C. People Analytics

§ 1 Überblick, Einführung

Das Thema „Analytics" spielt für das Personalmanagement seit Mitte des 20. Jahrhunderts eine Rolle.[105] *People Analytics* ist dabei eine sehr moderne Variante des Human Resources Managements und wird erst seit wenigen Jahren angewandt. Vor allem in Deutschland steckt People Analytics, wie bereits erwähnt, noch in den Kinderschuhen.[106]

Im Unterschied zum Talentmanagement, bei welchem die „Talente" für das Unternehmen identifiziert, gereiht und nach ihrem Potential bewertet werden,[107] ist People Analytics deutlich umfassender und benötigt eine sehr viel größere Datenmenge. People Analytics basiert daher weitgehend auf Big Data-Auswertungen.[108] Diese neue Form der Analyse soll dem Personalmanagement ermöglichen, auf Grundlage von Daten das Verhalten und die Eigenschaften von Mitarbeitern zu erfassen und zu analysieren,

---

105 Siehe hierzu bereits **B. § 2**; ferner *Holthaus/Park/Stock-Homburg*, DuD 2015, 676 (677).

106 So auch *Atabaki/Biemann*, Potenziale der Datenanalyse für HR (People Analytics), in: Petry/Jäger, Digital HR, S. 134; siehe hierzu auch *Kleb*, Haufe Steuer Office Gold 2017, HI7351934. So nutzten im Jahr 2015 lediglich 9 % der Unternehmen Big Data im Personalwesen, hiervon waren mehr als ein Viertel Großunternehmen mit mehr als 500 Mitarbeitern, vgl. Bitkom Research GmbH, Big Data im Personalmanagement, <business.linkedin.com/content/dam/business/talent-solutions/regional/de-de/c/pdfs/BigDataimPersonalmanagement_LinkedIn_Bitkom.pdf>; einer Studie des Karriereportals *Monster* zufolge nutzen lediglich im Jahr 2017 5,8 % der Unternehmen automatisierte Personalauswahlsysteme, vgl. *Weitzel et al.*, Digitalisierung der Personalgewinnung, <www.uni-bamberg.de/fileadmin/uni/fakultaeten/wiai_lehrstuehle/isdl/Studien_2018_2_Digitalisierung_der_Personalgewinnung_Digital-Version_20180207_ff_a.pdf>.

107 Vgl. *Bersin*, Why People Management is Replacing Talent Management, 2015, abrufbar unter: http://joshbersin.com/2015/01/why-people-management-is-replacing-talent-management/ (letzter Abruf am: 17.10.2017); zur Zulässigkeit des Talentmanagements unter Einsatz moderner Technologien siehe bereits *Kainer/Weber*, BB 2017, 2740.

108 *Athanas*, Big Data im HR: Sieben praktische Gedanken über ein Trendthema, abrufbar unter: https://blog.metahr.de/2015/02/05/big-data-im-hr-sieben-praktische-gedanken-ueber-ein-trendthema/ (letzter Abruf am: 27.09.2017); *Freeman*, People Analytics for Dummies, S. 1.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

um damit das volle Potential dieser auszuschöpfen und frühzeitig auf Probleme zu reagieren (sog. **Advanced Analytics**[109]).[110] Anders als beim Talentmanagement wird der Fokus nicht alleine auf die Talente der Beschäftigten gesetzt, sondern auch auf das Umfeld wie beispielsweise die Unternehmenskultur. Ebenso werden mögliche Aktivierungsfaktoren miteinbezogen, um die Motivation und Zufriedenheit zu steigern und somit die Fluktuation möglichst gering zu halten.[111] People Analytics befindet sich also an der Schnittstelle zwischen Statistik, Verhaltensforschung, technischen Systemen und Personalstrategie.[112]

Nach der Definition von *Hamann* sind People Analytics „Datenanalysen im Personalbereich, die sich nicht mehr auf die klassischen Quellen und Ziele beschränken, sondern Informationen aus vielfältigen internen und externen Bereichen verknüpfen und so dem HR-Management neue Einblicke und Handlungsoptionen eröffnen."[113] *Raif* und *Swidersky* definieren – wenn auch deutlich zu kurz gegriffen – People Analytics als den Abgleich wesentlicher Eigenschaften bisheriger Arbeitnehmer mit neuen Bewerbern.[114]

Im Ergebnis spricht man von People Analytics, wenn versucht wird, mit Hilfe von Daten (anstatt Bauchgefühl) die richtigen Entscheidungen zu treffen, wobei eine möglichst große Datenmasse als Grundlage herangezogen werden soll, um exaktere Auswertungen und somit bessere Entscheidungen treffen zu können.[115] Es handelt sich daher um evidenz-

---

109 *Jäger/Petry*, Digital HR - Ein Überblick, in: Petry/Jäger, Digital HR, S. 44: Advanced Analytics sind gekennzeichnet durch multidimensionale Analysemethoden (OLAP) sowie multivariate Statistiken, die Zusammenhänge erkennen lassen. Automatisierte Mustererkennung ist ebenfalls Teil davon. *Jäger* und *Petry* sprechen in diesem Zusammenhang nicht von Big Data, sondern von *Smart Data*.

110 *Athanas*, Big Data im HR: Sieben praktische Gedanken über ein Trendthema, abrufbar unter: https://blog.metahr.de/2015/02/05/big-data-im-hr-sieben-praktische-gedanken-ueber-ein-trendthema/ (letzter Abruf am: 27.09.2017); auch *Götz* spricht bei „People Analytics" von einer fortgeschrittenen Datenverarbeitung, vgl. *Götz*, Big Data im Personalmanagement, S. 22.

111 *Bersin*, Why People Management is Replacing Talent Management, 2015, abrufbar unter: http://joshbersin.com/2015/01/why-people-management-is-replacing-talent-management/ (letzter Abruf am: 17.10.2017).

112 *Freeman*, People Analytics for Dummies, S. 12.

113 *Hamann*, Kapitel 6: Datenschutzrecht, in: Arnold/Günther, Arbeitsrecht 4.0, Rn. 50; vgl. auch *Dzida*, NZA 2017, 541 f.

114 *Raif/Swidersky*, GWR 2017, 351.

115 So wohl auch *Jäger/Petry*, Digital HR - Ein Überblick, in: Petry/Jäger, Digital HR, S. 44, die das als das zentrale Ziel von *People Analytics* beschreiben; ähnlich *Dzida/Groh*, ArbRB 2018, 179 (180).

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

basiertes Personalmanagement (EBPM) in der modernsten Form. People Analytics eröffnen völlig neue Möglichkeiten für ein evidenzbasiertes Management.[116]

People Analytics kann beispielsweise zur Beantwortung folgender Fragen eingesetzt werden: Welche Schlüsselmitarbeiter befinden sich gerade „auf dem Absprung"?[117] Wie kann ich diese an den Arbeitsplatz binden?[118] Wer ist das „Perfect Match" für die zu besetzende Stelle?[119] Welche persönlichen oder betrieblichen Situationen führen zu einer arbeitgeber- oder arbeitnehmerseitigen Kündigung?[120] Welchen Arbeitnehmer kündige ich am besten? Wie muss die Stellenausschreibung aussehen, um interessante Arbeitnehmer anzulocken?[121] Aus welchen Mitarbeitern ist es im Unternehmen möglich, ein optimales Team zusammenzustellen?[122]

Es handelt sich um eine interdisziplinäre Aufgabe, wobei aus den verschiedenen Forschungsbereichen Daten verknüpft werden sollen. Ausgang der Analyse sind die bereits im Unternehmen existierenden Daten. Diese werden mit externen Daten (z.B. aus der Verhaltensforschung) verknüpft und es wird versucht, Muster in den Daten zu erkennen. Hierfür benötigt es die IT, da diese Auswertungen mit rein menschlicher Gedankenkraft aufgrund der Masse an Daten und den unbekannten Zusammenhängen nicht mehr möglich sind. Die hierdurch gewonnen Erkenntnisse werden in weiterer Folge auf die Arbeitskräfte im Unternehmen angewandt. Ziel ist es, bestimmtes Verhalten prognostizieren und so Handlungsempfehlungen aussprechen zu können. Die umgesetzten Ergebnisse fließen wiederum in weitere Analysen mit ein und ermöglichen so eine stetige Verbesserung der Prognosen durch Anreicherung weiterer (Erfahrungs-)daten.

