

Bachelorarbeit
im Bachelorstudiengang
Betriebswirtschaftslehre
an der Hochschule für angewandte Wissenschaften Neu-Ulm

KI - gestützte Kapazitätenschaffung im Recruitingprozess

Erstkorrektor/-in: Prof. Dr. Dirk Wohler

Verfasser/-in: Finbar Mayer (Matrikel-Nr.: 314884)

Thema erhalten: 08.05.2025

Arbeit abgegeben: 25.07.2025

Inhalt

1 Einleitung und Aufbau der Arbeit	1
1.1 Einführung in das Thema	1
1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit	1
2 Zentrale Dimensionen der Arbeit.....	3
2.1 Künstliche Intelligenz.....	3
2.1.1 Der Begriff der künstlichen Intelligenz.....	3
2.1.2 Technologische Grundlagen.....	4
2.2 Recruitingprozess.....	8
2.2.1 Definition.....	8
2.2.3 Wandel des Bewerbungsprozesses.....	10
2.2.4 Konkrete Ausgangssituation in Unternehmen	10
3 Robot Recruiting.....	12
3.1 Begriff.....	12
3.2 Anwendung/Varianten	13
3.2.1 Chatbots	13
3.2.2 KI-basierte Videoanalyse	15
3.2.3 Strukturierung von Bewerbungsdaten	16
3.2.4 Analyse von Bewerbungsdaten.....	17
3.3 Konkrete Anbieter.....	18
3.3.1 Rexx Systems.....	18
3.3.2 Softgarden.....	20
3.3.3 Jobpal	21
3.3.4 HireVue	23
3.4 Herausforderungen und Risiken.....	25
3.4.1 Biases & Fairness	25
3.4.2 Transparenz & Black-Box-Problematik	26
3.4.3 Datenschutz und rechtliche Risiken.....	27
3.4.4 Politische Diskussion	28
4. Fazit.....	31

1 Einleitung und Aufbau der Arbeit

1.1 Einführung in das Thema

Künstliche Intelligenz (KI) entwickelt sich mit rasantem Tempo und prägt zunehmend sowohl wissenschaftliche als auch gesellschaftliche Bereiche. Insbesondere im Jahr 2024 waren deutliche Fortschritte bei der Leistungsfähigkeit von KI-Systemen zu verzeichnen. Neue Vergleichstests (sogenannte *Benchmarks*) zeigten eine signifikante Verbesserung der Modelle im Vergleich zum Vorjahr. Gleichzeitig wird KI verstärkt in den Alltag integriert – von autonomen Fahrzeugen bis hin zu zugelassenen medizinischen Geräten – was auf eine zunehmende praktische Relevanz hinweist (Gil/Perrault 2025, S. 3).

Auch wirtschaftlich zeigt sich die Dynamik: Unternehmen investieren in nie zunehmendem Umfang in KI-Technologien, wobei sich besonders generative KI als Treiber von Produktivitätssteigerungen und Innovationskraft hervorhebt. Während die USA weiterhin führend in der Entwicklung großer Modelle sind, verringert sich der Qualitätsunterschied zu chinesischen Entwicklungen spürbar, was auf eine zunehmende Internationalisierung im Bereich der KI hindeutet (Gil/Perrault 2025, S. 3).

Neben technologischem Fortschritt und wirtschaftlichem Wachstum wächst jedoch auch das Bewusstsein für die Notwendigkeit eines verantwortungsvollen Umgangs mit KI. Obwohl Regierungen weltweit regulatorische Maßnahmen ergreifen und internationale Kooperationen vorantreiben, bestehen weiterhin Lücken in der praktischen Umsetzung ethischer Standards durch Unternehmen. Insgesamt zeigt sich ein ambivalentes Bild: Während Optimismus und Zugang zur Technologie global steigen, bleiben Herausforderungen in puncto Sicherheit, Bildungsgerechtigkeit und gesellschaftlicher Akzeptanz bestehen (Gil/Perrault 2025, S. 3, 4).

Diese Arbeit nimmt die aktuellen Entwicklungen im Bereich Künstlicher Intelligenz zum Anlass, um zentrale Trends, Chancen und Risiken zu analysieren und deren Auswirkungen auf Gesellschaft, Wirtschaft und Wissenschaft zu beleuchten.

Künstliche Intelligenz ist heute kein reines Zukunftskonzept mehr, sondern bereits fest in vielen Bereichen unseres täglichen Lebens und der Gesellschaft verankert. Ihre Anwendungen beeinflussen zunehmend sowohl unser privates als auch unser berufliches Leben.

1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit

Zur Beantwortung der Frage, inwiefern Künstliche Intelligenz zur Kapazitätserweiterung im Recruitingprozess beitragen kann, erfolgt zunächst eine systematische Darstellung der theoretischen und technologischen Grundlagen. Dazu zählt die begriffliche Einordnung der Künstlichen Intelligenz sowie die Darstellung zentraler technologischer

Bausteine wie Algorithmen, maschinelles Lernen, Big Data und künstliche neuronale Netze. Diese Grundlagen sind essenziell, um die Funktionsweise und Potenziale KI-basierter Systeme im Kontext des Personalmanagements angemessen nachvollziehen zu können.

Im Anschluss wird der Recruitingprozess näher beleuchtet. Dabei werden nicht nur die grundlegende Definition und die klassischen Phasen des Bewerbungsprozesses dargestellt, sondern auch aktuelle Entwicklungen und Herausforderungen im Recruiting skizziert. Hier steht die konkrete Ausgangssituation in Unternehmen im Fokus, die zunehmend unter Effizienzdruck stehen und vor der Notwendigkeit stehen, ihre Kapazitäten im Recruiting zielgerichtet auszubauen.

Darauf aufbauend widmet sich das dritte Kapitel dem sogenannten „Robot Recruiting“, also der praktischen Anwendung KI-gestützter Technologien im Rekrutierungsprozess. Es erfolgt eine begriffliche Einordnung sowie eine systematische Darstellung relevanter Einsatzformen. Ergänzend werden konkrete Anbieter entsprechender Technologien vorgestellt.

Abschließend erfolgt eine kritische Reflexion der betrachteten Einsatzmöglichkeiten unter Berücksichtigung der Herausforderungen und Risiken, die die Implementierung verschiedener KI Tools mit sich bringen. Dabei werden Herausforderungen etwa im Hinblick auf Datenschutz, Fairness und ethische Fragestellungen, diskutiert. Ziel ist es, auf Basis der gewonnenen Erkenntnisse eine fundierte Einschätzung über das Potenzial sowie die Zukunftsfähigkeit KI-gestützter Kapazitätenschaffung im Recruitingprozess vorzunehmen.

2 Zentrale Dimensionen der Arbeit

2.1 Künstliche Intelligenz

2.1.1 Der Begriff der künstlichen Intelligenz

Die Forschung zur künstlichen Intelligenz reicht bereits mehrere Jahrzehnte zurück, auch bevor der Begriff selbst geprägt wurde. So beschäftigte sich der britische Mathematiker Alan Mathison Turing bereits 1950 in seinem Aufsatz „Computing Machinery and Intelligence“ mit der Frage, ob Maschinen zu eigenständigem Denken fähig sein könnten. Der Begriff „künstliche Intelligenz“ wurde erstmals 1956 während einer Konferenz am Dartmouth College in Hanover, New Hampshire, eingeführt. Dort trafen sich Wissenschaftler, um die Entstehung denkender Systeme zu diskutieren, die ihre Umwelt verstehen und flexibel darauf reagieren können. Heute wird künstliche Intelligenz als Sammelbegriff für softwarebasierte Lösungen verstanden, die darauf abzielen, Probleme zu lösen und dabei eine dem menschlichen Denken vergleichbare Intelligenz zu zeigen. Dabei sind besonders die vier Eigenschaften Verstehen, Schlussfolgern, Lernen und Interagieren kennzeichnend für KI-Systeme, wobei gerade die Kombination dieser Merkmale die Besonderheit künstlicher Intelligenz ausmacht (Verhoeven 2020, S. 14, 15).

In der traditionellen Auffassung wird künstliche Intelligenz als die Fähigkeit verstanden, menschliches Denken und Handeln durch Maschinen zu simulieren. Diese Definition stößt jedoch auf grundlegende Herausforderungen, da weder menschliches Denken noch menschliches Handeln in einem universellen Sinne eindeutig definiert sind (Mainzer 2019, S. 2).

Turing formulierte das Konzept des sogenannten Turing-Tests. Dieser sieht vor, dass einer Maschine dann künstliche Intelligenz zugesprochen werden kann, wenn ein menschlicher Beobachter in einem textbasierten Dialog nicht mehr erkennen kann, ob er mit einem Menschen oder einem Computer kommuniziert. Ziel war es, maschinelle Intelligenz nicht über innere Prozesse, sondern über beobachtbares Verhalten zu definieren (Mainzer 2019, S. 10, 11). Abseits dieser menschlichen Komponente betrachtet man die künstliche Intelligenz als intelligente problemlösende Systeme, die relativ autonom agieren (Mainzer 2019, S. 2) „Ein System heißt intelligent, wenn es selbstständig und effizient Probleme lösen kann. Der Grad der Intelligenz hängt vom Grad der Selbstständigkeit, dem Grad der Komplexität des Problems und dem Grad der Effizienz des Problemlösungsverfahrens ab.“ (Mainzer 2019, S. 3).

2.1.2 Technologische Grundlagen

2.1.2.1 Algorithmen

2.1.2.1.1 Definition und Kategorisierung

Aus informationstechnischer Perspektive betrachtet, handelt es sich bei Algorithmen um klar definierte, formalisierte Anweisungen, die eine bestimmte Abfolge von Berechnungsschritten festlegen und zur Lösung einer konkreten Aufgabe dienen. Für ein einzelnes Problem – etwa das Sortieren von Daten – können verschiedene algorithmische Verfahren existieren. Damit ein Algorithmus durch einen Computer ausgeführt werden kann, muss er in eine Programmiersprache wie Python, Java oder C++ übersetzt werden. In dieser Form liegt er als Bestandteil eines Programms vor und wird gemeinsam mit geeigneten Datenstrukturen zu einer Software oder einem Softwaresystem zusammengeführt. Die Aufgabe eines Algorithmus innerhalb solcher Systeme besteht darin, aus Eingangsdaten ein definiertes Ergebnis zu erzeugen (Orwat 2019, S. 3).

Sie dienen der automatisierten Lösung mathematischer Probleme. Sie benötigen dafür einen definierten Input und liefern auf dieser Grundlage einen Output, dessen Eigenschaften durch das Problem vorgegeben sind. Während das mathematische Problem lediglich das Verhältnis von Eingabe zu gewünschtem Ergebnis beschreibt, legt der Algorithmus den konkreten Lösungsweg fest. Ein Beispiel hierfür ist die Berechnung einer optimalen Fahrstrecke: Als Input erhält der Algorithmus eine digitale Straßenkarte mit Informationen über alle Straßen und deren Längen sowie den aktuellen Standort und das Fahrziel. Der Algorithmus verarbeitet diese Daten und berechnet daraufhin eine Strecke, die entweder die kürzeste Entfernung oder die geringste erwartete Fahrzeit aufweist – das ist der Output. Viele Algorithmen lösen ähnliche alltägliche Aufgaben, etwa das Auffinden eines Datensatzes in einer Datenbank oder das Festlegen eines geeigneten Übertragungswegs für E-Mails. Diese beispielhaften Berechnungen sind rein objektiv. Allerdings können sie besonders im Falle eines falschen Ergebnisses bereits gesellschaftliche Auswirkungen haben. So kann etwa ein Logistikunternehmen Algorithmen einsetzen, um Lieferungen möglichst schnell zu versenden – mit dem Ergebnis, dass mehr Fahrzeuge eingesetzt werden, was die Infrastruktur stärker belastet, und den Kraftstoffverbrauch erhöht (Zweig/Fischer /Lischka 2018, S. 11). Es zeigt sich also, dass selbst die kleinsten Bausteine der Künstlichen Intelligenz – die Algorithmen – einen erwähnenswerten Einfluss auf unsere Umwelt haben können.

Im Kontext der künstlichen Intelligenz ist eine grundlegende Differenzierung zwischen traditionellen, nicht lernenden Algorithmen und modernen, lernenden Algorithmen erforderlich. Klassische Algorithmen basieren auf einer festen Programmierung, bei der die Funktionsweise und die Entscheidungsregeln vom Programmierer oder Mathematiker im Voraus festgelegt werden. Die Verarbeitung erfolgt strikt nach vorgegebenen Regeln, wodurch das Verhalten des Algorithmus deterministisch und nachvollziehbar bleibt. Im Gegensatz dazu zeichnen sich lernende Algorithmen, wie sie

im Machine-Learning und Deep-Learning Anwendung finden, durch einen Paradigmenwechsel aus: Sie sind darauf ausgelegt, eigenständig aus Daten zu lernen und durch iteratives Training Muster sowie Zusammenhänge zu erkennen, die vorher nicht explizit programmiert wurden. Dadurch können sie eigenständig Entscheidungen treffen und sich im Zeitverlauf selbst optimieren. Diese Fähigkeit führt jedoch zu einer eingeschränkten Nachvollziehbarkeit der Entscheidungsprozesse, da die internen Lernmechanismen und Gewichtungen der Algorithmen oft nicht transparent sind, was als „Black Box Problem“ bezeichnet wird. Diese Charakteristik kennzeichnet die modernen lernenden Algorithmen und differenziert sie deutlich von den traditionellen, strikt vorprogrammierten Systemen (Molavi 2018, S. 9).

