möglich war, da umfangreichere Informationen, z. B. zu Wetter, Veranstaltungen in der Nähe oder Auslastung umliegender Hotels, mitberücksichtigt werden. Um den Wert dieser Informationen voll auszuschöpfen, können Arbeitstage und Arbeitszeiten hochdynamisch für Lieferant*innen geplant werden, sodass eine optimale Auslastung gewährleistet wird.

7.3 Technische Grundlagen

Zunächst wird der Bedarf mit Hilfe von Informationen zu Arbeitsaufwänden und Krankheitsständen der Vergangenheit, saisonalen Ereignissen (Feiertage, Ferien, Jahreszeit, Veranstaltungen u. a.) sich wiederholenden Trends (Wochentage, Tageszeiten) sowie unerwarteten Bestellungen (z. B. Großbestellung am Montagvormittag, Stornierung von vielen Bestellungen am Wochenende) ermittelt.

Auf dieser Basis können Arbeitsschichten variabel an den Bedarf angepasst werden und der konkrete Bedarf an Gig-Workern in den Zeitslots ermittelt werden. Im nächsten Schritt können die Personen dann den Schichten zugewiesen werden.

7.4 Nutzen

Effizienterer Einsatz der Arbeitskraft im Unternehmen

7.5 Herausforderungen/Risiken

- Planbarkeit: Die Angestellten sind in der Planung ihrer Freizeitgestaltung massiv eingeschränkt, da sie ihren Arbeitsplan erst wenige Tage im Voraus kennen.
- Berücksichtigung von leistungssteigerndem Umfeld: Gut funktionierende Arbeitsbeziehungen zwischen den Mitarbeiter*innen können von der Maschine nur unzureichend berücksichtigt werden.

Impressum

Eine Veröffentlichung aus dem Projekt "ExamAI – KI Testing & Auditing". https://testing-ai.gi.de

November 2020

Texte

Prof. Dr. Katharina Zweig, Marc Hauer, Franziska Raudonat

Herausgeberin

Gesellschaft für Informatik e. V. Anna-Louisa-Karsch-Str. 2 10178 Berlin

Projektleitung

Nikolas Becker

Gestaltung

Gabriela Kapfer http://smileinitial.plus

Alle Texte dieser Veröffentlichung stehen, soweit nicht anders angegeben, unter der Creative Comons Lizenz Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International (CC BY-SA 4.0).

https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Gerne dürfen Sie diese

- · teilen, vervielfältigen und weiterverbreiten in jedwedem Format oder Medium sowie
- · bearbeiten, remixen und weiterentwickeln!



Über das Observatorium Künstliche Intelligenz in Arbeit und Gesellschaft (KIO)

Das Projekt "Exam AI - KI Testing & Auditing" wird im Rahmen des Observatoriums Künstliche Intelligenz in Arbeit und Gesellschaft (KIO) der Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft gefördert. Die Denkfabrik, eine agile Organisationseinheit des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales (BMAS), bündelt Projekte und Prozesse rund um die digitale Transformation innerhalb des BMAS und entwickelt daraus ein größeres Bild der Arbeitsgesellschaft der Zukunft. Mit dem KIO, einem Projekt im Rahmen der nationalen KI-Strategie, fokussiert das BMAS die Frage nach den Auswirkungen von KI auf Arbeit und Gesellschaft.

Projektpartner:













Gefördert durch:



Im Rahmen des:



Observatorium Künstliche Intelligenz in Arbeit und Gesellschaft