---

116 Vgl. *Kleb*, Haufe Steuer Office Gold 2017, HI7351934 unter Ziff. 2. Evidenzbasiertes Personalmangement kann aber auch ohne People Analytics stattfinden, wenn beispielsweise durch Untersuchungen lediglich vorhandene Instrumente in Ihrer Wirksamkeit untersucht und validiert werden. Zum EBPM instruktiv *Sliwka/Biemann*, Human Resources Manager 2011, 76 ff.

117 *Dzida*, NZA 2017, 541 (542).

118 *Gola*, Datenschutz am Arbeitsplatz, Rn. 34.

119 *Bissels/Mayer-Michaelis/Schiller*, DB 2016, 3042.

120 *Bissels/Mayer-Michaelis/Schiller*, DB 2016, 3042.

121 *Gola*, Datenschutz am Arbeitsplatz, Rn. 33.

122 *Hamann*, Kapitel 6: Datenschutzrecht, in: Arnold/Günther, Arbeitsrecht 4.0, Rn. 50.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Die folgenden Daten könnten beispielsweise für Workforce oder People Analytics genutzt werden:

Tabelle: Datenpunkte für People Analytics (angelehnt an Kleb 2017)

Stammdaten	**IT-Nutzungs- und Sensordaten**	**HR-Instrumente**	**Externe Daten**
Geschlecht	Mail-Adressaten	Mitarbeiter-befragungen	Balanced Scorecards
Alter	In Mails geäußerte Gefühle	360° Feedback	Unterneh-mensperfor-mance
Muttersprache / Sprachen	Social-Media-Aktivitäten	Ideenmanagement	Börsenkurs
Gehalt/Lohn	Besuchte Internetseiten	Leistungsbeur-teilung	Arbeitgeber-bewertungen
Organisations-einheit	Google Anfragen	Zielvereinbarung / Zielerreichung	Social Media Äußerungen
Vertragstyp	Wikipedia Anfragen	Austrittgründe	…
Firmenzu-gehörigkeit	Beiträge im Wissens-management	Weiterbildungen	
Ebene/Titel	Verwendete Dokumente	Bewerbungen	
Führungsspanne	Geodaten	Assessments	
Umfang der Führungsaufgabe	Häufige Kommunikations-partner	Rekrutierungs-kanäle	
Weiterbildungen	Vitalparameter (erfasst durch Wearables) wie Puls, Blutdruck	Work-Life-Balance	
Krankheitstage	Screen-Time am Mobil-telefon	…	
Entfernung Wohn-ort/Arbeitsplatz	Screen-Time in jeweiligen Anwendungen auf dem PC		
…	Physikalische Nähe zu anderen Arbeitnehmern (NFC-Tagging/Bluetooth)		
	…		

Eine solch umfangreiche Erfassung, Verarbeitung und Verknüpfung von Daten kann sowohl in datenschutzrechtlicher als auch anti-diskriminierungsrechtlicher und persönlichkeitsrechtlicher Perspektive kritisch werden, wenn nicht exakte Grenzen und Verarbeitungszwecke festgelegt werden. Insbesondere bei den IT-/Sensordaten wird es vielfach geboten sein,

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

aggregierte (und somit anonymisierte) Daten zu verwenden, um die Bedenken zu beseitigen.[123] Hierauf wird jedoch an späterer Stelle bei den untersuchten Nutzungsszenarien genauer eingegangen.[124]

§ 2 *Verfahren und eingesetzte Techniken bei People Analytics*

I. Überblick

Moderne People Analytics-Systeme verwenden Big Data-Methoden, die die vier Kriterien *Volume, Variety, Velocity, Veracity/Value*[125] erfüllen, indem sie große (Volume), vielfach unstrukturierte (Variety) Datenmengen in Echtzeit (Velocity) auswerten, um hieraus Prognosedaten zu generieren sowie Korrelationen in den bisherigen Datensätzen zu erkennen (Veracity/Value). Erst die Fülle an Daten ermöglicht eine solch differenzierte und diffizile Analyse von Personalfaktoren, weshalb der Einsatz von Big Data notwendige Voraussetzung für moderne und effiziente People Analytics ist.[126]

Insbesondere der umfassende Anfall von digitalen Daten in Form von E-Mails, Browserverläufen, sozialen Netzwerken, digitalen Kollaborationen (Crowd-Working / digitale Teamarbeit), Sensordaten u.v.m. ermöglicht es, unbekannte Korrelationen zwischen verschiedenen Faktoren zu finden, die bislang im Verborgenen blieben. Zusammenhänge, die unbekannt sind, werden vom Menschen nicht proaktiv protokolliert, weshalb die automatische Erfassung solcher Daten durch Computer bzw. Logdateien einen wesentlichen Beitrag an der Ermöglichung solcher Analysen leistet. Erst wenn Zusammenhänge im Ansatz erkannt werden, wird ein menschlicher Analyst hierauf ein besonderes Augenmerk legen und diesen näher nachgehen.

An dieser Stelle kann perspektivisch auch *Künstliche Intelligenz* ins Spiel kommen.[127] Derzeit sind es sog. *Data Scientists* - ein sehr junges Betätigungsfeld[128] -, die Zusammenhänge mittels Auswertungstechnologien wie

---

123 Ähnlich *Kleb*, Haufe Steuer Office Gold 2017, HI7351934.

124 So z.B. Dashboards für Abteilungsleiter, vgl. **E. § 3 III**.

125 Siehe **C. § 2 II. 1. b**).

126 In Bezug auf Business Analytics ebenso *Hoening/Esch/Wald*, Haufe Steuer Office Gold, HI10713394.

127 Zur Definition von Künstlicher Intelligenz siehe **C. § 2 II. 2. a**).

128 An der Universität Mannheim gibt es beispielsweise erst seit dem Jahr 2017 einen Masterstudiengang in Data Science, siehe *Universität Mannheim*, Presse-

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Hadoop[129] und R[130] in Daten suchen und hieraus ihre Schlüsse ziehen (Analyse und Interpretation großer Datenmengen[131]). Mittels KI können die Systeme darauf trainiert werden - auch unternehmensübergreifend - bestimmte Muster in Daten zu suchen und dementsprechend eigene Schlüsse zu ziehen, indem sie vorhandene Datenstrukturen nach üblichen Mustern durchsuchen und auf die im Unternehmen vorhandenen Daten anwenden und daraus Vorhersagen treffen.[132]

II. Begriffsbestimmungen

1. Big Data

Unter Big Data wird trivial die Verarbeitung von großen Datenmengen in großer Geschwindigkeit und semi- bzw. unstrukturierter Vielfalt verstanden.[133] Unter diese sehr unspezifische Definition fällt somit auch das Verarbeiten von Arbeitnehmerdaten durch Arbeitgeber im Wege des Pro-

---

information 46/2016: Ausbildung zum Datenspezialisten: Neuer Masterstudiengang in Data Science startet im Frühjahr 2017.