2.1.2.1.2 Maschinelles Lernen

Das maschinelle Lernen lässt sich grundsätzlich in drei Hauptkategorien einteilen: Das überwachte Lernen (Supervised Learning), das unüberwachte Lernen (Unsupervised Learning) und das bestärkende Lernen (Reinforcement Learning) (Buxmann/Schmidt 2021b, S. 10).

1. Überwachtes Lernen (Supervised Learning):

Beim überwachten Lernen handelt es sich um einen Ansatz des maschinellen Lernens, bei dem Algorithmen mit umfangreichen Mengen an beschrifteten (gelabelten) Trainingsdaten konfrontiert werden. Die Daten sind jeweils mit einer Zielinformation versehen, sodass der Algorithmus lernen kann, Entscheidungen selbstständig zu treffen. Beispielsweise kann ein Modell mit tausenden Bildern von Hunden und Katzen trainiert werden, wobei jedes Bild mit der entsprechenden Tierart gekennzeichnet ist. Auf diese Weise erlernen überwachte Lernverfahren – ähnlich wie der Mensch – charakteristische Muster und Strukturen innerhalb der Daten. Nach Abschluss des Trainingsprozesses erfolgt eine Evaluation mittels eines separaten Testdatensatzes, um die Leistungsfähigkeit und Genauigkeit des Modells zu bewerten (Buxmann/Schmidt 2021b, S. 11).

2. Unüberwachtes Lernen (Unsupervised Learning):

Im Gegensatz zum überwachten Lernen basiert das unüberwachte Lernen auf der Analyse von Daten ohne vorgegebene Zielwerte. Der Algorithmus erhält keine Hinweise darüber, wie die Daten zu interpretieren sind, sondern ist selbst dafür verantwortlich, Strukturen oder Muster zu erkennen. Ein anschauliches Beispiel sind Sammlungen von Tierbildern, bei denen der Algorithmus keine vorherige Information darüber erhält, welches Bild zu welchem Tier gehört. Stattdessen versucht der Algorithmus, selbstständig sinnvolle Gruppen oder Kategorien zu bilden. Dabei kann es vorkommen, dass die Kategorisierung nicht notwendigerweise nach Tierarten erfolgt, sondern beispielsweise nach anderen Merkmalen wie der Fellfarbe (etwa schwarze, braune oder weiße Tiere). Diese Fähigkeit, die Einteilung eigenständig vorzunehmen, stellt sowohl eine

Herausforderung als auch eine Chance dar. Ein häufiges Einsatzgebiet unüberwachten Lernens sind Komprimierungsverfahren, bei denen unwichtige Datenkomponenten herausgefiltert werden, um die Dateigröße zu reduzieren. Ein weiteres Beispiel, bei dem unüberwachte Lernmethoden Anwendung finden, ist in Bereichen wie der Predictive Maintenance – also der vorausschauenden Wartung technischer Systeme auf Basis von Sensordaten –, bei der potenzielle Ausfälle frühzeitig erkannt und dadurch unnötige Stillstandzeiten vermieden werden können. (Buxmann/Schmidt 2021b, S. 11).

3. Bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning):

Das bestärkende Lernen (Reinforcement Learning) stellt eine weitere zentrale Methode im Bereich des maschinellen Lernens dar. Ziel dieses Ansatzes ist es, für ein gegebenes Problem eine möglichst effektive Strategie zur Entscheidungsfindung zu entwickeln. Im Mittelpunkt steht dabei eine Belohnungs- oder Anreizfunktion, die dem lernenden System signalisiert, wie erfolgreich eine bestimmte Aktion in einer bestimmten Situation war. Anders als beim überwachten Lernen wird dem Algorithmus jedoch nicht explizit vorgegeben, welche Handlung in welcher Situation optimal ist. Stattdessen basiert der Lernprozess auf Rückmeldungen, die in Form von Belohnungen oder Bestrafungen zu festgelegten Zeitpunkten erfolgen, abhängig von der zuvor getroffenen Entscheidung und der definierten Anreizstruktur. Die Rolle der Entwickler besteht darin, die aktuelle Situation innerhalb einer Umgebung zu beschreiben – beispielsweise die Position einer Spielfigur in einem Schachspiel – sowie die möglichen Handlungsoptionen festzulegen, etwa die erlaubten Schachzüge gemäß den Spielregeln. Basierend auf dieser Definition von Zustand und Handlungsmöglichkeiten versucht der Algorithmus durch wiederholte Interaktion mit der Umgebung, solche Aktionsabfolgen zu identifizieren, die langfristig den höchsten Belohnungswert erzielen. Ziel ist es somit, eine Strategie zu erlernen, die – bezogen auf die gewählte Anreizfunktion – ein maximales Ergebnis erzielt. Im Fall des Schachspiels könnte dies beispielsweise bedeuten, durch geeignete Züge die Gewinnwahrscheinlichkeit systematisch zu erhöhen. Ein praxisnahes Beispiel für die Anwendung des Reinforcement Learnings liefert ein Projekt von Microsoft: Dort wird diese Methode eingesetzt, um automatisch Überschriften für Kurzartikel auf der Plattform auszuwählen. Dabei agiert die Anreizfunktion als Klickzähler, d. h. sie misst, wie häufig ein Artikel mit einer bestimmten Überschrift angeklickt wird. Überschriften, die zu einer hohen Klickzahl führen, werden vom System als besonders erfolgreich eingestuft und entsprechend positiv rückgemeldet. Auf diese Weise lernt das System, mit der Zeit solche Überschriften zu bevorzugen, die eine hohe Aufmerksamkeit erzeugen. Dieses Verfahren kann – überspitzt formuliert – auch als eine Art automatisiertes Clickbaiting verstanden werden, da es gezielt darauf abzielt,

durch attraktive Formulierungen die Klickrate zu maximieren (Buxmann/Schmidt 2021b, S. 11, 12).

2.1.2.1.3 Deep Learning

Deep Learning ist ein moderner Ansatz des maschinellen Lernens, der auf Künstlichen Neuronalen Netzen (KNN) basiert. Diese Netzwerke zeichnen sich durch eine mehrschichtige Struktur aus, die es ihnen ermöglicht, komplexe Zusammenhänge in den Eingangsdaten zu erkennen. Dadurch sind sie in der Lage, Muster und Strukturen zu erfassen, die mit früheren Methoden des Machine Learning nicht identifiziert werden konnten. Ein wesentlicher Vorteil des Deep Learning besteht darin, dass solche Modelle besonders stark von großen Datenmengen profitieren – je umfangreicher die Trainingsdaten, desto leistungsfähiger können die Ergebnisse ausfallen (Buxmann/Schmidt 2021b, S. 14).

2.1.2.1.4 Künstlich neuronale Netze

Künstliche Neuronale Netze wurden mit dem Ziel entwickelt, die Struktur und Funktionsweise des menschlichen Gehirns nachzubilden. Ein solches Netzwerk besteht aus einer Vielzahl von Knoten, die als Neuronen oder auch Units bezeichnet werden, sowie aus Kanten, welche die Verbindungen zwischen diesen Einheiten darstellen. Man unterscheidet dabei grundsätzlich zwischen drei Typen von Units: Input-Units nehmen die Eingangsdaten auf – etwa Bildpixel bei einer Bildklassifikation oder Blutwerte in medizinischen Anwendungen. Hidden-Units befinden sich zwischen Eingabe und Ausgabe und übernehmen die Verarbeitung der Informationen in einer oder mehreren verdeckten Schichten. Output-Units schließlich geben das Ergebnis des Netzes aus, zum Beispiel in Form einer bestimmten Klassenzuweisung wie „Hund“ oder „Katze“. Die Units sind über gewichtete Kanten miteinander verknüpft. Das Gewicht einer Verbindung – in der Literatur meist mit w_{ij} bezeichnet – gibt an, wie stark das Ausgangssignal eines sendenden Neurons i das empfangende Neuron j beeinflusst. Diese Gewichtungen stellen das erlernte Wissen des Netzes dar und lassen sich mathematisch in Form von Matrizen beschreiben. Der Input, den ein Neuron erhält, ergibt sich aus der Summe der gewichteten Outputs der vorgeschalteten Neuronen. Auf diesen Input wird anschließend eine sogenannte Aktivierungsfunktion angewendet, um den endgültigen Output des Neurons zu bestimmen. (Buxmann/Schmidt 2021b, S. 14, 15).

2.1.2.2 Big Data

Maschinelles Lernen inklusive dessen Ausprägungen und Varianten stehen in direktem Zusammenhang mit Big Data (Cisek 2021, S. 43).

Big Data bezeichnet die systematische Verarbeitung und Nutzung von Datensätzen, deren Umfang, Geschwindigkeit oder Komplexität herkömmliche Datenverarbeitungssysteme überfordern. Dabei geht es nicht nur um das bloße Sammeln großer Datenmengen, sondern auch um deren strukturierte Erfassung und

Bereitstellung. Im Zusammenspiel mit dem Begriff Analytics entstehen daraus weitreichende Möglichkeiten zur Auswertung dieser Daten. Analytics umfasst spezifische Methoden zur Identifikation von Mustern, Zusammenhängen und relevanten Informationen in großen Datenbeständen. Ergänzt wird dieses Zusammenspiel zunehmend durch Künstliche Intelligenz, die mit fortschrittlichen Verfahren wie Deep Learning neue Perspektiven in der Analyse eröffnet. Zusammenfassend lässt sich sagen: Big Data stellt die Daten bereit, Analytics verarbeitet und visualisiert sie, während KI auf dieser Grundlage fundierte Erkenntnisse und Handlungsempfehlungen generiert (Rainsberger 2021, S. 240, 241).

Technisch gesehen beinhaltet Big Data vielfältige Aufgaben: angefangen bei der Erfassung und Speicherung über Analyse und Visualisierung bis hin zur Aktualisierung und Übertragung der Daten. Charakteristisch für Big Data sind die sogenannten vier „V“: Volume (Datenvolumen), Variety (Vielfalt der Datenarten), Velocity (Verarbeitungsgeschwindigkeit) und Veracity (Zuverlässigkeit der Daten). Ein typisches Big-Data-System stützt sich auf ergänzende Technologien wie Cloud-Computing, Business Intelligence, Datenbanken, Visualisierungsmethoden und KI-basierte Analysetools (Rainsberger 2021, S. 241).

Analytics lässt sich anhand des Gartner Analytic Ascendancy Model in vier Typen unterteilen: Descriptive Analytics liefert Rückblicke auf vergangene Entwicklungen, etwa Umsatzverläufe oder Margenschwankungen. Diagnostic Analytics analysiert Ursachen dieser Entwicklungen und bietet somit tiefere Einblicke. Predictive Analytics nutzt Erkenntnisse aus den vorigen Stufen, um zukünftige Trends zu prognostizieren. Prescriptive Analytics geht schließlich darüber hinaus, indem es auf Basis von Szenarien konkrete Handlungsempfehlungen ableitet. Letztere erfordern in der Regel den Einsatz KI-gesteuerter Systeme, um komplexe Dynamiken wie Kundenverhalten oder Marktveränderungen treffend zu erfassen (Rainsberger 2021, S. 241, 242).

Damit Unternehmen diese Technologien effektiv nutzen können, müssen sie zunächst relevante Datenquellen erschließen, die Daten konsolidieren und geeignete Werkzeuge auswählen, um daraus nutzbare Informationen und strategische Erkenntnisse zu gewinnen (Rainsberger 2021, S. 242).

2.2 Recruitingprozess

2.2.1 Definition

Der Recruitingprozess ist ein zentraler Bestandteil des Personalmanagements und schließt unmittelbar an die Personalbedarfsplanung an. Sie kommt zum Einsatz, wenn ein quantitativer Netto-Personalbedarf festgestellt wird – also dann, wenn der vorhandene Personalbestand nicht ausreicht, um den ermittelten Soll-Bestand zu decken. In diesem Zusammenhang stellt sich für Unternehmen regelmäßig die Frage, wie geeignete und qualifizierte Mitarbeitende gewonnen werden können. Vor dem eigentlichen Rekrutierungsprozess sind jedoch grundlegende Überlegungen

erforderlich: Es gilt zu klären, wann und aus welchem Grund neues Personal benötigt wird, ob eine externe Besetzung notwendig ist oder andere Maßnahmen wie Überstunden oder interne Umstrukturierungen ausreichend sind. Eine fundierte Planung ist dabei unerlässlich, da unüberlegte oder überstürzte Einstellungen erhebliche wirtschaftliche Folgen haben können. Besonders kleinere Betriebe laufen Gefahr, durch Fehlentscheidungen bei der Personalauswahl stark belastet zu werden. Deshalb sollte die Personalbeschaffung stets im Einklang mit den strategischen Zielen, den verfügbaren Ressourcen und dem finanziellen Rahmen erfolgen. Eine gezielte und bedarfsgerechte Personalgewinnung kann so nicht nur Risiken minimieren, sondern auch zur langfristigen Leistungssteigerung des Unternehmens beitragen (Krüger 2018, S. 21, 22).

2.2.2 Aufgaben und Prinzipien

Der Recruitingprozess beginnt mit der Feststellung des Personalbedarfs – also wie viele Mitarbeitende mit welchen Qualifikationen, zu welchem Zeitpunkt und an welchem Ort benötigt werden. Diese Informationen liefert die Personalbedarfsplanung und bildet damit die Grundlage für alle weiteren Schritte im Recruiting (Krüger 2018, S. 22).

Der Prozess der Personalbeschaffung umfasst drei Hauptaufgaben:

1. Personalwerbung: Hierbei geht es darum, potenzielle Bewerber auf offene Stellen aufmerksam zu machen.
2. Personalauswahl: In dieser Phase werden Bewerber anhand ihrer Qualifikationen und Eignung für die Stelle bewertet.
3. Personaleinstellung: Abschließend werden die ausgewählten Kandidaten vertraglich gebunden und in das Unternehmen integriert (Krüger 2018, S. 22).

Zusätzlich wird in der Fachliteratur empfohlen, auch die Auswahl geeigneter Methoden und Kanäle für die Personalgewinnung gezielt zu planen. Dabei sollte man sich mit den verschiedenen Möglichkeiten vertraut machen und gezielt diejenigen auswählen, die die besten Chancen auf passende Bewerbungen bieten (Krüger 2018, S. 22, 23).

Das Ziel der Personalbeschaffung ist es, offene Stellen dauerhaft oder zumindest über einen bestimmten Zeitraum hinweg mit geeigneten Personen zu besetzen. Entscheidend ist dabei nicht nur die Anzahl der Mitarbeitenden, sondern vor allem deren fachliche Qualifikation und persönliche Eignung. Die passenden Personen sollen je den Anforderungen entsprechend eingesetzt werden (Krüger 2018, S. 23).

In der Praxis hat es sich bewährt, bei der Personalsuche bestimmten Grundprinzipien zu folgen. Das sogenannte Arbeitsmarktpinzip bedeutet, dass sich Unternehmen an den Bedingungen und Erwartungen auf dem Arbeitsmarkt orientieren sollten – also z. B. daran, welche Bewerbungswege heute üblich sind oder welche Anforderungen Bewerber: innen stellen. Das Flexibilitäts- und Bindungsprinzip legt nahe, dass neue

Mitarbeitende möglichst vielseitig einsetzbar sein und idealerweise langfristig im Unternehmen bleiben wollen. Beim Personalpassungsprinzip geht es darum, Menschen zu finden, die nicht nur fähig und motiviert sind, sondern die auch langfristig zu den Aufgaben und Anforderungen der Stelle passen (Krüger 2018, S. 23).

Außerdem sollte man beachten, dass rechtliche Vorgaben – etwa zum Thema Gleichbehandlung – im Recruiting oft komplex sind. Gerade bei größeren Unternehmen kann es daher sinnvoll sein, bei rechtlichen Fragen rund um die Auswahlprozesse juristischen Rat einzuholen (Krüger 2018, S. 23). Dieser Punkt spielt gerade beim potenziellen Einsatz von künstlicher Intelligenz eine große Rolle.

2.2.3 Wandel des Bewerbungsprozesses

Im Zuge der Digitalisierung der letzten Jahrzehnte haben sich zahlreiche Prozesse im beruflichen und privaten Alltag verändert – davon ist auch der Bewerbungsprozess nicht ausgenommen. Während Bewerbungen früher weitgehend in analoger Form eingereicht wurden, hat sich mit der zunehmenden Digitalisierung die digitale Bewerbung als neuer Standard etabliert. Inzwischen verzichten viele Unternehmen vollständig auf die Annahme von Papierbewerbungen. Digitale Bewerbungen beinhalten jedoch nicht nur die Übermittlung von Unterlagen per E-Mail, sondern greifen verstärkt auf Web-Formulare zurück, die in Bewerbungsmanagementsysteme eingebunden sind. Diese Systeme ermöglichen durch den Einsatz automatisierter Prozesse, wie beispielsweise die automatische Versendung von Eingangsbestätigungen, eine effizientere Verwaltung der eingehenden Bewerbungen. Für Unternehmen entsteht daraus ein deutlicher Vorteil, insbesondere im Hinblick auf die Zeit- und Kostenersparnis. Für Bewerbende hingegen kann das Ausfüllen solcher Formulare mit einem hohen Zeitaufwand verbunden sein, da zahlreiche Informationen manuell eingetragen werden müssen. Um den Bewerbungsprozess trotz technischer Strukturierung möglichst benutzerfreundlich zu gestalten, greifen Unternehmen daher zunehmend auf sogenannte One-Click-Bewerbungen zurück. Dabei werden die Bewerbungsdaten häufig direkt aus vorhandenen Profilen auf Karrierenetzwerken übernommen. Grundlage hierfür ist in der Regel CV-Parsing, ein Verfahren, bei dem die Inhalte von Bewerbungsdokumenten automatisch ausgelesen und in strukturierte Felder überführt werden. Dadurch entfällt für Bewerbende das wiederholte manuelle Ausfüllen standardisierter Formulare. CV-Parsing kann die Datengrundlage für den Einsatz von KI-gestützter Software darstellen. Insgesamt zeigt sich, dass digitale Bewerbungsverfahren nicht nur Effizienzgewinne für Unternehmen ermöglichen, sondern zunehmend auch auf die Bedürfnisse der Bewerbenden ausgerichtet werden. (Neumann/Stark 2024, S. 4).

2.2.4 Konkrete Ausgangssituation in Unternehmen

Die gegenwärtige Ausgangssituation des Recruitings in Unternehmen ist durch teils strukturelle Defizite, Ressourcenengpässe und eine fragmentierte Nutzung digitaler Systeme geprägt. Die Benchmark-Studie von Wollmilchsau, DGfP und HTWK Leipzig

liefert auf Basis einer umfangreichen Befragung von 1121 HR-Fachkräften einen differenzierten Einblick in den Status quo.

Trotz anhaltender Herausforderungen auf dem Arbeitsmarkt – insbesondere im Bereich qualifizierter Fachkräfte – verfügen viele Unternehmen noch nicht über die nötigen Strukturen, um professionell und adaptiv auf diese Engpässe zu reagieren. Besonders kritisch sind dabei begrenzte Ressourcen im Recruiting sowie fehlende strategische Ausrichtungen (Kirchner et al. 2023, S. 4).

Rund 62 % der Unternehmen arbeiten mit einer eigenständigen Recruiting-Organisation. Der verbleibende Anteil rekrutiert entweder über generalistische HR-Funktionen oder nutzt externe Dienstleister punktuell für bestimmte Berufsgruppen (Kirchner et al. 2023, S. 12). Insbesondere bei großen Unternehmen (>2.500 Mitarbeitenden) ist die Zahl der parallel betreuten Stellen pro Recruiter signifikant höher – im Durchschnitt betreut ein Recruiter 19 Positionen gleichzeitig und 44 im Jahr (Kirchner et al. 2023, S. 19–21).

54 % der Unternehmen führen strategische Personalplanung durch, oft jedoch nur operativ (Kirchner et al. 2023, S. 22)

Ein weiteres zentrales Ergebnis betrifft den Einsatz von Bewerbermanagementsystemen: Der Markt zeigt sich äußerst fragmentiert – nur wenige Anbieter erreichen einen Marktanteil von mehr als 5 % (Kirchner et al. 2023, S. 33). Diese technische Uneinheitlichkeit erschwert die datenbasierte Steuerung und Analyse der Recruiting-Aktivitäten.

Was die Recruiting-Methoden betrifft, dominieren weiterhin klassische Jobbörsen, gefolgt von Mitarbeiterempfehlungen und Active Sourcing. Letzteres hat gegenüber der klassischen Direktvermittlung deutlich an Bedeutung gewonnen (Kirchner et al. 2023, S. 26, 27). Trotz dieser Entwicklungen ist der Einsatz von datenbasierten Methoden und modernen Technologien wie Programmatic Advertising – also der automatisierten, zielgruppenspezifischen Ausspielung von Stellenanzeigen auf digitalen Plattformen – oder Talentpools noch wenig verbreitet.

Hinsichtlich der Personalressourcen zeigt sich ein ernüchterndes Bild: In vielen Unternehmen ist der Bereich Active Sourcing unterbesetzt – in 39 % der Betriebe arbeitet niemand in Vollzeitäquivalenten (FTE) in diesem Bereich (Kirchner et al. 2023, S. 17)

In Bezug auf Kompetenzen wünschen sich Unternehmen künftig verstärkt Fähigkeiten im Bereich Analytics, Social Media, Employer Branding und projektbezogene Arbeitsweise – ein klares Signal, dass technologische und kommunikative Anforderungen im Recruiting steigen (Kirchner et al. 2023, S. 31).

3 Robot Recruiting

3.1 Begriff

Robot Recruiting, auch als Recruiting 4.0 bezeichnet, stellt einen Wandel in der Personalbeschaffung dar, bei dem moderne Informationstechnologien und künstliche Intelligenz eingesetzt werden, um Teilprozesse der Rekrutierung zu automatisieren und zu optimieren (Careerplus AG 2019, S. 6). Dieser innovative Ansatz verändert grundlegend die Art und Weise, wie Unternehmen mit potenziellen Bewerbern interagieren und wie Personalentscheidungen vorbereitet werden.

Im Kern handelt es sich bei Robot Recruiting um eine teilautomatisierte Form der Personalgewinnung, bei der algorithmische Systeme bestimmte Aufgaben übernehmen, die traditionell von Personalverantwortlichen durchgeführt wurden (Careerplus AG 2019, S. 6). Die Automatisierung betrifft insbesondere drei zentrale Bereiche des Rekrutierungsprozesses:

1. Die automatisierte Vorauswahl (Pre-Screening) von Bewerbungen durch intelligente Software, die Lebensläufe und Bewerberprofile analysiert und nach vordefinierten Kriterien bewertet (Careerplus AG 2019, S. 9).
2. Das sogenannte Matching, bei dem Algorithmen die Passgenauigkeit zwischen Stellenprofilen und Bewerberqualifikationen berechnen, wobei sowohl harte Faktoren (wie Ausbildung und Berufserfahrung) als auch weiche Faktoren (wie Persönlichkeitsmerkmale) berücksichtigt werden (Careerplus AG 2019, S. 6).
3. Die automatisierte Kommunikation mit Bewerbern durch Chatbots und andere digitale Tools, die standardisierte Interaktionen übernehmen und damit die Reaktionszeiten deutlich verkürzen (Careerplus AG 2019, S. 7, 8).

Die technologische Basis von Robot Recruiting bilden verschiedene innovative Systeme und Anwendungen. Dazu gehören insbesondere:

- Matching-Plattformen und -Apps, die Bewerbern möglichst passende Stellen vorschlagen (Careerplus AG 2019, S. 7)
- Semantische Analysetools, die die Bedeutung von Texten in Bewerbungen erfassen und interpretieren können (Careerplus AG 2019, S. 6)
- Bewerbermanagementsysteme mit integrierter KI, die den gesamten Bewerbungsprozess digital abbilden und steuern (Careerplus AG 2019, S. 9)
- Computerbasierte Persönlichkeitsanalysen, die versuchen, charakterliche Eigenschaften von Bewerbern zu erfassen (Careerplus AG 2019, S. 9, 10)

Der zentrale Vorteil und der Sinn von Robot Recruiting liegt in der deutlich gesteigerten Effizienz des Rekrutierungsprozesses. Durch die Automatisierung können große

Bewerbermengen in kürzester Zeit verarbeitet werden, was insbesondere bei Massenbewerbungen entscheidende Zeitvorteile bringt (Careerplus AG 2019, S. 13). Zudem versprechen die Systeme eine höhere Objektivität in der Bewerberauswahl, da algorithmische Entscheidungen theoretisch frei von menschlichen Vorurteilen sein sollten (Careerplus AG 2019, S. 6).

Allerdings zeigt die Praxis, dass diese Objektivität nicht absolut ist, da die Algorithmen auf von Menschen erstellten Daten und Kriterien basieren und somit vorhandene Verzerrungen reproduzieren können (Careerplus AG 2019, S. 6). Dies stellt eine der wesentlichen aktuellen Herausforderungen in der Weiterentwicklung von Robot Recruiting dar.

Trotz des zunehmenden Einsatzes automatisierter Systeme bleibt der Mensch im Rekrutierungsprozess unverzichtbar. Insbesondere bei der Bewertung von Soft Skills, der Einschätzung der kulturellen Passung und der finalen Personalentscheidungen behalten menschliche Recruiter ihre entscheidende Rolle (Careerplus AG 2019, S. 11). Die Interaktion zwischen Bewerber und Unternehmen auf persönlicher Ebene kann durch Technologie ergänzt, aber nicht vollständig ersetzt werden.

Robot Recruiting stellt somit keine vollständige Automatisierung der Personalgewinnung dar, sondern vielmehr eine intelligente Kombination von technologischen Lösungen und menschlicher Expertise (Careerplus AG 2019, S. 13). Es ermöglicht eine effizientere Vorselektion und Prozesssteuerung, während die wesentlichen personalstrategischen Entscheidungen weiterhin in menschlicher Verantwortung bleiben.

Die zunehmende Verbreitung von Robot Recruiting spiegelt den allgemeinen Digitalisierungstrend in der Arbeitswelt wider und wird durch den wachsenden Fachkräftemangel sowie die steigenden Anforderungen an Geschwindigkeit und Effizienz im Recruiting weiter an Bedeutung gewinnen (Careerplus AG 2019, S. 4). Gleichzeitig erfordert diese Entwicklung neue Kompetenzen bei Personalverantwortlichen, die zunehmend auch über technologisches Verständnis und digitale Skills verfügen müssen.

3.2 Anwendung/Varianten

3.2.1 Chatbots

Chatbots haben sich als vielseitige Werkzeuge im modernen Recruiting etabliert, indem sie natürliche Sprachverarbeitung (Natural Language Processing) nutzen, um menschliche Kommunikation zu simulieren. Diese digitalen Assistenten ermöglichen eine intuitive Interaktion zwischen Bewerbern und Unternehmen, indem sie schriftliche oder gesprochene Anfragen verstehen und in Echtzeit beantworten. Technisch gesehen handelt es sich bei Chatbots um intelligente Agenten, die ihre Umgebung wahrnehmen, analysieren und darauf reagieren – ein Kernprinzip der KI-Systeme (Wilke/Bendel 2022, S. 650, 651).