129 Hadoop ist ein auf der Programmiersprache Java basierendes, quelloffenes Framework, mit dem sich große Datenmengen auf verteilten Systemen in hoher Geschwindigkeit verarbeiten lässt. Im Business Intelligence-Umfeld lassen sich mit dem Framework Reports und Analysen aus unterschiedlichsten Datenquellen mit unterschiedlichen Strukturen selbst im Petabyte-Bereich schnell und wirtschaftlich generieren, vgl. *Luber/Litzel*, Was ist Hadoop?, 01.09.2016, abrufbar unter: https://www.bigdata-insider.de/was-ist-hadoop-a-587448/ (letzter Abruf am: 10.10.2019).

130 R ist eine freie Programmiersprache, die insbesondere für Data Mining und Predictive Analytics eingesetzt wird. Sie ist eine der führenden Lösungen im Bereich der statistischen Datenanalyse, da sich Daten mit dieser Programmiersprache sehr flexibel auswerten und visualisieren lassen. Mittels R können Analysen bei Hadoop-Clustern durchgeführt werden, vgl. *Luber/Litzel*, Was ist R?, 27.04.2018, abrufbar unter: https://www.bigdata-insider.de/was-ist-r-a-707966/ (letzter Abruf am: 10.10.2019).

131 So die Beschreibung des Studiengangs, *Universität Mannheim*, Presseinformation 46/2016: Ausbildung zum Datenspezialisten: Neuer Masterstudiengang in Data Science startet im Frühjahr 2017.

132 Dies ist der größte Mehrwert von Big-Data-Technologien, siehe *Hoening/Esch/Wald*, Haufe Steuer Office Gold, HI10713394 sowie nachfolgend die Ausführungen zum Begriff „Big Data".

133 *Dorschel*, Praxishandbuch Big Data, S. 2.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

filing[134] bzw. mithilfe von Auswertungsalgorithmen, weshalb dieser Begriff und seine Ausprägungen zunächst genauer dargestellt werden sollen.

a) Allgemeine Definition

In der Fachliteratur lassen sich unzählige Definitionen des Begriffs *Big Data* finden:

> *„Big Data steht für große Datenmengen, die über das Internet oder anderweitig gesammelt, verfügbar gemacht und ausgewertet werden.“*[135]

> *„Big Data-Verfahren zeichnen sich dadurch aus, dass große Datenbestände erhoben, gespeichert und vorgehalten werden. Diese Datenbestände werden sodann mit Hilfe von Algorithmen ausgewertet, um Erkenntnisse zu gewinnen.“*[136]

> *„Von Big Data spricht man, wenn der Datenumfang, der aus elektronischer Kommunikation generiert wird, so groß oder komplex ist oder sich so schnell ändert, dass diese Daten mit den üblichen Methoden der Datenverarbeitung nicht mehr ausgewertet werden können. Mittlerweile werden mit dem Begriff Big Data auch Technologien beschrieben, die man zum Sammeln und Auswerten dieser Datenmengen nutzt“*[137]

> *„Big Data steht für die Möglichkeit, in riesigen Datenmengen (volume), die in unterschiedlichen Formaten vorliegen (variety), schnell (velocity) Muster zu erkennen und die Daten dadurch gewinnbringend (value) nutzen zu können.“*[138]

> *„Unter Big Data wird das Erheben, Speichern, Zugreifen und Analysieren von großen und teilweise heterogenen, strukturierten und unstrukturierten Datenmengen verstanden.“*[139]

> *„Big Data analytics refers to the process of collecting; analyzing those unstructured, semi structured data to find out the correlation between them,*

134 Siehe die Legaldefinition in Art. 4 Nr. 4 DSGVO.
135 *Weichert*, ZD 2013, 251.
136 *Härting*, ITRB 2016, 209.
137 *Kaiser/Kraus*, zfo 2014, 379.
138 *Richter*, DuD 2016, 581.
139 *Waidner*, SIT-TR-2015-06, S. 8.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

> *patterns and useful information those are helpful for decision making and needed for future growth of any organization or system.*"[140]

Spezialisten kritisieren, dass die Frage „Was ist Big Data?" „höchst unterschiedlich, in der Regel unzureichend und damit unzutreffend"[141] beantwortet wird, da sich hinter diesem „Buzzword" ein sehr facettenreiches Thema verbirgt, welches nicht mit einer allgemeinen Definition beantwortet werden kann.

In den gängigsten Definitionen werden dem Begriff *Big Data* jedoch vier spezifische Eigenschaften zugewiesen: Volume, Variety, Velocity, und Veracity bzw. Value („Die vier Vs"),[142] weshalb auf diese Eigenschaften im Folgenden näher eingegangen werden soll. Es wird hingegen nicht versucht, eine weitere allgemeingültige Definition zu finden, da die Technologien, die unter *Big Data* zu fassen sind, sich ständig weiterentwickeln und neue Möglichkeiten bieten, sodass eine Definition zum Zeitpunkt der Veröffentlichung dieser Arbeit bereits wieder veraltet sein könnte. Zudem kann eine exakte Definition dahinstehen, da der Begriff bislang keine rechtliche Relevanz erhalten hat. Wichtig ist, dass erst durch die Kombination der vier Vs sich das gesamte Potential von Big Data zeigt.[143]

b) Die „vier Vs": Volume, Variety, Velocity, Veracity/Value

aa) Volume

Unter *Volume* wird die zu verarbeitende Datenmenge verstanden, die bei Big Data – wie der Begriff bereits suggeriert – sehr groß ist. Aufgrund immer leistungsfähigerer und günstigerer Computerchips erhöht sich diese Datenmenge tagtäglich (Stichwort: „Internet of Things"[144]). Jedes Gerät erzeugt Daten, welche durch die Vernetzung an einem zentralen Ort, meist in der Cloud, gespeichert werden. Diese (zentrale) Ansammlung von Daten ermöglicht es schließlich, diese Daten einfach und aufgrund der immer zunehmenden Rechenleistung auch in Sekundenschnelle zu verarbeiten.

---

140 *Barman/Ahmed*, Big Data in Human Resource Management - Developing Research Context.
141 *Dorschel*, Praxishandbuch Big Data, S. 1.
142 Vgl. *Dorschel*, Praxishandbuch Big Data, S. 6 f. m.w.N.
143 *Kleb*, Haufe Steuer Office Gold 2017, HI7351934.
144 Hierzu bereits **B. § 3 IV**.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Nur am Rande sei erwähnt, dass die weltweit generierte Datenmenge *exponentiell* wächst. Eine vom Speicherhersteller *Seagate* finanzierte Studie der International Data Corporation (IDC) vom März 2017 sagt vorher, dass der weltweite Datenbestand im Jahr 2025 bei ungefähr 163 Zettabyte (ZB) liegen wird.[145] Im Vergleich: 2016 lag der Datenbestand „noch" bei 16,1 ZB.[146] Einer älteren Studie zufolge wurden in den Jahren 2000 bis 2003 auf der Erde mehr Informationen erzeugt als in den vergangen 300.000 Jahren.[147] Ein Zettabyte entspricht einer Milliarde Terrabyte. Da diese Größenordnung für Menschen kaum noch begreifbar ist, soll dies mit einem plastischen Beispiel veranschaulicht werden: Ein Terrabyte hat ungefähr die Datenmenge von einer Million Bücher;[148] der Datenbestand im Jahr 2016 entsprach bereits 1,61 x 10^{16} Büchern (= 16 Billiarden Büchern), im Jahr 2025 werden es bereits 163 Billiarden Bücher sein. Bei einer prognostizierten Weltbevölkerung von ca. acht Milliarden Menschen im Jahr 2025[149] entspräche dies einem Datenbestand von 20,37 Millionen Bücher pro Person.