Die Funktionsweise von Chatbots basiert auf drei zentralen Komponenten:

1. Natural Language Understanding (NLU) zur Interpretation von Nutzeranfragen,
2. einer Dialogsteuerung, die den Kontext berücksichtigt und passende Reaktionen auswählt, sowie
3. Natural Language Generation (NLG) zur Formulierung von Antworten in natürlicher Sprache.

Während einfache Chatbots auf vordefinierte Dialogregeln zurückgreifen, setzen moderne Systeme zunehmend auf datengetriebene Ansätze. Diese nutzen statistische Methoden, um Benutzereingaben mit umfangreichen Dialogsammlungen abzugleichen und so flexiblere Antworten zu generieren. Einige Chatbots erweitern ihre Fähigkeiten durch Reinforcement Learning, wodurch sie aus jeder Interaktion lernen und ihre Antwortqualität kontinuierlich verbessern (Wilke/Bendel 2022, S. 653).

Im Recruiting übernehmen Chatbots vielfältige Aufgaben:

- Sie beantworten Fragen zu Stellenangeboten, Bewerbungsprozessen oder Unternehmensstrukturen,
- erfassen fehlende Informationen in Bewerbungsunterlagen durch gezielte Rückfragen,
- koordinieren Termine und informieren Bewerber über den Status ihrer Bewerbung.

Durch ihre durchgehende Verfügbarkeit entlasten sie Personalabteilungen und verbessern gleichzeitig die Bewerbererfahrung, da Anfragen ohne Wartezeiten bearbeitet werden können. Bekannte Beispiele für Recruiting-Chatbots sind Olivia von Paradox oder XOR (Wilke/Bendel 2022, S. 653, 654).

Trotz ihrer Effizienz bergen Chatbots auch Herausforderungen:

- Komplexe Fragen können fehlerhaft beantwortet werden, was wiederum zu einem verschlechterten Bewerbungserlebnis führen kann.
- Die mangelnde Möglichkeit für Small Talk oder spontane Nachfragen kann den Eindruck einer unpersönlichen Kommunikation erwecken.
- Ethische Bedenken betreffen die Transparenz der eingesetzten KI sowie die Speicherung personenbezogener Daten.

Unternehmen sollten daher klare Richtlinien für den Einsatz von Chatbots entwickeln, alternative Kommunikationswege anbieten und Bewerber über die Funktionsweise der Systeme aufklären, um Akzeptanz und Vertrauen zu fördern (Wilke/Bendel 2022, S. 658, 659).

3.2.2 KI-basierte Videoanalyse

Im Zuge der Digitalisierung und Automatisierung von Bewerbungsverfahren gewinnt die KI-basierte Videoanalyse zunehmend an Bedeutung. Diese Technologie kommt insbesondere bei der Durchführung und Auswertung von Video-Interviews zum Einsatz, die entweder synchron – in Form eines klassischen Live-Gesprächs per Videokonferenz – oder asynchron – mit vorab aufgezeichneten Antworten auf definierte Fragen – gestaltet sein können. Beide Varianten ermöglichen nicht nur eine größere Flexibilität und Ortsunabhängigkeit für Bewerberinnen und Bewerber, sondern auch eine effiziente Weiterverarbeitung und Analyse durch KI-Systeme (Wilke/Bendel 2022, S. 654).

Der besondere Mehrwert von KI-gestützten Videoanalysen liegt in der Fähigkeit, über den rein inhaltlichen Aspekt hinaus weitere Merkmale des Verhaltens und der Persönlichkeit zu erfassen. Dazu zählen unter anderem Ausdrucksweise, Sprachtempo, Intonation sowie mimische und gestische Signale. Diese Merkmale werden mittels fortschrittlicher Verfahren wie Bilderkennung, Stimmanalyse und Natural Language Processing verarbeitet. Dabei kommen häufig Techniken wie Deep Learning, Optic Flow Analysis oder sogenannte Hidden Markov Models zum Einsatz, um Emotionen, Stimmungen oder Persönlichkeitsmerkmale – beispielsweise Selbstsicherheit, Risikofreude oder Gewissenhaftigkeit – automatisiert zu identifizieren (Wilke/Bendel 2022, S. 655).

Ein typischer Anwendungsfall ist die automatische Transkription des Videointerviews, wodurch der gesprochene Inhalt in Textform vorliegt und semantisch analysiert werden kann. Parallel dazu ermöglicht die akustische Analyse Rückschlüsse auf emotionale Zustände oder Auftrittssicherheit, indem etwa Frequenzspektren und Sprechgeschwindigkeit untersucht werden. Ergänzend analysieren Bildverarbeitungssysteme die Mimik und sogar Mikromimik der Kandidatin oder des Kandidaten, um nicht verbalisierte Signale zu erkennen. Die Gesamtheit dieser Informationen kann genutzt werden, um ein umfassendes Persönlichkeitsprofil zu erstellen, das in den Entscheidungsprozess der Personalauswahl einfließt (Wilke/Bendel 2022, S. 654, 655).

Allerdings ist der Einsatz solcher Systeme nicht unproblematisch. Eine der zentralen Voraussetzungen für die Verlässlichkeit dieser Technologien ist das Training mit umfangreichen und möglichst vielfältigen Datenbeständen. Hierbei kommen Emotionsdatenbanken zum Einsatz, in denen typische Ausdrücke bestimmter Emotionen (z. B. Freude, Angst, Überraschung) gespeichert sind. Die Algorithmen lernen anhand dieser Beispiele, neue – zuvor unbekannte – Gesichter und Ausdrucksweisen zu interpretieren. Dies wirft ethische Fragen auf, insbesondere im Hinblick auf kulturelle Unterschiede, Datenschutz und potenzielle Diskriminierung (Wilke/Bendel 2022, S. 655, 656).

So besteht beispielsweise das Risiko, dass ein KI-System auf bestimmte demografische Gruppen besser abgestimmt ist als auf andere, etwa wenn Trainingsdaten vorwiegend von Personen mit heller Hautfarbe stammen. Infolgedessen könnten Bewerbende aus anderen Gruppen benachteiligt werden, da ihre Mimik oder sprachlichen Eigenheiten fehlerhaft interpretiert werden. Zusätzlich könnte die automatisierte Bewertung von Emotionen oder Persönlichkeitsmerkmalen auf unvollständigen oder irreführenden Kontextinformationen basieren, was zu fehlerhaften Einschätzungen führen kann (Wilke/Bendel 2022, S. 661).

Ein weiterer kritischer Punkt betrifft die Wahrung der Privatsphäre. Bewerberinnen und Bewerber führen asynchrone Interviews häufig von zu Hause aus, wodurch unbeabsichtigt persönliche Informationen über ihren Wohnraum oder ihre Lebensumstände preisgegeben werden. Zwar lassen sich Hintergründe technisch unkenntlich machen, jedoch ist dies nicht in jedem Fall möglich oder bekannt. KI-Systeme könnten auf Basis solcher Informationen Rückschlüsse auf Bildungsstand, sozioökonomischen Status oder Lebensstil ziehen, was datenschutzrechtlich und ethisch problematisch ist (Wilke/Bendel 2022, S. 659).

Zusammengefasst bietet der Einsatz von KI-gestützter Videoanalyse im Recruiting große Chancen, um Bewerbungen schneller und objektiver zu bewerten. Gleichzeitig erfordert ihr Einsatz einen verantwortungsbewussten Umgang mit sensiblen Daten sowie eine transparente Gestaltung des Prozesses, um sowohl Diskriminierung als auch Vertrauensverlust aufseiten der Bewerbenden zu vermeiden.

3.2.3 Strukturierung von Bewerbungsdaten

Die Strukturierung von Bewerberdaten ist ein weiterer zentraler Einsatzbereich künstlicher Intelligenz im Recruiting. Hierbei geht es darum, unstrukturierte Daten aus Lebensläufen, Anschreiben oder Online-Formularen in ein standardisiertes Format zu überführen, um sie leichter auswerten und vergleichen zu können. KI-gestützte Parsing-Tools extrahieren automatisch Informationen wie Berufserfahrung, Bildungsabschlüsse oder technische Fähigkeiten und ordnen sie systematisch an. Dies erspart Bewerbern die manuelle Eingabe in oft umständliche Bewerbungsmasken und ermöglicht Recruitern einen schnellen Überblick über die Kandidaten (Böhm et al. 2021, S. 4, 7).

Ein Beispiel für solche Technologien sind die bereits erklärten Chatbots, die Bewerber durch den Bewerbungsprozess führen. Diese können in natürlicher Sprache gestellte Fragen beantworten und gleichzeitig die eingegebenen Daten strukturiert erfassen. Die Integration solcher Chatbots in Bewerbermanagementsysteme verbessert die Nutzererfahrung und erhöht die Effizienz der Datenerfassung. Im Projekt "CATS" wurde beispielsweise ein Chatbot entwickelt, der häufig gestellte Fragen zum Bewerbungsverfahren beantwortet und so die Kommunikation zwischen Bewerbern und Unternehmen vereinfacht (Böhm et al. 2021, S. 12, 13).

Ein weiterer Ansatz ist die automatische Klassifizierung von Stellenanzeigen und Bewerberprofilen. KI-Systeme analysieren Texte und weisen ihnen Kategorien wie Berufsfeld, Branche oder Erfahrungslevel zu. Dies ist besonders nützlich für Unternehmen, die Stellen über verschiedene Jobbörsen ausschreiben, da die KI die Anzeigen an die jeweiligen Suchkriterien der Plattformen anpasst (Böhm et al. 2021, S. 7, 8).

Die Herausforderung bei der Strukturierung von Bewerberdaten liegt in der Heterogenität der Formate und der oft unvollständigen Informationen. KI-Systeme müssen daher robust genug sein, um mit unterschiedlichen Datenquellen umzugehen und fehlende Angaben sinnvoll zu ergänzen. Zudem spielt der Datenschutz eine entscheidende Rolle, da Bewerberdaten häufig sensible Informationen enthalten, die gemäß der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) besonders geschützt werden müssen (Böhm et al. 2021, S. 4).

Zusammenfassend zeigt sich, dass KI die Strukturierung von Bewerberdaten erheblich beschleunigt und vereinfacht. Dennoch bleibt die Technologie auf menschliche Kontrolle und kontinuierliche Anpassung angewiesen, um Fehler und Verzerrungen zu vermeiden.

3.2.4 Analyse von Bewerbungsdaten

Künstliche Intelligenz bietet im Recruiting vielfältige Möglichkeiten, Bewerberdaten effizient zu analysieren und so die Entscheidungsfindung zu optimieren. Ein zentraler Anwendungsbereich ist die automatisierte Auswertung von Bewerbungsunterlagen, um die Passung zwischen Kandidaten und Stellenanforderungen zu bestimmen. Hierbei kommen insbesondere Methoden des maschinellen Lernens zum Einsatz, die Muster in historischen Daten erkennen und auf neue Bewerber anwenden. Diese Technologien können beispielsweise Lebensläufe und Anschreiben analysieren, um relevante Qualifikationen, Berufserfahrungen oder Kompetenzen zu extrahieren. Dadurch wird der manuelle Aufwand für Recruiter reduziert, die ansonsten jede Bewerbung einzeln sichten müssten (Böhm et al. 2021, S. 3, 4).

Ein entscheidender Vorteil der KI-basierten Analyse liegt in der Fähigkeit, große Datenmengen schnell und systematisch auszuwerten. Allerdings stellt die Qualität der Trainingsdaten eine wesentliche Herausforderung dar. Für ein erfolgreiches Training müssen die Daten klassifiziert und markiert sein, um dem System beizubringen, welche Merkmale für eine erfolgreiche Besetzung relevant sind. Problematisch ist hierbei, dass historische Daten oft Verzerrungen (Bias) enthalten, die vom System übernommen werden können. Ein bekanntes Beispiel ist der Fall von Amazon, dessen KI-Tool weibliche Bewerber diskriminierte, weil es auf Grundlage von Daten trainiert wurde, in denen überwiegend Männer eingestellt worden waren (Böhm et al. 2021, S. 4, 5).

Um solche Verzerrungen zu vermeiden, werden zunehmend Methoden des "Explainable Deep Learning" eingesetzt, die die Entscheidungsprozesse der KI nachvollziehbar

machen. Zudem können KI-Systeme genutzt werden, um bestehende Bias zu identifizieren und zu korrigieren. Beispielsweise lassen sich geschlechtsneutrale Formulierungen in Stellenanzeigen fördern, um eine diversere Bewerberanzahl zu erreichen (Böhm et al. 2021, S. 7–9).

Ein weiterer Anwendungsfall ist die Vorhersage des Bewerberverhaltens, etwa durch die Analyse von Klickraten auf Stellenanzeigen. Tools wie "BetterAds" nutzen Natural Language Processing, um den Erfolg von Anzeigen zu prognostizieren und Optimierungsvorschläge zu generieren. Diese Systeme berücksichtigen Faktoren wie Textlänge, verwendete Keywords und geschlechtsspezifische Sprachmuster, um die Attraktivität der Anzeigen zu steigern (Böhm et al. 2021, S. 8, 9).

Trotz der Fortschritte bleibt die KI-Analyse von Bewerberdaten eine unterstützende Technologie, die menschliche Recruiter nicht ersetzt, sondern entlastet. Die Akzeptanz hängt maßgeblich von der Transparenz der Entscheidungen und der Einhaltung ethischer sowie rechtlicher Standards ab.

3.3 Konkrete Anbieter

3.3.1 Rexx Systems

Im Kontext der Digitalisierung von Personalprozessen stellt das Unternehmen Rexx Systems ein Beispiel für die Integration von Künstlicher Intelligenz in Bewerbermanagementsysteme dar. Das 1999 gegründete Unternehmen mit Sitz in Hamburg bietet eine modulare Softwarelösung, die von über 3.000 Kunden in mehr als 30 Ländern genutzt wird. Diese Kunden reichen vom Mittelstand bis zu Großunternehmen mit mehreren zehntausend Mitarbeitenden (rex systems o. J.–a).

Die Bewerbermanagement-Software von Rexx Systems ist darauf ausgelegt, den gesamten Recruiting-Prozess digital abzubilden und zu unterstützen. Die Software kann sowohl als Cloud-Lösung als auch als On-Premise-Installation betrieben werden, wobei besonderer Wert auf Datenschutz und Datensicherheit gelegt wird. Besonderer Fokus liegt auf der Einhaltung der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) sowie der internationalen Norm ISO/IEC 27001, die Anforderungen an ein systematisches Informationssicherheits-Managementsystem stellt. Serverstandorte in Deutschland und der Schweiz sollen dabei eine zusätzliche Sicherheitsebene bieten (rex systems o. J.–a).

Die Software bietet eine zentrale Bewerberakte, in der sämtliche Bewerbungsunterlagen und Kommunikationsvorgänge zusammengeführt werden. Dabei werden nicht nur eingehende Bewerbungen, sondern auch die gesamte Korrespondenz mit Bewerbenden – unabhängig vom Kommunikationskanal – dokumentiert. Dies schafft Transparenz und Nachvollziehbarkeit im Prozessverlauf. Zusätzlich ist ein Workflow-Management integriert, das es ermöglicht, Bewerbungen durch verschiedene Bearbeitungsstufen zu führen und Verantwortlichkeiten klar zuzuweisen (rex systems o. J.–a).

Ein weiterer Bestandteil ist das Terminmanagement, das sich mit gängigen Kalenderlösungen wie Microsoft Outlook synchronisiert. Dadurch können Vorstellungsgespräche und weitere Termine effizient geplant, koordiniert und dokumentiert werden. Überdies unterstützt die Software das sogenannte Multiposting, also das gleichzeitige Veröffentlichen von Stellenanzeigen auf mehreren Jobbörsen und Kanälen. Zur Gestaltung der Ausschreibungen stehen verschiedene Vorlagen und ein Form-Designer zur Verfügung (rex systems o. J.–a).

Zur Effizienzsteigerung im Auswahlprozess nutzt die Software eine automatisierte Analyse der Bewerbungsunterlagen. Ein CV-Parser extrahiert dabei relevante Informationen aus Lebensläufen, die anschließend mit den Anforderungen der Stellenprofile abgeglichen werden können. Basierend auf diesen Daten erfolgt eine automatische Vorauswahl der Bewerber, die es ermöglicht, geeignete Kandidaten schneller zu identifizieren und den manuellen Aufwand für Personalverantwortliche zu reduzieren (rex systems o. J.–a).

Die Integration von Künstlicher Intelligenz erfolgt über den sogenannten KI-Assistenten „Rai“ (Rex Artificial Intelligence). Dieser analysiert Stellenanzeigen in Hinblick auf Textstruktur, Wortwahl und Suchmaschinenoptimierung. Die Analyse basiert auf umfangreichen Datensätzen von über drei Millionen Stellenanzeigen. Ziel ist es, durch gezielte Textoptimierungen eine größere Reichweite der Ausschreibungen zu erreichen und damit eine höhere Anzahl qualifizierter Bewerbungen zu generieren (rex systems o. J.–b).

Darüber hinaus ermöglicht Rai eine datenbasierte Auswertung von Kennzahlen des Recruiting-Prozesses. Die Software erfasst verschiedene Metriken wie etwa die Dauer von Bewerbungsphasen, Absprungraten im Bewerbungsprozess oder die Effektivität der eingesetzten Rekrutierungskanäle. Diese Kennzahlen werden in Dashboards visualisiert, häufig unter Verwendung eines Ampelsystems zur Priorisierung von Handlungsfeldern. Dadurch lassen sich problematische Prozessabschnitte identifizieren und Optimierungsmaßnahmen gezielt ableiten (rex systems o. J.–b).

Die vorgestellten Funktionen zeigen, wie Bewerbermanagementsysteme mit KI-Komponenten ergänzt werden können, um sowohl operative Aufgaben zu automatisieren als auch strategische Entscheidungen zu unterstützen. Die Kombination aus Datenanalyse, Automatisierung und Kommunikationsmanagement ermöglicht eine umfassende Steuerung und Optimierung des Recruitings.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass Rex Systems mit seiner Software eine umfassende Plattform anbietet, die den gesamten Bewerbungsprozess digital abbildet und durch KI-basierte Analysen und Empfehlungen ergänzt. Dies stellt ein Beispiel für den aktuellen Stand der Technik im Bereich der Digitalisierung von Recruiting-Prozessen dar und verdeutlicht, wie KI-Technologien in diesem Kontext eingesetzt werden können.

3.3.2 Softgarden

Ein weiterer Anbieter, der Künstliche Intelligenz gezielt im Recruiting einsetzt, ist das Unternehmen Softgarden. Die Plattform bietet ein umfassendes Bewerbermanagementsystem, das verschiedene KI-gestützte Funktionen integriert, um Personalverantwortliche bei der Auswahl und Kommunikation mit Bewerber*innen zu unterstützen. Dabei steht nicht die vollständige Automatisierung, sondern die assistierende Funktion der KI im Vordergrund. Die KI übernimmt unterstützende Aufgaben im Hintergrund, die den Recruitingprozess effizienter gestalten sollen, ohne dabei die Entscheidungskompetenz des Menschen zu ersetzen (softgarden 2024b).

Ein zentrales Element des Systems ist das sogenannte KI-Matching. Hierbei analysiert die KI die eingehenden Bewerbungen auf Basis der konkreten Stellenanzeige und hebt Bewerberinnen hervor, deren Profile besonders gut zu den angegebenen Anforderungen passen. Zusätzlich fließen auch historische Daten erfolgreicher Einstellungen in die Bewertung mit ein. Das Matching dient als Orientierungshilfe für Recruiter, wobei die finale Bewertung und Auswahl weiterhin von Menschen vorgenommen wird. Die Funktion ist optional und standardmäßig deaktiviert, sodass sie bewusst aktiviert werden muss. Sobald sie aktiviert ist, werden neue Bewerbungen durch die KI analysiert und entsprechend markiert. Wichtig ist dabei, dass die Verarbeitung datenschutzkonform erfolgt: Die Daten werden ausschließlich innerhalb des Systems verwendet und nicht an externe Dritte weitergegeben (softgarden 2024a; softgarden 2024b).

Neben dem Bewerber-Matching bietet Softgarden auch ein KI-gestütztes Tool zur Erstellung von Stellenanzeigen. Dieses basiert auf der Sprachmodelltechnologie ChatGPT und wurde durch speziell angepasste Prompts für den Recruiting-Kontext optimiert. Nutzer geben relevante Informationen wie die Stellenbezeichnung, Anforderungen und Zielgruppen ein, woraufhin die KI einen vollständigen Anzeigentext generiert. Dieser kann anschließend redigiert und angepasst werden. Ziel dieses Tools ist es, vor allem bei erstmaligen Ausschreibungen einen schnellen und strukturierten Einstieg in die Textformulierung zu ermöglichen (softgarden 2024b).

Auch in der Bewerberkommunikation kommen KI-Elemente zum Einsatz. Die Plattform stellt Textvorlagen für gängige E-Mails bereit, etwa für Eingangsbestätigungen, Einladungen zu Vorstellungsgesprächen oder Absagen. Diese Vorlagen können durch Eingabe individueller Informationen automatisch generiert und angepasst werden. Dadurch soll der administrative Aufwand reduziert und die Konsistenz der Kommunikation gewahrt bleiben (softgarden 2024b).

Für die Gestaltung und Pflege von Karriereseiten bietet Softgarden ebenfalls KI-gestützte Unterstützung an. So können Texte mit Hilfe von KI vereinfacht, gekürzt, genderneutral formuliert oder in andere Sprachen übersetzt werden. Zusätzlich stehen strukturierte

Textbausteine zur Verfügung, die dabei helfen, Landingpages zielgruppenorientiert zu gestalten (softgarden 2024b).

In Bezug auf Datenschutz und rechtliche Rahmenbedingungen legt Softgarden, wie auch Rexx Systems, besonderen Wert auf die Einhaltung der EU-Datenschutz-Grundverordnung sowie auf die Zertifizierung nach ISO/IEC 27001. Die verwendeten KI-Module basieren auf anonymisierten Daten und erfüllen laut Anbieter die Anforderungen der neuen EU-KI-Verordnung. Die Nutzerinnen behalten stets die Kontrolle über die Systemeinstellungen, und Bewerberinnen werden bei Aktivierung der KI-Funktionen über aktualisierte Datenschutzrichtlinien informiert (softgarden 2024a).

Insgesamt zeigt das Beispiel Softgarden, wie KI im Recruiting gezielt eingesetzt werden kann, um Prozesse zu beschleunigen, die Qualität der Kommunikation zu verbessern und eine strukturierte Vorauswahl von Bewerbungen zu ermöglichen – ohne dabei die menschliche Entscheidungskompetenz auszuhebeln. Der Ansatz vereint technologische Innovation mit praktischer Anwendbarkeit und berücksichtigt dabei datenschutzrechtliche Anforderungen.

3.3.3 Jobpal

Ein besonders anschauliches Beispiel für den Einsatz künstlicher Intelligenz im Recruiting stellt das Unternehmen Jobpal dar. Das Berliner Startup wurde im Jahr 2016 gegründet und entwickelte sich schnell zu einem der führenden Anbieter im Bereich KI-basierter Chatbot-Lösungen für die Personalbeschaffung. Der Schwerpunkt des Unternehmens liegt auf der Entwicklung und Bereitstellung von automatisierten Kommunikationssystemen, die Unternehmen dabei unterstützen sollen, ihre Recruiting-Prozesse effizienter zu gestalten, Bewerber:innen besser zu betreuen und gleichzeitig den Arbeitsaufwand für HR-Teams signifikant zu reduzieren (Jobpal o. J.–c).

Die zentrale Technologie von Jobpal basiert auf einem speziell entwickelten Natural Language Processing - System, das es ermöglicht, mit Bewerbern in natürlicher Sprache zu kommunizieren. Dabei handelt es sich um eine Form der KI, die menschliche Sprache so analysiert und verarbeitet, dass ein Chatbot darauf kontextsensitiv reagieren kann. Diese Technologie bildet das Rückgrat der Lösung von Jobpal und ermöglicht eine dialogorientierte Kommunikation, wie sie in klassischen Bewerbungssituationen von menschlichen Recruitern geführt wird. Die Anwendung ist dabei plattformunabhängig und in gängige Messaging-Dienste wie Facebook Messenger, WhatsApp, Webchat, Skype, Telegram und sogar SMS integrierbar (Jobpal o. J.–e). Dadurch wird die Schwelle zur Interaktion mit einem Unternehmen deutlich gesenkt, da Kandidaten keine neuen Tools oder Plattformen kennenlernen müssen.

Ein entscheidender Vorteil dieser Chatbot-Lösung liegt in der ständigen Verfügbarkeit. Laut Angaben des Unternehmens findet ein erheblicher Teil der Bewerberinteraktionen – rund 60 % – außerhalb der üblichen Arbeitszeiten statt (Jobpal o. J.–e). Diese Zahl verdeutlicht, dass viele Bewerber das Recruiting nicht während der Bürozeiten erledigen

können oder wollen. Unternehmen, die auf klassische Kontaktwege setzen, verlieren in diesen Fällen potenzielle Talente, weil Anfragen unbeantwortet bleiben oder Prozesse zu lange dauern. Der Chatbot von Jobpal schafft hier Abhilfe, indem er 24 Stunden am Tag, sieben Tage die Woche ansprechbar ist und auf eine Vielzahl von Fragen direkt reagiert – ganz ohne menschliches Zutun.

Die Einsatzgebiete des Chatbots sind vielfältig. Besonders häufig wird er zur Beantwortung von häufig gestellten Fragen eingesetzt. Hierzu zählen etwa Fragen zu Bewerbungsvoraussetzungen, Unternehmenswerten, Gehalt, Arbeitszeiten oder Karrieremöglichkeiten. Die Antworten sind standardisiert, aber durch das NLP-System kontextabhängig und individuell formuliert. Sollte der Bot mit einer Frage nicht weiterkommen, besteht die Möglichkeit zur Übergabe an menschliche Ansprechpartner, wodurch ein hybrides Modell aus Automatisierung und persönlicher Betreuung entsteht (Jobpal o. J.–a).

Ein weiteres Kernmerkmal ist die aktive Begleitung im Bewerbungsprozess. Der Chatbot ist in der Lage, passende Stellenangebote auf Basis von Angaben der Nutzer zu identifizieren und unmittelbar im Chat zu empfehlen. Die Bewerbung kann ebenfalls direkt über die Chatoberfläche erfolgen. Ergänzend übernimmt das System auch die automatische Koordination von Vorstellungsgesprächen, inklusive Terminvorschlägen und -bestätigungen. Dies reduziert die Anzahl der E-Mails und Abstimmungen erheblich und beschleunigt den Gesamtprozess (Jobpal o. J.–e).