Ohne intelligente Algorithmen und leistungsstarke Rechner sind solch große Datenmengen unmöglich zu verarbeiten. Der Trend, immer mehr Daten zu sammeln (um dann ggf. später festzustellen, ob diese tatsächlich benötigt werden), macht auch vor Unternehmen, insbesondere HR nicht halt. Es wurde bereits in Studien festgestellt, dass immer mehr Unternehmen ihre Daten in die Cloud laden.[150]

---

145 *Reinsel/Gantz/Rydning*, Data Age 2025: The Evolution of Data to Life-Critical, <www.seagate.com/files/www-content/our-story/trends/files/Seagate-WP-DataAge2025-March-2017.pdf>, S. 3.

146 *Reinsel/Gantz/Rydning*, Data Age 2025: The Evolution of Data to Life-Critical, <www.seagate.com/files/www-content/our-story/trends/files/Seagate-WP-DataAge2025-March-2017.pdf>, S. 3.

147 *Lyman/Varian*, The Journal of Electronic Publishing 2000, DOI: 10.3998/3336451.0006.204.

148 *Lyman/Varian*, The Journal of Electronic Publishing 2000, DOI: 10.3998/3336451.0006.204.

149 Vgl. Studie der UNO aus dem Jahr 2019, https://population.un.org/wpp/Graphs/Probabilistic/POP/TOT/900 (letzter Abruf am: 19.09.2019).

150 *Bersin*, BigData in HR Why it's here and What it Means, 2012, abrufbar unter: http://blog.bersin.com/bigdata-in-hr-why-its-here-and-what-it-means/ (letzter Abruf am: 17.10.2017).

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

bb) Variety

Unter *Variety* wird die Heterogenität der Datenquellen und -formate verstanden.[151] Aufgrund immer vielfältiger werdenden Anwendungsbereichen für IT-Anwendungen und daraus resultierenden verschiedenartigen Systemen, die Daten sammeln, kommt es – oftmals aufgrund mangelnder oder nicht eingehaltener Datenstandards – zu unterschiedlichsten Datenbanken, Dateiformaten und zugleich Quellen für diese Daten. Zentrale Aufgabe von Big Data ist es, Erkenntnisse aus diesen verschiedenartigen Daten zu gewinnen, um beispielsweise Muster, Zusammenhänge oder Abhängigkeiten zu erkennen.[152] So sollen Personalmanagementsysteme bei Bewerbungen Daten aus sozialen Netzwerken mit in einem Textprogramm geschriebenen Lebensläufen abgleichen, diese Daten mit Auswertungen aus dem Assessment Center verknüpfen, um schließlich den Kandidaten mit anderen Bewerbern und den bereits vorhandenen Arbeitnehmern abzugleichen. Während die Ergebnisse aus Einstellungstests möglicherweise noch in eine vorgegebene Maske eingetragen werden, sind die Daten aus sozialen Netzwerken meist unstrukturiert und Lebensläufe individuell (und vielfach nicht maschinenlesbar[153]) gestaltet.

cc) Velocity

Velocity bedeutet übersetzt Geschwindigkeit, wird jedoch im Zusammenhang mit Big Data nicht einheitlich verstanden. Überwiegend wird darunter die hohe Datenentstehungsrate sowie die Notwendigkeit deren schneller Verarbeitung und Ergebnisgenerierung verstanden. Von Bedeutung ist dies insbesondere für Echtzeit-Anwendungen, um beispielsweise Kreditkarten-Betrug zu unterbinden oder interaktive Online-Erlebnisse zu ermöglichen.[154] Im Bereich der hier untersuchten Technologien ist die Echt-

---

151 *Dorschel*, Praxishandbuch Big Data, S. 8.

152 *Dorschel*, Praxishandbuch Big Data, S. 8.

153 Es wird daher bisweilen empfohlen, anstatt kreativ gestaltete Lebensläufe, einfache, gut maschinenlesbare mit Schriftarten wie Arial oder Courier zu verwenden, da diese vielfach die Entscheidungsträger ohnehin nicht mehr zu Augen bekommen, vgl. *O'Neil*, Weapons of math destruction, S. 114. Viele Unternehmen verzichten daher völlig auf einen eigens gestalteten Lebenslauf und fordern die Bewerber auf, die Lebenslaufdaten in ein vorkonfiguriertes Online-Formular auf der Bewerbungswebsite einzutragen.

154 *Waidner*, SIT-TR-2015-06, S. 21.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

zeitauswertung weniger relevant, da der Entscheidungsprozess (insbesondere aufgrund von Mitspracherechten des Betriebsrats[155]) ohnehin nicht binnen Sekunden abgeschlossen werden kann. Wichtig ist aber dennoch – insbesondere beim Anfall größerer Mengen an Personaldaten –, dass die Auswertung von Daten nicht Stunden und Tage benötigt, damit auf kurzfristige Ereignisse (z.B. Ausfall eines Arbeiters, wofür ein anderer, geeigneter Kollege einspringen muss) schnell reagiert werden kann.

dd) Veracity/Value

Das „vierte V" wird unterschiedlich definiert. Manche Definitionen sehen *Veracity* als Eigenschaft von Big Data an, also die Vertrauenswürdigkeit der Daten oder der daraus gezogenen Schlüsse.[156] In diesem Zusammenhang ist zu beachten, dass bei Big-Data-Auswertungen oftmals Daten verwendet werden, deren objektiver Erkenntniswert nicht sicher messbar ist (z.B. Daten aus sozialen Netzwerken).[157] Die verwendeten Algorithmen müssen diesen Aspekt jedoch bei der Ergebnisfindung berücksichtigen, damit die gezogenen Rückschlüsse richtig sind und damit einen Mehrwert darstellen.

In anderen Definitionen hingegen wird der Begriff *Value* verwendet, also die Möglichkeit, die gesammelten Daten gewinnbringend einzusetzen.[158] Da nur bei verlässlichen Datenquellen bzw. einer belastbaren Auswertung ein tatsächlicher Erkenntnisgewinn erzielt werden kann, greifen die Begriffe *Veracity* und *Value* ineinander bzw. ist der *Value* abhängig von der *Veracity*.

Während bei einem Algorithmus, der dem Benutzer individualisierte Nachrichten oder Werbung anzeigen soll, Fehler bei der Auswertung oder falsche Rückschlüsse recht unproblematisch sind („*Wieso erhalte ich jetzt Werbung für Pferdesättel, ich reite doch gar nicht?*"), sind unrichtige oder unvollständige Daten im Personalmanagement höchst problematisch. Stellt ein Algorithmus beispielsweise fest, dass ein Arbeitnehmer keine Arbeitsleistung erzielt, ohne z.B. die Information zu besitzen, dass es sich um ein nach § 38 Abs. 1 BetrVG freigestelltes Betriebsratsmitglied handelt (und

155 Dazu unter **D. § 2**.
156 *Waidner*, SIT-TR-2015-06, S. 21.
157 *Dorschel*, Praxishandbuch Big Data, S. 8.
158 *Richter*, DuD 2016, 581.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

somit ohnehin Sonderkündigungsschutz[159] genießt), so könnte das Ergebnis einer Auswertung lauten: „Unbedingt kündigen / loswerden". Die Auswertung des Arbeitsergebnisses selbst ist zwar richtig. Aufgrund der unvollständigen Daten ist der gezogene Schluss allerdings falsch, da dieser Arbeitnehmer aufgrund der Freistellung rechtmäßig keine Arbeitsleistung erbringt und zudem Sonderkündigungsschutz genießt. Untermauert wird die Wichtigkeit vollständiger und korrekter Daten durch das datenschutzrechtliche Gebot der Datenrichtigkeit in Art. 5 Abs. 1 lit. d DSGVO.[160] Die *Veracity* der Daten ist daher von allerhöchster Bedeutung im Bereich People Analytics.

c) Profilbildung durch Big Data und Scoring

Die Möglichkeiten, die Big Data bietet, sind unzählig. Eine der wichtigsten Anwendungsformen ist wohl die Profilbildung. Im Jahr 2012 hat beispielsweise Google seine Dienste Gmail, YouTube, Google+ etc. zusammengelegt, um alle über einen User vorhandenen Daten zu einem Profil kombinieren zu können und so ein „individuelleres Nutzungserlebnis" zu bieten.[161] Ein Google-Konto ist für die (sinnvolle) Nutzung von Android-Handys notwendig, da der Play Store, der Anwendungsmarkt für Android-Apps, die Verknüpfung mit einem Google-Konto erfordert.[162] Durch die Verknüpfung mit dem Mobiltelefon hat Google somit unzählige Möglichkeiten, Daten über die User zu sammeln. So erstellt Google standardmäßig auch ein Bewegungsprofil von jedem einzelnen Benutzer in der sog. „Google Maps Timeline"[163].