Besonders leistungsfähig ist Jobpals Technologie durch die nahtlose Integration in bestehende HR-Softwarelösungen. Der Chatbot kann mit verschiedenen Applicant Tracking Systems (ATS) und Human Capital Management (HCM)-Systemen verbunden werden – darunter SAP SuccessFactors, Oracle, Workday, Avature, SmartRecruiters und andere. Dadurch werden offene Stellen automatisch erkannt und synchronisiert, Bewerbungen übermittelt und Statusinformationen in Echtzeit aktualisiert. Unternehmen müssen somit keine parallelen Systeme pflegen, sondern integrieren den Chatbot nahtlos in ihren bestehenden Workflow (Jobpal o. J.–a).

Auch über den Bewerbungsprozess hinaus kommt die Technologie zum Einsatz. So bietet Jobpal Funktionalitäten zur Unterstützung des Onboardings neuer Mitarbeiter. Kandidaten, die eingestellt wurden, erhalten über den Chatbot relevante Informationen zum ersten Arbeitstag, Ansprechpartner oder zu organisatorischen Abläufen. Damit wird der Einstieg erleichtert, und administrative Aufgaben der HR-Abteilung werden weiter reduziert (Jobpal o. J.–a). Zudem unterstützt die Lösung das sogenannte Talent Pool Management, indem auch Bewerber, die zunächst nicht ausgewählt wurden, regelmäßig kontaktiert und für spätere Vakanzen berücksichtigt werden können.

Ein Blick auf die Praxisbeispiele zeigt, dass die Lösung von Jobpal bereits erfolgreich in großen Unternehmen eingesetzt wird. Zu den Referenzkunden zählen unter anderem Airbus, McDonald's, Deutsche Telekom, KPMG sowie innogy Consulting. Besonders

erwähnenswert ist der Case von innogy Consulting: Dort wurde ein unternehmensspezifischer Chatbot namens „iConny“ innerhalb von nur zwei Monaten eingeführt. Nach der Einführung konnte dieser rund 70 % aller Nutzerfragen eigenständig beantworten. Themen wie die Unternehmenskultur, Einstiegsmöglichkeiten oder Bewerbungsfristen waren dabei besonders gefragt (Jobpal o. J.–b). Auch Airbus berichtet von einer deutlichen Steigerung der Bewerberinteraktionen nach Einführung des Bots, insbesondere im Vergleich zur bisherigen E-Mail-Kommunikation (Jobpal o. J.–c).

Die Innovationskraft und Marktrelevanz von Jobpal wurde auch von Investoren erkannt. So sicherte sich das Unternehmen 2019 eine Finanzierung in Höhe von 2,5 Millionen Euro, um die Produktentwicklung voranzutreiben und das Team zu erweitern (Jobpal o. J.–c). Im Jahr 2020 erfolgte dann ein bedeutender strategischer Schritt: Jobpal wurde von SmartRecruiters übernommen und in deren Plattform unter dem Namen SmartPal integriert. Diese Integration ermöglicht es, sämtliche Chatbot-Funktionen direkt aus dem SmartRecruiters-System heraus zu steuern, was den Einsatz für Unternehmen erheblich vereinfacht (SmartRecruiters 2020). Seitdem ist die Technologie auch über den SAP App Center verfügbar, wodurch sie potenziell für tausende SAP-Kunden weltweit einsetzbar ist (Jobpal o. J.–d).

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass Jobpal ein herausragendes Beispiel für den praktischen und strategisch durchdachten Einsatz von KI im Recruiting ist. Die Lösung deckt sämtliche Phasen des Bewerbermanagements ab – von der ersten Kontaktaufnahme über die Bewerbung bis hin zum Onboarding. Sie lässt sich an unternehmensspezifische Anforderungen anpassen, ist technologisch ausgereift, vielfach erprobt und skalierbar. Der Einsatz solcher Systeme bietet ein großes Potenzial zur Effizienzsteigerung, besseren Bewerberbindung und Personalisierung im Recruitingprozess. Nicht zuletzt zeigt der Fall Jobpal, wie KI-Technologie und menschliche Expertise sinnvoll kombiniert werden können, ohne sich gegenseitig zu ersetzen, sondern vielmehr zu ergänzen.

3.3.4 HireVue

HireVue ist ein Pionier im Bereich der KI-basierten Bewerberauswahl und hat seit seiner Gründung im Jahr 2004 mehr als 66 Millionen Videointerviews analysiert (Tarafdar et al. 2025, S. 47). Das Unternehmen bietet eine Softwarelösung an, die mithilfe von Natural Language Processing (NLP) die Antworten von Bewerbern in Videointerviews auswertet und deren Eignung für eine Stelle vorhersagt. Die KI bewertet dabei bestimmte Kompetenzen, die für die jeweilige Position relevant sind, wie z. B. „Lernbereitschaft“, „Anpassungsfähigkeit“ oder „Kundenorientierung“ (Tarafdar et al. 2025, S. 47, 48).

HireVue arbeitet mit über 1160 Kunden in mehr als 100 Ländern und hat sich als einer der ersten Anbieter von KI-gestützten Recruiting-Tools etabliert (Tarafdar et al. 2025, S. 47). Die Software wird branchenübergreifend eingesetzt, unter anderem in der

Finanzbranche, im Einzelhandel, im Gesundheitswesen und im öffentlichen Sektor. Die Bewertungen basieren auf einem datengestützten Ansatz: Ein Team von Arbeitspsychologen trainiert die Algorithmen anhand von historischen Interviewdaten, wobei besonderer Wert auf Diversität und Vermeidung von Verzerrungen gelegt wird (Tarafdar et al. 2025, S. 48).

Ursprünglich nutzte HireVue neben der reinen Textanalyse auch Video- und Audiofeatures, um Rückschlüsse auf die Eignung von Bewerbern zu ziehen. Dazu gehörten:

- Gesichtsausdrucksanalyse (z. B. Lächeln oder Stirnrunzeln),
- Sprachintonation (z. B. Sprechgeschwindigkeit, Pausen),
- Weitere nonverbale Signale (Tarafdar et al. 2025, S. 57).

Diese Methoden stießen jedoch auf erhebliche Kritik, da Studien zeigten, dass emotionale Ausdrücke kulturell unterschiedlich interpretiert werden und die Messung von Merkmalen wie Hautton oder Stimmlage zu Ungenauigkeiten und potenzieller Diskriminierung führen kann (Tarafdar et al. 2025, S. 57). Zudem wurde bemängelt, dass solche Merkmale keine verlässlichen Indikatoren für tatsächliche Jobkompetenzen darstellen.

Als Reaktion darauf entfernte HireVue die Video- und Audiofeatures aus seiner Software und konzentriert sich seitdem ausschließlich auf die textbasierte Analyse der Bewerberantworten (Tarafdar et al. 2025, S. 57). Diese Entscheidung wurde durch Forschungsergebnisse untermauert, die zeigten, dass NLP-gestützte Textauswertungen eine höhere Vorhersagegenauigkeit bieten und gleichzeitig das Risiko von Verzerrungen reduzieren (Tarafdar et al. 2025, S. 57).

Ein zentrales Problem bei KI-Systemen im Recruiting ist die mangelnde Nachvollziehbarkeit ihrer Entscheidungen. Viele Algorithmen gelten als „Black Box“, da ihre genaue Funktionsweise für Nutzer und Bewerber nicht transparent ist. HireVue versucht diesem Problem mit einem „Glass Box“-Ansatz zu begegnen, der nicht die technischen Details der Algorithmen offenlegt, sondern die soziotechnischen Prozesse dahinter (Tarafdar et al. 2025, S. 50).

Zu den wichtigsten Maßnahmen gehören:

- Klare Kommunikation mit Kunden: Vor der Einführung der KI erklärt HireVue, wie die Bewertungen zustande kommen und welche Grenzen die Technologie hat (Tarafdar et al. 2025, S. 51).
- Dreistufige Bewerberbewertung: Die Ergebnisse werden nicht als exakte Prozentwerte, sondern in drei Kategorien (unteres, mittleres, oberes Drittel) dargestellt, um eine übermäßige Fokussierung auf minimale Punktunterschiede zu vermeiden (Tarafdar et al. 2025, S. 53).

- Detaillierte Rückmeldungen: Kunden können bei Bedarf tiefere Einblicke in die Bewertungskriterien erhalten, etwa durch Kompetenzprofile und Videoaufzeichnungen der Interviews (Tarafdar et al. 2025, S. 54).
- Regelmäßige Überprüfungen auf Fairness: Die Algorithmen werden kontinuierlich auf mögliche Verzerrungen (z. B. nach Geschlecht, Alter oder ethnischer Herkunft) überprüft (Tarafdar et al. 2025, S. 58).

Da KI-gestützte Bewerberauswahl als „hochriskant“ eingestuft wird (z. B. durch die EU-KI-Verordnung), unterliegt HireVue strengen Compliance-Anforderungen (Tarafdar et al. 2025, S. 48). Das Unternehmen lässt seine Systeme von unabhängigen Prüfern evaluieren und veröffentlicht Whitepapers sowie Forschungsergebnisse, um die Validität und Fairness seiner Technologie nachzuweisen (Tarafdar et al. 2025, S. 57, 58).

Trotzdem bleibt die Balance zwischen Transparenz und Schutz geistigen Eigentums eine Herausforderung. Einerseits müssen Kunden und Bewerber verstehen, wie Entscheidungen zustande kommen; andererseits kann zu viel Offenlegung Wettbewerbsnachteile bringen (Tarafdar et al. 2025, S. 52).

HireVue zeigt, wie KI im Recruiting sinnvoll eingesetzt werden kann, wenn technologische Innovation mit ethischer Verantwortung einhergeht. Die Abkehr von umstrittenen Methoden wie der Emotionsanalyse hin zu einer rein textbasierten Bewertung war ein wichtiger Schritt, um Fairness und Validität zu erhöhen. Gleichzeitig macht der „Glass Box“-Ansatz deutlich, dass Transparenz nicht bedeutet, Algorithmen vollständig offenzulegen, sondern Nutzern ein klares Verständnis der Prozesse zu vermitteln.

Dennoch bleibt die Entwicklung von KI im Recruiting ein dynamischer Prozess, der kontinuierliche Anpassungen erfordert – sei es durch neue regulatorische Vorgaben, technologische Fortschritte oder gesellschaftliche Debatten über Diskriminierungsrisiken (Tarafdar et al. 2025, S. 60, 61).

3.4 Herausforderungen und Risiken

3.4.1 Biases & Fairness

Ein zentrales Problem beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Recruitingprozess besteht in der Gefahr systematischer Verzerrungen (Biases), die sich negativ auf die Fairness der Entscheidungen auswirken können. Da maschinelles Lernen (ML) stark von den verwendeten Trainingsdaten abhängt, können durch fehlerhafte oder unausgewogene Daten ungewollte Benachteiligungen bestimmter Gruppen entstehen (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 219). Es lassen sich dabei insbesondere drei Arten von Verzerrungen identifizieren: Sample Bias, Label Bias und Feature Bias.

Sample Bias tritt auf, wenn die Trainingsdaten nicht repräsentativ für die reale Bewerberpopulation sind. Ein bekanntes Beispiel liefert ein von Amazon entwickelter Algorithmus zur Personalauswahl, der Frauen systematisch benachteiligte. Dies lag nicht an einer bewussten Diskriminierung durch das Modell selbst, sondern an historischen Daten, die hauptsächlich erfolgreiche männliche Bewerber abbildeten. Das Modell erkannte dieses Muster und bevorzugte daraufhin ebenfalls männliche Bewerber – ein klassischer Fall von Sample Bias, bei dem strukturelle Ungleichgewichte aus der Vergangenheit in den Algorithmus übernommen werden (Buxmann & Peters, 2020, S. 220)(Buxmann/Schmidt 2021a, S. 220).

Label Bias betrifft hingegen die Zielgrößen, die für das Training eines Modells herangezogen werden. Im Recruiting könnte dies bedeuten, dass ein Modell lediglich darauf trainiert wird, vorherzusagen, ob eine Bewerbung zu einer Einstellung geführt hat. Damit wird jedoch nicht berücksichtigt, ob die eingestellte Person langfristig zum Unternehmenserfolg beigetragen hat. Das Modell erlernt in diesem Fall lediglich frühere Einstellungsentscheidungen nachzubilden, ohne die tatsächliche Qualität dieser Entscheidungen zu reflektieren. Eine präzisere Zielgröße könnte zum Beispiel die Dauer der Unternehmenszugehörigkeit oder die Anzahl der Beförderungen sein (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 220).

Feature Bias bezieht sich schließlich auf Verzerrungen innerhalb einzelner Merkmale im Datensatz. Ein anschauliches Beispiel ist die Variable „Alter“. Wenn ein Modell zur Auswahl von Werkstudierenden auf historischen Daten basiert, könnte es bevorzugt Kandidat:innen im Alter von 22 bis 24 Jahren auswählen, da dies früher dem typischen Alter von Bachelorstudierenden entsprach. Durch Änderungen im Bildungssystem sind heutige Bewerber:innen jedoch oft jünger, was vom Modell nicht erkannt und daher benachteiligt wird. Solche Verzerrungen lassen sich beispielsweise dadurch vermeiden, dass das Alter als Merkmal im Trainingsdatensatz ausgeschlossen wird (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 221).

Ein zusätzliches Problem hinsichtlich Fairness ist die mangelnde Transparenz vieler KI-Systeme, insbesondere bei vortrainierten Cloud-basierten Lösungen. Da Anbieter oft weder ihre Algorithmen noch die zugrunde liegenden Trainingsdaten offenlegen, bleiben mögliche Verzerrungen für die Anwender im Verborgenen. Dies erschwert es erheblich, faire und sichere Entscheidungen zu gewährleisten. Aus diesem Grund sollten ethische Aspekte bereits bei der Auswahl und Evaluierung solcher Technologien kritisch geprüft werden (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 221).

3.4.2 Transparenz & Black-Box-Problematik

Ein zentrales Problem beim Einsatz von KI im Recruiting ist die mangelnde Transparenz vieler Modelle – insbesondere bei solchen, die nach dem sogenannten Black-Box-Prinzip arbeiten. In diesen Fällen ist nicht nachvollziehbar, wie genau eine Entscheidung zustande gekommen ist. Während dies bei weniger kritischen Anwendungen wie etwa

der vorausschauenden Wartung (Predictive Maintenance) akzeptabel sein kann, stellt es in sensiblen Bereichen wie der Personalauswahl ein ernstzunehmendes Risiko dar (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 219).

Konkret bedeutet dies: Wenn ein Algorithmus zur Auswahl von Bewerber:innen eingesetzt wird, ohne dass seine Entscheidungslogik offengelegt ist, bleibt unklar, ob unzulässige Merkmale wie Geschlecht, Hautfarbe oder Religion Einfluss auf das Ergebnis genommen haben. Eine solche Intransparenz kann nicht nur ethische und rechtliche Fragen aufwerfen, sondern auch das Vertrauen in die Technologie untergraben. Zudem besteht das Risiko, dass selbst einfache oder vermeintlich „schwache“ KI-Systeme unbeabsichtigte Auswirkungen haben, wenn keine klare Kontrolle durch den Menschen erfolgt. Deshalb ist eine enge Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine gerade im Recruiting besonders wichtig (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 219).

Trotz der Brisanz des Themas zeigen aktuelle Studien, dass das Bewusstsein für die Problematik in der Praxis noch ausbaufähig ist. Einer Untersuchung des Fachgebiets Wirtschaftsinformatik der Technischen Universität Darmstadt zufolge haben sich bisher weniger als die Hälfte der befragten HR-Führungskräfte intensiv mit der Black-Box-Problematik auseinandergesetzt. In vielen Fällen liegt der Fokus stattdessen auf kurzfristigen Zielen wie der Einsparung von Zeit und Kosten (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 219).

Gleichzeitig gibt es jedoch auch Fortschritte in der Forschung: Das Feld der "Explainable AI" (erklärbare KI) arbeitet daran, KI-Systeme so zu gestalten, dass ihre Entscheidungen für Menschen nachvollziehbar werden. Ziel ist es, mehr Transparenz zu schaffen und die Nachvollziehbarkeit algorithmischer Entscheidungen zu ermöglichen. Ein höheres Maß an Aufklärung sowie eine stärkere Sensibilisierung könnten dazu beitragen, dass Unternehmen künftig vermehrt auf erklärbare und faire KI-Systeme zurückgreifen (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 219).

3.4.3 Datenschutz und rechtliche Risiken

Der Einsatz künstlicher Intelligenz im Recruiting-Prozess verspricht Effizienzgewinne, birgt jedoch erhebliche datenschutzrechtliche Herausforderungen. Zentrale Problematiken ergeben sich insbesondere durch die automatisierte Verarbeitung personenbezogener und teils sensibler Daten, die häufig ohne hinreichende Transparenz oder informierte Einwilligung der Betroffenen erfolgt (Conrad 2017, S. 742).

KI-Systeme im Bewerbungsverfahren analysieren nicht nur klassische Bewerbungsunterlagen, sondern können auch verhaltensbiometrische Daten – etwa Sprachmuster, Mimik oder Tastatureingaben – zur Einschätzung von Persönlichkeit und Eignung verwenden. Diese Praxis wirft nicht nur ethische, sondern auch rechtliche Fragen auf, etwa in Bezug auf die Einhaltung des Prinzips der Datenminimierung sowie das Recht auf informationelle Selbstbestimmung (Conrad 2017, S. 741, 742). Besonders

kritisch ist hierbei, dass KI durch Verhaltensanalyse psychologische Profile erstellt, was mit einem erheblichen Risiko des Profilings und einer Beeinflussung individueller Entscheidungsspielräume einhergeht (Conrad 2017, S. 741).

Gemäß Art. 22 DS-GVO dürfen automatisierte Einzelentscheidungen – wie die Ablehnung eines Bewerbers durch ein KI-System – nur unter engen Voraussetzungen getroffen werden. Zudem ist die Verarbeitung besonderer Kategorien personenbezogener Daten, wie biometrischer Merkmale, grundsätzlich verboten, es sei denn, der Betroffene hat ausdrücklich eingewilligt (Conrad 2017, S. 743). Jedoch ist in vielen Fällen fraglich, ob diese Einwilligung wirklich freiwillig und informiert erfolgt, insbesondere wenn KI-Systeme allgegenwärtig und für bestimmte Dienstleistungen kaum vermeidbar sind (Conrad 2017, S. 743).

Ein weiteres Problem besteht in der mangelnden Nachvollziehbarkeit der KI-Entscheidungsprozesse. Die Betroffenen haben häufig keine Möglichkeit, die zugrundeliegenden Algorithmen oder Bewertungslogiken nachzuvollziehen, was die Transparenzpflichten der DS-GVO konterkariert (Conrad 2017, S. 742). Die Gefahr besteht darin, dass Entscheidungen auf fehlerhaften, diskriminierenden oder unvollständigen Daten basieren, ohne dass der Bewerber sich wirksam dagegen zur Wehr setzen kann.

Um diesen Risiken zu begegnen, fordert Art. 25 DS-GVO das Prinzip „Privacy by Design“ und „Privacy by Default“, also datenschutzfreundliche Technikgestaltung und Voreinstellungen. Diese Grundsätze müssen insbesondere im Entwicklungsprozess von Recruiting-Software berücksichtigt werden, was bisher jedoch häufig unterbleibt (Conrad 2017, S. 743).

Insgesamt zeigt sich, dass der Einsatz von KI im Recruiting zwar Potenzial bietet, jedoch hohe Anforderungen an Datenschutz, Transparenz und Rechenschaftspflicht stellt. Ohne klare rechtliche und technische Schutzmaßnahmen besteht die Gefahr eines gravierenden Kontrollverlustes über personenbezogene Daten der Bewerbenden.

3.4.4 Politische Diskussion

Im Zusammenhang mit dem Einsatz Künstlicher Intelligenz im Recruitingprozess wird zunehmend die politische und ethische Dimension algorithmischer Systeme diskutiert – insbesondere in Europa. Hier ist die Thematik nicht nur Bestandteil wissenschaftlicher und gesellschaftlicher Debatten, sondern hat auch Eingang in die politische Agenda gefunden. Ein zentrales Beispiel dafür ist die im Juli 2018 von der deutschen Bundesregierung eingesetzte Datenethikkommission. Dieses interdisziplinär besetzte Gremium, bestehend aus 16 Expertinnen und Experten aus Informatik, Ethik, Theologie, Recht und Verbraucherschutz, hatte den Auftrag, einen umfassenden Rahmen für den verantwortungsvollen Umgang mit Daten und algorithmischen Systemen zu entwickeln (Datenethikkommission der Bundesregierung 2019, S. 225)(Buxmann/Schmidt 2021a, S. 225).

Im Oktober 2019 legte die Kommission ihren Abschlussbericht vor. Darin schlagen die Mitglieder einen detaillierten Regulierungsrahmen vor, der sich – ähnlich wie die Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) – dem Schutz des „schwachen“ Menschen vor potenziellen Risiken algorithmischer Systeme verschreibt. Die zentrale Forderung des Berichts ist die Einführung einer Risikobewertung algorithmischer Anwendungen in fünf Kritikalitätsstufen: von Stufe 1 (geringes Schädigungspotenzial) bis Stufe 5 (unvertretbares Schädigungspotenzial). Bereits ab Stufe 2 sollen Unternehmen verpflichtet werden, eine öffentlich zugängliche Risikofolgenabschätzung zu erstellen. Außerdem werden ab dieser Stufe Offenlegungspflichten, Ex-ante-Kontrollen sowie Auditverfahren empfohlen. Für Systeme mit unvertretbarem Schadenspotenzial sieht die Kommission sogar ein Verbot vor (ebd.)(Buxmann/Schmidt 2021a, S. 225).

Um die Transparenz weiter zu erhöhen und Verantwortlichkeiten klar zuzuweisen, schlägt die Kommission die Einführung eines sogenannten Algorithmusbeauftragten vor – analog zur bekannten Funktion des Datenschutzbeauftragten. Ergänzt werden diese Vorschläge durch die Idee eines Gütesiegels für vertrauenswürdige algorithmische Systeme. Dieses soll Unternehmen einen Anreiz bieten, besonders verantwortungsvoll entwickelte Systeme einzusetzen. Auf struktureller Ebene empfiehlt die Kommission zudem die Einrichtung eines bundesweiten „Kompetenzzentrums Algorithmische Systeme“, das als oberste Kontrollinstanz fungieren soll. Dieses Zentrum würde bestehende Aufsichtsbehörden durch technisches und regulatorisches Know-how bei der Überwachung algorithmischer Systeme unterstützen (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 225, 226).

Ein zentrales Anliegen der Kommission ist die Schaffung einer EU-weiten Regulierung, die verbindliche Grundprinzipien formuliert und auf nationaler Ebene konkretisiert werden kann. Damit soll ein einheitlicher regulatorischer Rahmen für alle Mitgliedsstaaten geschaffen werden (Datenethikkommission der Bundesregierung 2019, S. 226)(Buxmann/Schmidt 2021a, S. 226).

Gleichzeitig wird in der politischen Debatte deutlich, dass die regulatorischen Empfehlungen der Kommission nicht unumstritten sind. So besteht die Sorge, dass eine übermäßige Regulierung die digitale Transformation – und damit auch die Innovationsfähigkeit Deutschlands – erheblich verlangsamen könnte. Vor dem Hintergrund der ohnehin als schleppend wahrgenommenen Digitalisierung warnen Kritiker, dass Deutschland durch langwierige Entscheidungsprozesse, veraltete IT-Strukturen und eine ausgeprägte Technologieskepsis im internationalen Wettbewerb zunehmend ins Hintertreffen gerät. Im IMD World Digital Competitiveness Ranking 2019 lag Deutschland lediglich auf Rang 17 (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 226).

Besonders problematisch wird der regulatorische Aufwand dann, wenn man berücksichtigt, dass nahezu jede Software ein algorithmisches System darstellt. Wie Marc Andreessen bereits 2011 formulierte: „Software eats the world“ – eine Aussage, die deutlich macht, dass kaum ein Unternehmensbereich noch ohne algorithmische

Unterstützung auskommt. Das bedeutet, dass im Extremfall selbst Algorithmen in Getränkeautomaten – wie vom Bericht exemplarisch angeführt – als potenzielle Gefährdung eingestuft werden. Auch wenn die Kommission in diesem Fall nur ein „gewisses Schädigungspotenzial“ erkennt, wird klar, wie umfassend der Anspruch an Regulierung gedacht ist: Selbst bei der Wechselgeldberechnung wird eine Risikobewertung empfohlen (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 226).

Diese weitreichenden Ansätze stehen im Spannungsverhältnis zur Notwendigkeit, Innovationen nicht zu behindern. Eine überregulierte Prüfpflicht jedes algorithmischen Systems – wie sie die Datenethikkommission vorschlägt – könnte Unternehmen zusätzlich belasten und dazu führen, dass Deutschland im internationalen Innovationswettbewerb weiter zurückfällt. Diese Sorge wird auch durch eine Studie der Bertelsmann Stiftung bestätigt, laut der Deutschland zwischen 2010 und 2019 in der Zahl der sogenannten „Weltklassepatente“ dramatisch zurückgefallen ist – insbesondere in den traditionell starken Bereichen Industrie und Mobilität (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 226).

Auch international wurde die Geschwindigkeit der digitalen Transformation betont. So formulierte der kanadische Premierminister Justin Trudeau beim Weltwirtschaftsforum 2018: „The pace of change has never been this fast, yet it will never be this slow again“ – ein Hinweis darauf, dass politisches Handeln schnell und effektiv sein muss, um mit der technologischen Entwicklung Schritt zu halten (Buxmann/Schmidt 2021a, S. 226).

Insgesamt lässt sich feststellen, dass die politischen Debatten rund um den Einsatz von KI – auch im Kontext des Recruitings – von einem Spannungsfeld geprägt sind: Auf der einen Seite steht der Wunsch nach Transparenz, Sicherheit und ethischer Verantwortung. Auf der anderen Seite muss die Gefahr einer überbordenden Bürokratisierung abgewogen werden, die Innovation und Wettbewerbsfähigkeit gefährden könnte.

4. Fazit

Die vorliegende Arbeit hat umfassend aufgezeigt, wie vielfältig Künstliche Intelligenz im Recruitingprozess eingesetzt werden kann – und welche tiefgreifenden Auswirkungen dies auf die Personalgewinnung in Unternehmen hat. Ausgangspunkt war die Frage, inwiefern KI zur Kapazitätserweiterung im Recruiting beitragen kann – also dazu, Prozesse nicht nur schneller und kosteneffizienter zu gestalten, sondern auch qualitativ zu verbessern. Anhand theoretischer Grundlagen, praktischer Anwendungsbeispiele und kritischer Reflexionen wurde deutlich, dass KI im Recruiting nicht nur eine technologische, sondern auch eine strategische und ethische Dimension besitzt.