Bei einem Marktanteil von rund 79 %[164] in Deutschland (weltweit sind es sogar 88,1 %[165]) kann Google somit ein sehr exaktes Abbild der

159 § 15 Abs. 1 KSchG.
160 Vgl. zur Richtigkeit bei Persönlichkeitsprofilen *Betz*, ZD 2019, 148 (149).
161 Vgl. *Waidner*, SIT-TR-2015-06, S. 26.
162 *Waidner*, SIT-TR-2015-06, S. 26.
163 Siehe https://www.google.com/maps/timeline?pb (letzter Abruf am: 02.05.2018).
164 *Kantar*, Marktanteile von Android und iOS am Absatz von Smartphones in Deutschland von Januar 2012 bis Juni 2019, 2019, Statista, abrufbar unter: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/256790/umfrage/marktanteile-von-android-und-ios-am-smartphone-absatz-in-deutschland/ (letzter Abruf am: 19.09.2019).
165 *Gartner*, Marktanteil von Android am Absatz von Smartphones weltweit vom 1. Quartal 2009 bis zum 1. Quartal 2019, 2018, Statista, abrufbar unter: https://d

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

(deutschen) Bevölkerung erstellen. So ist es nicht verwunderlich, dass Google mit seiner App Maps am exaktesten die Verkehrslage darstellen kann[166] und hierdurch die Konkurrenz nach und nach vom Markt verdrängt.[167] Die 45 Mio. Android-Smartphones[168] erzeugen jeweils Datenpunkte, die für verlässliche Verkehrsprognosen genutzt werden können (Ort, Geschwindigkeit, Standzeit), während andere Hersteller allenfalls auf einen Bruchteil der Geräte (sofern diese überhaupt etwaige Daten übermitteln) oder nur auf Verkehrsmeldungen zurückgreifen können.

Doch nicht nur Tech-Giganten[169] nutzen die Möglichkeiten von *Big Data* für ihre Zwecke. Auch Arbeitgeber holen sich im Vorfeld von Personalentscheidungen Daten über verschiedenste Wege ein und führen damit beispielsweise ein Scoring durch. Anhand dieser Scores können sie vorsortieren und selektieren.[170] Auch während des laufenden Beschäftigungsverhältnisses kann diese Technologie verwendet werden, um z.B. Zigarettenpausen, Toilettenbesuche, Privattelefonie, Smartphonenutzung etc. zu analysieren und anhand der hieraus gewonnen Erkenntnisse bessere Personalentscheidungen treffen zu können.[171]

Die unter § 2 genannten Systeme von Microsoft, SAP, Kronos und IBM nutzen ebenfalls allesamt Benutzerprofile (und Dashboards), um die Daten für den Endanwender der jeweiligen Anwendung (z.B. die Mobile oder

---

e.statista.com/statistik/daten/studie/246456/umfrage/marktanteil-von-googles-android-am-weltweiten-smartphone-absatz-nach-quartalen/ (letzter Abruf am: 19.09.2019).

166 Dass jedoch auch diese Vorhersagen nie völlig fehlerfrei sein können, zeigt ein Projekt eines Künstlers, der mit Hilfe von 99 Android-Smartphones einen „Fake-Stau" in Maps erzeugt hat („*Bollerwagen-Hack*"), vgl. https://www.suddeutsche.de/digital/google-maps-hacks-stauanzeige-1.4784081 (letzter Abruf am 18.05.2020).

167 Hierzu https://www.chip.de/news/Google-Maps-als-Navi-Ein-Vorteil-laesst-der-Konkurrenz-fast-keine-Chance_99347317.html (letzter Abruf 19.09.2019).

168 Es gibt 57 Mio. Smartphone-Nutzer in Deutschland (*Bitkom*, Anzahl der Smartphone-Nutzer in Deutschland in den Jahren 2009 bis 2018 (in Millionen), 2018, Statista, abrufbar unter: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/198959/umfrage/anzahl-der-smartphonenutzer-in-deutschland-seit-2010/ (letzter Abruf am: 19.09.2019), der Marktanteil von Android beträgt 79 %. Dies entspricht somit 45 Millionen Android-Nutzern.

169 Hierbei wird gerne von der „Gang of Four" oder kurz GAFA gesprochen: Google, Amazon, Facebook und Apple. Zu diesem Begriff gibt es einen eigenen Wikipedia-Artikel, siehe https://en.wikipedia.org/wiki/Big_Four_tech_companies (letzter Abruf am: 19.09.2019).

170 *Waidner*, SIT-TR-2015-06, S. 31.

171 *Waidner*, SIT-TR-2015-06, S. 31.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Web-Apps der jeweiligen Plattformen) darstellen zu können. Auch hier ist das Profil erforderlich, um die Daten für den jeweiligen Nutzer anzupassen bzw. Analysen auf Benutzerbasis durchführen zu können.

Diese Technologien werden vor allem außerhalb der Europäischen Union eingesetzt. In Deutschland bzw. der EU und somit im Geltungsbereich der DSGVO sind solche Profilbildungen allerdings strengen Vorgaben unterworfen.[172] Nichtsdestotrotz gehen Experten davon aus, dass in Deutschland ähnliche Möglichkeiten wie in anderen Ländern für People Analytics und EBPM bestehen.[173]

Die Unsicherheit ist jedoch noch groß: Eine gemeinsame Studie der Bitkom Research GmbH und LinkedIn aus dem Jahr 2015 ergab, dass ein Großteil der Unternehmen Big Data-Lösungen aufgrund datenschutzrechtlicher Bestimmungen oder Sicherheitsbedenken noch nicht einsetzen sowie unternehmensintern noch ein zu geringer Wissensstand der Fachkräfte über Analysemöglichkeiten besteht.[174] Unternehmen aus den USA, die *Big Data* bereits einsetzen, haben dahingegen erreicht, durch den Einsatz von Analysen die Fluktuationsquote von Mitarbeitern um 50 % zu senken.[175]

2. Künstliche Intelligenz

Der Begriff *Künstliche Intelligenz* (kurz: *KI* oder vom englischen Begriff *Artificial Intelligence* abgeleitet: *AI*) taucht im Zusammenhang mit *Big Data* immer wieder auf, weshalb auch dieser Begriff für die weitere Verwendung in dieser Arbeit definiert wird sowie die verschiedenen „Intelligenzstufen" kurz erläutert werden. Mit dem Einsatz künstlicher Intelligenz im Rahmen von Entscheidungsprozessen erhoffen sich Arbeitgeber eine bislang unerreichte Entscheidungsqualität, die weit über menschliche Maß-

172 Ausführlich hierzu nachfolgend **E. § 1 II.**

173 *Haufe Online Redaktion*, People Analytics: Wie lässt sich Big Data für HR nutzen?, 10.10.2019, abrufbar unter: https://www.haufe.de/personal/hrmanagement/People-Analytics-Wie-laesst-sich-Big-Data-fuer-HR-nutzen_80_501534.html (letzter Abruf am: 11.10.2019).

174 *Bitkom Research GmbH/LinkedIn Deutschland, Österreich, Schweiz*, "Big Data" verändert das Personalwesen nachhaltig.

175 *Kittner*, Big Datenschutz bei Big Data, 07.02.2018, abrufbar unter: https://www.haufe.de/personal/arbeitsrecht/datenschutz-zulaessigkeit-von-big-data-analysen_76_441566.html; *Niklas/Thurn*, BB 2017, 1589: Als Beispiele werden Microsoft und Xerox genannt.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

stäbe hinausgehen könnte. Die Folge wäre, dass immer mehr Entscheidungen an Maschinen abgegeben werden.[176]

a) Allgemeine Definition

Der Begriff der künstlichen Intelligenz ist nicht neu, sondern wurde bereits im Jahr 1955 erstmals verwendet. Definiert wurde der Begriff im Rahmen eines Vorschlags für die erste Studie zum Thema Artificial Intelligence durch *John McCarthy*, *Marvin Minsky*, *Nathaniel Rochester* und *Claude Shannon*. Die Autoren beschrieben den Begriff folgendermaßen:

> *„An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, in improve themselves […] For the present purpose the artificial intelligence problem is taken to be that of making a machine behave in ways that would be called intelligent if a human were so behaving.“*[177]

Eine andere, sehr gut zutreffende Beschreibung kommt von *Elanine Rich* aus dem Jahr 1983:

> *“Artificial Intelligence is the study of how to make computers do things at which, at the moment, people are better.”*[178]

Eine einheitlich akzeptierte Definition von künstlicher Intelligenz gibt es jedoch bis heute nicht.[179] Dies ist dem Umstand geschuldet, dass die Begriffe „Intelligenz“ und „intelligentes menschliches Verhalten“ nicht gut definiert sind.[180] Entscheidend vorangebracht hat die Definition von künstlicher Intelligenz der britische Mathematiker *Alan Turing*– ebenfalls bereits im Jahr 1950 mit dem inzwischen weit bekannten *Turing-Test.* Demnach ist eine Maschine als intelligent zu bezeichnen, wenn ein

---

176 WHWS/*Broy/Heinson*, B. II. Die automatisierte Einzelfallentscheidung im Beschäftigungsverhältnis, Rn. 2.

177 *McCarthy et al.*, A Proposal for the Dartmouthg Summer Research Project on Artificial Intelligence, <aaai.org/ojs/index.php/aimagazine/article/view/1904/1802>.

178 *Schael*, DuD 2018, 547 (548).

179 *Holtel/Hufenstuhl/Klug*, Künstliche Intelligenz verstehen als Automation des Entscheidens, <www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/Bitkom-Leitfaden-KI-verstehen-als-Automation-des-Entscheidens-2-Mai-2017.pdf>, S. 9.

180 *Wichert*, Künstliche Intelligenz, in: Hanser, Lexikon der Neurowissenschaft.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Mensch, der mit einem Computer kommuniziert, diesen nicht mehr als Computer identifizieren kann.[181]

Die Definition *Turings* leidet allerdings darunter, dass sie nur das spezifische Problem der Kommunikation behandelt und für andere Aspekte, die die Interaktion nicht betreffen, nicht anwendbar ist.

Zudem wird in der allgemeinen Bevölkerung das Verständnis des Begriffs „Künstliche Intelligenz" vorwiegend durch Hollywood geprägt und hat wenig mit der derzeitigen technischen Diskussion um KI zu tun, sondern mehr mit Science-Fiction.

Der Begriff der künstlichen Intelligenz zeichnet sich jedoch vor allem dadurch aus, dass KI-Systeme verstehen, schlussfolgern, lernen und interagieren können,[182] d.h. nicht nur starren, vorprogrammierten Abfolgen zur Lösung bestimmter Probleme folgen.

Obwohl Künstliche Intelligenz die Experten bereits seit Jahrzenten beschäftigt, kam der Durchbruch erst in den letzten Jahren, seitdem die entsprechende Rechen- und Speicherkapazität vorhanden ist. Durch diese zunehmenden Kapazitäten ist es nunmehr möglich mit Hilfe von neuronalen Netzen selbstlernende Systeme zu schaffen.[183] Diese zeichnen sich dadurch aus, dass sie keinen starren Abläufen folgen, sondern sich selbst optimieren können. Problematisch ist – insbesondere aus datenschutzrechtlicher Sicht –, dass die Entscheidungen daher für Menschen nur noch bedingt bis gar nicht mehr nachvollziehbar sind, da der Entscheidungsmechanismus der Maschine eine Art „Blackbox" ist.[184] Dies liegt unter anderem daran, dass solche neuronalen Netze mitunter schon 100 Millionen oder mehr Knoten haben, die letztendlich Entscheidungsparameter darstellen.[185]

---

181 Vgl. *Turing*, Mind 1950, 433 ff.

182 *Jäger/Petry*, Digital HR - Ein Überblick, in: Petry/Jäger, Digital HR, S. 46; *Bitkom e.V.*, Entscheidungsfindung mit Künstlicher Intelligenz, S. 16 f.: Abgeleitet vom Englischen Sense, Comprehend, Act and Learn.

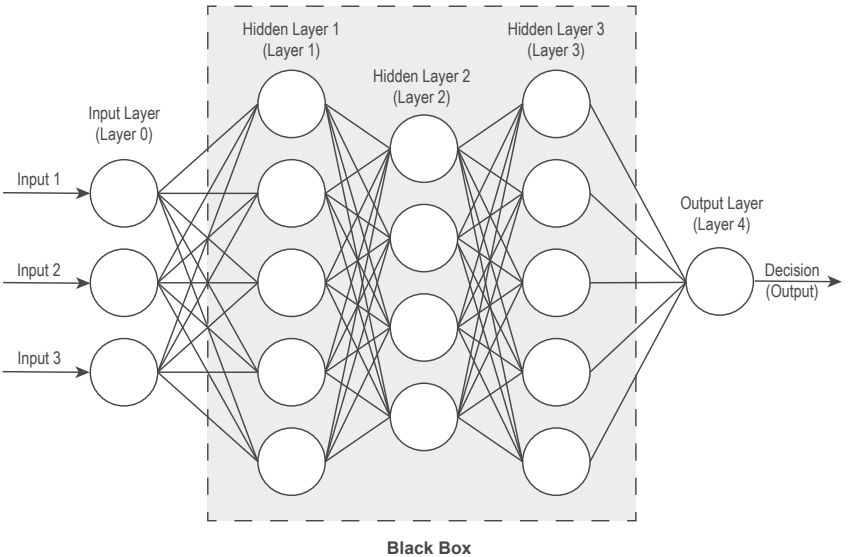
183 *Jäger/Petry*, Digital HR - Ein Überblick, in: Petry/Jäger, Digital HR, S. 47.

184 *Gausling*, PinG 2019, 61 (68 f.); *Stiemerling*, 2.1 Technische Grundlagen, in: Kaulartz/Ammann/Braegelmann, Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning, Rn. 61: auf der technischen Ebene nachvollziehbar, für den Anwender und Benutzer allerdings nicht.