Ein zentrales Ergebnis der Arbeit ist, dass KI-gestützte Systeme den Recruitingprozess an mehreren Stellen wirksam unterstützen können. Sie sind in der Lage, große Datenmengen zu analysieren, Bewerbungsunterlagen systematisch zu strukturieren, passende Kandidat:innen mit Stellenprofilen abzugleichen und sogar den Dialog mit Bewerber:innen durch Chatbots zu automatisieren. In einem Umfeld, das zunehmend von Fachkräftemangel, hohem Wettbewerbsdruck und begrenzten Ressourcen geprägt ist, können diese Technologien echte Entlastung für HR-Abteilungen schaffen. Sie ermöglichen eine effizientere Bearbeitung von Bewerbungen, eine schnellere Reaktion auf eingehende Anfragen und insgesamt eine höhere Skalierbarkeit des Prozesses – insbesondere dann, wenn viele Stellen parallel betreut werden müssen.

Darüber hinaus bietet der Einsatz von KI auch Potenziale im Sinne der Qualitätssicherung und Standardisierung. Während menschliche Entscheidungen im Recruiting oft subjektiv und inkonsistent sein können, versprechen algorithmische Systeme eine höhere Objektivität und Nachvollziehbarkeit – vorausgesetzt, sie sind korrekt trainiert und sinnvoll implementiert. Die Nutzung datengetriebener Verfahren kann dazu beitragen, die Auswahlentscheidungen auf eine breitere Informationsbasis zu stellen, Vorhersagen über den potenziellen Erfolg eines Bewerbers zu treffen oder bestehende Verzerrungen im Auswahlprozess aufzudecken. In diesem Sinne kann KI durchaus dazu beitragen, Recruiting gerechter und fundierter zu gestalten.

Jedoch zeigen die Ergebnisse auch deutlich: Diese Potenziale lassen sich nicht ohne Weiteres realisieren. Der Einsatz von KI im Recruiting bringt komplexe Herausforderungen mit sich – insbesondere im Hinblick auf ethische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte. Die sogenannte Black-Box-Problematik erschwert die Nachvollziehbarkeit algorithmischer Entscheidungen und kann dazu führen, dass sowohl Bewerber:innen als auch Recruiter den Entscheidungsprozess nicht mehr vollständig verstehen. Zudem bergen viele Systeme das Risiko, bestehende Diskriminierungen unbewusst zu reproduzieren, wenn sie auf historischen Daten trainiert wurden, die bereits von strukturellen Ungleichheiten geprägt sind. Das Beispiel von Amazon, dessen KI-System weibliche Bewerber systematisch benachteiligte, zeigt eindrücklich, wie real diese Risiken sind.

Auch aus datenschutzrechtlicher Sicht bleibt der Einsatz von KI im Recruiting sensibel. Viele Anwendungen greifen auf personenbezogene – teilweise sogar besonders schützenswerte – Daten zurück, etwa wenn in Videoanalysen Stimme, Mimik oder Gestik ausgewertet werden. Die Anforderungen der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) und der geplanten EU-KI-Verordnung setzen hier hohe Hürden, die in der Praxis nicht immer leicht zu erfüllen sind. Unternehmen stehen daher in der Pflicht, transparente und faire Verfahren zu entwickeln, Bewerber:innen aktiv über den Einsatz von KI zu informieren und ihnen die Möglichkeit zur Mitbestimmung oder zum Widerspruch zu geben.

Vor allem aber wurde deutlich, dass Künstliche Intelligenz den Menschen im Recruitingprozess nicht ersetzen kann – und auch nicht ersetzen sollte. So effizient und leistungsfähig die Technologie auch sein mag, bleiben doch viele zentrale Aspekte der Personalgewinnung auf menschliche Urteilsfähigkeit angewiesen. Die Bewertung von Soft Skills, die Einschätzung kultureller Passung, der persönliche Eindruck im Gespräch oder das Vertrauen in die Entscheidung – all das kann derzeit (und auf absehbare Zeit) nicht durch KI ersetzt werden. Darüber hinaus ist es gerade in einem so sensiblen und bewerberzentrierten Bereich wie dem Recruiting entscheidend, Vertrauen aufzubauen und Beziehungen zu gestalten – Aufgaben, die technologische Systeme allein nicht erfüllen können.

Vielmehr zeigt sich, dass der Erfolg KI-gestützter Systeme im Recruiting maßgeblich von der Art und Weise abhängt, wie sie in bestehende Strukturen integriert werden. Nicht die Technologie allein ist entscheidend, sondern der Rahmen, in dem sie eingesetzt wird: organisatorische Bereitschaft, ethisches Verantwortungsbewusstsein, rechtliche Konformität und eine Kultur der Offenheit sind Voraussetzungen für einen erfolgreichen und nachhaltigen Einsatz. KI sollte im Recruiting als ergänzendes Instrument verstanden werden – als eine Technologie, die bestimmte Aufgaben automatisiert, aber immer in enger Abstimmung mit menschlichen Entscheidungsinstanzen bleibt. Nur in diesem Zusammenspiel entfaltet sie ihr volles Potenzial.

Insgesamt lässt sich festhalten: Künstliche Intelligenz kann im Recruiting einen wichtigen Beitrag zur Effizienzsteigerung, Prozessoptimierung und Qualitätssicherung leisten. Sie kann helfen, dem wachsenden Bedarf an qualifizierten Fachkräften besser zu begegnen und Recruiting-Teams gezielt zu entlasten. Gleichzeitig sind ihre Einsatzmöglichkeiten an klare Bedingungen geknüpft: an technische Kompetenz, rechtliche Klarheit, ethische Reflexion und menschliches Urteilsvermögen. Die Herausforderung besteht darin, KI nicht als Ersatz, sondern als Ergänzung zu verstehen – nicht als autonome Entscheidungsinstanz, sondern als unterstützendes Werkzeug im Dienst einer verantwortungsvollen Personalgewinnung. Die Zukunft des Recruitings wird nicht entweder menschlich oder technologisch sein – sie wird beides brauchen.

Literaturverzeichnis:

- Böhm, Stephan et al. (2021): KI im Recruiting: Anwendungsfelder, Entwicklungsstand und Anwendungsbeispiele aus der Praxis Springer. URL: https://www.researchgate.net/publication/349024131_KI_im_Recruiting_Anwendungsfelder_Entwicklungsstand_und_Anwendungsbeispiele_aus_der_Praxis.
- Buxmann, Peter/Schmidt, Holger (2021a): Ethische Aspekte der Künstlichen Intelligenz. In: Buxmann, Peter/Schmidt, Holger (Hrsg.): Künstliche Intelligenz: Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg. 2. Auflage, Berlin: Springer, S. 215–227. URL: <https://link-springer-com.ezproxy.hnu.de/content/pdf/10.1007/978-3-662-61794-6.pdf>.
- Buxmann, Peter/Schmidt, Holger (2021b): Grundlagen der Künstlichen Intelligenz und des maschinellen Lernens. In: Buxmann, Peter/Schmidt, Holger (Hrsg.): Künstliche Intelligenz: Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg. 2. Auflage, Berlin: Springer, S. 3–26. URL: <https://link-springer-com.ezproxy.hnu.de/content/pdf/10.1007/978-3-662-61794-6.pdf>.
- Careerplus AG (2019): Robot Recruiting: Mensch und Maschine als Team. URL: <https://careerplus-production.storage.googleapis.com/files/2019-11/careerplus-white-paper-robot-recruiting.pdf>.
- Cisek, Günter (2021): Machtwechsel der Intelligenzen: Wie sich unser Miteinander durch künstliche Intelligenz verändert. Wiesbaden: Springer. URL: <https://link-springer-com.ezproxy.hnu.de/content/pdf/10.1007/978-3-658-31863-5.pdf>.
- Conrad, Sebastian (2017): Künstliche Intelligenz—Die Risiken für den Datenschutz. In: Datenschutz und Datensicherheit-DuD, Jg. 41 (12), S. 740–744. URL: https://www.datenschutz-notizen.de/wp-content/uploads/2017/12/Kuenstliche-Intelligenz-Die-Risiken-fuer-den-Datenschutz_DuD.pdf.
- Gil, Yolanda/Perrault, Raymond. (2025): Artificial Intelligence Index Report 2025. URL: https://hai.stanford.edu/assets/files/hai_ai_index_report_2025.pdf.
- Jobpal (o. J.–a): From candidate engagement to employment and beyond. URL: <https://jobpal.ai/en/product/> (16.07.2025).
- Jobpal (o. J.–b): The iConny Chatbot — A Digital Recruiting Initiative. URL: <https://jobpal.ai/en/customers/innogy-consulting/> (16.07.2025).
- Jobpal (o. J.–c): jobpal announces €2.5 million funding to transform the candidate and employee experience for the enterprise. URL: <https://jobpal.ai/en/blog/jobpal-announces-funding/> (16.07.2025).
- Jobpal (o. J.–d): jobpal’s AI Recruitment Chatbot Now Available on SAP® App Center. URL: <https://jobpal.ai/en/blog/jobpals-ai-recruitment-chatbot-now-available-sap-app-center/> (16.07.2025).
- Jobpal (o. J.–e): Technology. URL: <https://jobpal.ai/en/technology/> (16.07.2025).
- Kirchner, Jan et al. (2023): Recruiting-Strukturen – Ein Benchmark: Studie 2023. Deutsche Gesellschaft für Personalführung e.V. & Hochschule für Technik, Wirtschaft und Kultur Leipzig. URL: <https://www.dgfp.de/uploads/documents/12-2023-01-2024-FINAL-Recruiting-Strukturen-Ein-Benchmark.pdf>.
- Krüger, Kathy (2018): Herausforderung Fachkräftemangel: Erfahrungen, Diagnosen und Vorschläge für die effektive Personalrekrutierung. Wiesbaden: Springer. URL:

- <https://link-springer-com.ezproxy.hnu.de/content/pdf/10.1007/978-3-658-20421-1.pdf>.
- Mainzer, Klaus (2019): Künstliche Intelligenz-wann übernehmen die Maschinen? 2. Auflage. Berlin: Springer. URL: <https://link-springer-com.ezproxy.hnu.de/content/pdf/10.1007/978-3-662-58046-2.pdf>.
- Molavi, Ramak (2018): Künstliche Intelligenz – Entwicklung, Herausforderungen, Regulierung. URL: https://ec.europa.eu/futurium/en/system/files/ged/molavi_jrp_01_2018.pdf.
- Neumann, Jörg/Stark, Lydia (2024): Digitale Weiterbildungsnachweise im Recruiting. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/8dc2/79b2a5a36777c1e325e28b00db97c9a42a60.pdf>.
- Orwat, Carsten. (2019): Diskriminierungsrisiken durch Verwendung von Algorithmen: Eine Studie, erstellt mit einer Zuwendung der Antidiskriminierungsstelle des Bundes. Berlin: Institut für Technikfolgenabschätzung und Systemanalyse. URL: https://www.antidiskriminierungsstelle.de/SharedDocs/downloads/DE/publikationen/Expertisen/studie_diskriminierungsrisiken_durch_verwendung_von_algorithmen.pdf?__blob=publicationFile&v=3.
- Rainsberger, Lisa (2021): Digitale Transformation im Vertrieb: So machen Sie aus einem Buzzword gelebte Vertriebspraxis – Eine Anleitung in 21 Schritten. Wiesbaden: Springer. URL: <https://link-springer-com.ezproxy.hnu.de/content/pdf/10.1007/978-3-658-33671-4.pdf>.
- rex systems (o. J.–a): Bewerbermanagementsystem. URL: <https://www.rexx-systems.com/bewerbermanagement/>.
- rex systems (o. J.–b): Recruiting-Kennzahlen mit der rexx Vakanz Analyse. URL: <https://www.rexx-systems.com/recruiting-kennzahlen-und-kpis-mit-rexx-vakanz-analyse/> (16.07.2025).
- SmartRecruiters (2020): SmartRecruiters enters RPA market with acquisition of jobpal. URL: <https://www.smartrecruiters.com/news/smartrecruiters-enters-rpa-market-with-acquisition-of-jobpal/> (16.07.2025).
- softgarden (2024a): Bewerbermanagement Software von softgarden. URL: <https://softgarden.com/de/loesungen/bewerbermanagement/>.
- softgarden (2024b): KI-Anwendungen von softgarden. URL: <https://softgarden.com/de/magazin/blogartikel/ki-recruiting-mit-softgarden/> (16.07.2025).
- Tarafdar, Monideepa et al. (2025): How HireVue created “glass box” transparency for its AI application. In: MIS Quarterly Executive, Jg. 24 (1), S. 47–65. URL: <https://oro.open.ac.uk/103437/8/103437.pdf>.
- Verhoeven, Tim (2020): Künstliche Intelligenz im Recruiting. In: Verhoeven, Tim (Hrsg.): Digitalisierung im Recruiting: Wie sich Recruiting durch künstliche Intelligenz, Algorithmen und Bots verändert. Wiesbaden: Springer, S. 113–128. URL: <https://link-springer-com.ezproxy.hnu.de/content/pdf/10.1007/978-3-658-25885-6.pdf>.
- Wilke, Gwendolin/Bendel, Oliver (2022): KI-gestütztes Recruiting– technische Grundlagen, wirtschaftliche Chancen und Risiken sowie ethische und soziale Herausforderungen. Springer. URL: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1365/s40702-022-00849-w.pdf>.

Zweig, Katharina/Fischer , Sarah/Lischka, Konrad (2018): Wo Maschinen irren können: Fehlerquellen und Verantwortlichkeiten in Prozessen algorithmischer Entscheidungsfindung Gütersloh: Bertelsmann Stiftung URL: <https://www.bertelsmann-stiftung.de/fileadmin/files/BSt/Publikationen/GrauePublikationen/WoMaschinenIrrenKoennen.pdf>.