185 *Körner*, 2.4 Nachvollziehbarkeit von KI-basierten Entscheidungen, in: Kaulartz/Ammann/Braegelmann, Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning, Rn. 7.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Abbildung 1: Neuronales Netzwerk (Black Box) mit drei Entscheidungsebenen



b) Automation des Entscheidens

Bereits die Definition zeigt, dass schließlich der Grad der Automation des Entscheidens relevant dafür ist, wie „intelligent" eine Maschine ist. *Bitkom* hat im Jahr 2017 einen Leitfaden veröffentlicht, in welchem ein 5-Stufen-Modell zur Automation des Entscheidens entwickelt und vorgestellt wurde,[186] welches für die Zwecke dieser Arbeit nachfolgend kurz dargestellt werden soll.

aa) Das 5-Stufen-Modell zur Automation des Entscheidens

Auf **Stufe 0** entscheidet der Akteur (Mensch) allein und hat keine Maschine, die ihn hierbei aktiv unterstützt; diese Stufe ist der Ausgangspunkt für jede Automation des Entscheidens. **Stufe 1** ist assistiertes Entscheiden;

186 *Holtel/Hufenstuhl/Klug*, Künstliche Intelligenz verstehen als Automation des Entscheidens, <www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/Bitkom-Leitfaden-KI-verstehen-als-Automation-des-Entscheidens-2-Mai-2017.pdf>, S. 21.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

diese Entwicklung begann bereits in den 1980er Jahren mit einfachen Werkzeugen der Tabellenkalkulation, die es ermöglichten, in kürzester Zeit Antworten auf komplexe Fragen zu geben und die Effizienz somit um das 80-fache zu erhöhen. Auf **Stufe 2** liegt bereits teilweises Entscheiden vor; das System übernimmt die Berechnung und in manchen Anwendungsfällen kann es bereits selbstständig Entscheidungen treffen, wenn der Akteur zuvor seine Präferenzen geäußert hat. „Intelligenz" im Sinne der obigen Definition liegt hier noch keine vor, da die Entscheidungen entlang einer vorprogrammierten Abfolge von Befehlen verlaufen. **Stufe 3** ist geprüftes Entscheiden, d.h. die Maschine entwickelt aus der Situation heraus eigene Vorschläge; Auswahl und Priorisierung von Vorschlägen basieren auf einem Algorithmus, der nach *eigenem Gutdünken* auf alle verfügbaren Datenquellen zugreift. Letztendlich entscheidet jedoch der Akteur, welche Vorschläge er annimmt, ablehnt oder verwertet. Ab hier beginnt „Intelligenz" im Sinne der vorgeschlagenen Definition, denn hier ist der Vorschlagsalgorithmus selbstoptimierend, d.h. passt sich an die Bedürfnisse des Benutzers an, lernt aus seinen Entscheidungen, um noch bessere Vorschläge anbieten zu können. Bei **Stufe 4** überlässt der Mensch die Entscheidung der Maschine für vorab definierte Situationen vollständig. Als Beispiel wird die automatische Steuerung des Kühlsystems von Googles Rechenzentrumgenannt. Hier erkennt das System seine Leistungsgrenzen selbst und entwickelt bessere Strategien, um Energie effizienter nutzen zu können. Bei besonders ungewöhnlichen Situationen (z.B. Naturkatastrophen) wird das System allerdings keine adäquaten Entscheidungen mehr treffen können und ein Mensch muss die Kontrolle übernehmen.

Bei den Stufen 1-4 spricht man von einer schwachen KI oder *Artificial Narrow Intelligence* (kurz: ANI).[187]

Stufe 5 hingegen setzt vollständig autonome Entscheidungen voraus. Hier wird dem System dauerhaft und zuverlässig die Kontrolle über Entscheidungen für eine große und komplexe Anwendungsdomäne überlassen; selbst bei Problemfällen und ungewöhnlichen Situationen kann die Maschine autark sinnvolle Entscheidungen treffen. Ein solches System würde als starke KI oder *Artificial General Intelligence* (kurz: AGI) bezeichnet. Derzeit gibt es keine starke KI.[188] Prognosen gehen davon aus, dass eine solche erst gegen Mitte des Jahrhunderts erreicht wird.[189] Voraussetzung hierfür ist allerdings, dass das System mit allen relevanten Daten in

187 *Gausling*, PinG 2019, 61 (62).
188 So wohl auch *Conrad*, DuD 2017, 740.
189 *Gausling*, PinG 2019, 61 (62).

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Echtzeit sicher versorgt wird, denn ohne diese kann keine datenbasierte Entscheidung getroffen werden.[190]

Daneben gibt es – zumindest in der Theorie – noch die Superintelligenz (*Artificial Super Intelligence*, kurz: ASI)[191], die in allen Bereichen menschlicher Intelligenz überlegen ist. Sie befindet sich außerhalb menschlichen Vorstellungsvermögens und hätte einen kaum vorstellbaren Einfluss auf die Gesellschaft. Es wird damit gerechnet, dass in der zweiten Hälfte des Jahrhunderts die Superintelligenz geschaffen wird.[192]

Derzeitige People Analytics-Systeme befinden sich zwischen Stufe 3 und 4 der Automatisierungs-Skala, da sie bereits in der Lage sind, mittels (schwacher KI) aus verschiedenen Datenquellen Informationen zu sammeln und Vorschlagslisten mittels Scorings und Rankings zu generieren. Letztlich entscheiden aber vor allem im Bereich Personalmaßnahmen (Einstellung, Versetzung, Kündigung) noch verantwortliche Entscheidungsträger im Unternehmen. Wie das eingangs genannte Beispiel von *Xerox* zeigt,[193] gibt es vor allem in den USA schon mutige Unternehmen, die Einstellungsentscheidungen vollständig einem intelligenten Computeralgorithmus überlassen. Das wäre dann Stufe 4 der Automation.

bb) Veränderungspotential durch KI und Entscheidungsautomatisierung

Durch die Automatisierung von Entscheidungen und Prozessen ist ein hohes Veränderungspotenzial in Organisationen zu erwarten. Sich wiederholende Aufgaben, die nach einem bestimmten Muster ablaufen und bislang von Menschen durchgeführt wurden, können durch intelligente Algorithmen in Computersystemen erledigt werden. Menschliche Entscheidungsträger haben mehr Zeit, innovative und kreative Aufgaben zu erledigen, da sie durch die automatisierten Prozesse entlastet werden.[194]

Mit einhergehend ist somit auch eine Veränderung des Tätigkeitsinhaltes der davon betroffenen Mitarbeiter. So werden beispielsweise HR-Mit-

---

190 *Holtel/Hufenstuhl/Klug*, Künstliche Intelligenz verstehen als Automation des Entscheidens, <www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/Bitkom-Leitfaden-KI-verstehen-als-Automation-des-Entscheidens-2-Mai-2017.pdf>, S. 22 f.

191 Diese wurde vom Philosoph *Nick Bostrom* im Jahr 1998 definiert, vgl. *Bostrom*, How long before Superintelligence?, 1998, abrufbar unter: https://nickbostrom.com/superintelligence.html (letzter Abruf am: 11.10.2019).

192 *Gausling*, PinG 2019, 61 (62) m.w.N.

193 *Peck*, The Atlantic 2013 (Dezember 2013).

194 *Bitkom e.V.*, Entscheidungsfindung mit Künstlicher Intelligenz, S. 55.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

arbeiter nicht mehr mit dem Sichten und Sortieren von Bewerbungsunterlagen beschäftigt sein, sondern mit dem Trainieren des Systems, ggf. Programmieren und Festlegen der Parameter des Algorithmus und dem Auswerten von gefundenen Mustern durch eingesetzte Software zur Optimierung des Systems. Bei sinnvollem Einsatz erhöht sich die Effizienz fundamental, da die automatisierbaren Prozesse, die zuvor etliche Stunden menschlichen Arbeitseinsatzes erfordert haben, binnen Sekunden durch datenbasierte Auswertungen vorgenommen werden können.

III. Reifegrade der Arbeitnehmeranalyse

Holthaus, *Park* und *Stock-Homburg* haben sich in ihrem Beitrag „People Analytics und Datenschutz - Ein Widerspruch?"[195] mit der Entwicklung der Arbeitnehmeranalyse im zeitlichen Verlauf beschäftigt und in Anlehnung an *Josh Bersin*[196] herausgearbeitet, dass es fünf unterschiedliche Reifegrade von People Analytics in der Praxis gibt.

Level 1 beschreibt den niedrigsten Grad der Auswertung und wird als Operationales Reporting beschrieben, bei welchem lediglich auf Unternehmensanforderungen reagiert wird, beispielsweise durch Auswertung von Lohn- und Gehaltsabrechnungen. Hierbei handelt es sich um einfaches Personalcontrolling, das der Beschreibung des Ist-Zustands dient.[197]

Auf **Level 2** findet bereits ein fortschrittliches Reporting statt, welches durch proaktives und selbstgesteuertes Handeln gekennzeichnet ist, indem das HRM u.a. Mitarbeiterbefragungen und ähnliches durchführt. Die Analyse von Daten erfolgt auf Basis einfacher Verfahren der deskriptiven Statistik, wie Auszählung und Verteilungsparameter wie Mittelwert und Standardabweichung. Beachtet werden muss insbesondere, dass ein statistischer Zusammenhang noch keinen Schluss auf eine Kausalbeziehung zulässt. Für strategische Personalarbeit haben diese Verfahren daher lediglich einen begrenzten Nutzen.[198]

---

195 *Holthaus/Park/Stock-Homburg*, DuD 2015, 676 (678 f.).

196 *Bersin*, Why People Management is Replacing Talent Management, 2015, abrufbar unter: http://joshbersin.com/2015/01/why-people-management-is-replacing-talent-management/ (letzter Abruf am: 17.10.2017).

197 *Mühlbauer/Huff/Süß*, People Analytics und Arbeit 4.0, in: Werther/Bruckner, Arbeit 4.0 aktiv gestalten, S. 110.

198 *Mühlbauer/Huff/Süß*, People Analytics und Arbeit 4.0, in: Werther/Bruckner, Arbeit 4.0 aktiv gestalten, S. 110.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Level 3 ist die strategische Nutzung von Analytics und die Entwicklung von „People Models", wobei auf dieser Stufe bereits Trendanalysen auf Basis vorhandener Daten für langfristige Top-Management-Entscheidungen erstellt werden.

Predictive Analytics ist **Level 4** und ermöglicht, wie der Name bereits erahnen lässt, auf Basis von Vergangenheits- sowie Echtzeitdaten, Prognosen für Zukunftsszenarien zu erstellen. Die Erweiterung zu Stufe 3 ist, dass nicht nur auf Basis bereits vorhandener Daten gearbeitet wird, sondern mithilfe von Echtzeitauswertungen (bspw. durch Sensorik und IT-Daten) schneller agiert und noch genauere Prognosen erstellt werden können.

Stufe 3 und 4 werden in vereinfachten Modellen als fortgeschrittene People Analytics bezeichnet,[199] die Fragen wie „*Beeinflusst die Einführung variabler Vergütung die Arbeitsleistung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter?*", „*Wirkt sich die Rekrutierung über soziale Medien auf die Qualität der Bewerber für ausgeschriebene Stellen aus?*" etc. beantworten sollen. Mathematisch werden Verfahren der multivariaten Statistik eingesetzt, um Kausalbeziehungen überprüfen zu können. Voraussetzung ist aber eine höhere Datenqualität, sodass beispielsweise auch Längsschnittdaten erhoben werden sollten, m.a.W. die Daten über längere Zeitspannen aufgezeichnet werden, um eine breitere Datenbasis für Auswertungen zu erhalten. Eine Auswertung lediglich einzelner Vorgänge oder Zeitpunkte hingegen bietet keine ausreichende Datenqualität.

Der höchste Reifegrad nach diesem Modell ist **Level 5**, sog. Prescriptive Analytics. Hier beginnen nach *Holthaus*, *Park* und *Stock-Homburg* die sog. **Advanced People Analytics**, bei welcher bereits automatische personalbezogene Entscheidungen gefällt werden. Auf Basis der Analyse von unterschiedlichen Datenquellen sowie der automatisierten Ermittlungen von Szenarien sollen Entscheidungen weitgehend autonom vom System getroffen werden. Jedenfalls sollen diese Systeme relativ zuverlässige Schätzungen auch für noch unbekannte Analyseobjekte generieren.[200] Auf dieser Stufe kommen Verfahren des maschinellen Lernens zum Einsatz, um den Zusammenhang zwischen einzelnen Variablen und Datensätzen zu erkennen und in weiterer Folge den Algorithmus weiter zu optimieren. Die Ergebnisse werden im Einzelfall nicht immer zutreffen, sie haben aber

199 *Mühlbauer/Huff/Süß*, People Analytics und Arbeit 4.0, in: Werther/Bruckner, Arbeit 4.0 aktiv gestalten, S. 110 f.

200 *Mühlbauer/Huff/Süß*, People Analytics und Arbeit 4.0, in: Werther/Bruckner, Arbeit 4.0 aktiv gestalten, S. 112.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

bereits einen Mehrwert, wenn die Schätzungen im Mittel häufiger zutreffen als nicht, d.h. die Systeme einen tatsächlichen Mehrwert generieren.[201]

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit fortgeschrittenen People Analytics-Modellen, die als Grundlage für EBPM basieren können. Nach dem eben vorgestellten Modell also Level 3, 4 und 5.

§ 3 Vor- und Nachteile bzw. Gefahren von People Analytics

I. Sicherere Prognosen / Erkennen bislang unbekannter Zusammenhänge

Wie bereits herausgearbeitet, können durch KI und Big Data in großen Datenmengen unbekannte Zusammenhänge erkannt und auf Basis der erkannten Muster Prognosen erstellt werden. Diese Prognosen sollen den Entscheidungsträgern im Unternehmen helfen, Entscheidungen zu treffen, indem sie eine (nachvollziehbare) Grundlage hierfür liefern.[202]

Beim Einsatz künstlicher Intelligenz müssen die Entscheider in der Praxis noch nicht einmal die maßgeblichen Entscheidungskriterien kennen, was an folgendem Beispiel verdeutlicht werden soll:[203]

Im Rahmen einer Stellenbesetzung wird eine Software eingesetzt, die in einem ersten Schritt das Arbeitszeugnis analysiert und alle Bewerber, die schlechter als ein „gut" in der Bewertung haben, aussortiert. In einem weiteren Schritt wird die Software mit den Daten aller Beschäftigten versorgt sowie den Fluktuationen. Mit diesen Daten soll das Programm lernen, welche Daten maßgeblich sind, um einen „guten Arbeitnehmer" für das Unternehmen zu rekrutieren. Mit Hilfe eines Scorings der Kriterien soll schlussendlich eine Rangfolge erstellt werden, wobei der beste schlussendlich eingestellt wird. Welche Faktoren in welcher Gewichtung letztendlich hierfür maßgeblich sind, ist Inhalt des neuronalen Netzwerkes, dass die Software beim Lernprozess mit vorhandenen Daten erstellt. Möglicherweise werden hierbei für einen Menschen unidentifizierbare Zusammenhänge erkannt, die zur besten Einstellung führen. Je mehr Daten die Software zur Entscheidung bekommt, desto präziser werden die getroffenen Vorhersagen.

---

201 *Mühlbauer/Huff/Süß*, People Analytics und Arbeit 4.0, in: Werther/Bruckner, Arbeit 4.0 aktiv gestalten, S. 112.

202 *Niklas/Thurn*, BB 2017, 1589.

203 Beispiel aus WHWS/*Broy/Heinson*, B. II. Die automatisierte Einzelfallentscheidung im Beschäftigungsverhältnis, Rn. 5.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

Welche Kriterien vom dahinterstehenden neuronalen Netz aber warum in welchem Maße gewichtet wurden, bleibt dem Menschen verborgen. Dennoch führt diese Form der Entscheidung in aller Regel zu präziseren Ergebnissen wie menschliche Entscheidungen.

II. Nachvollziehbarkeit von Entscheidungen

Fortgeschrittenere Systeme, die mit KI arbeiten, haben das eben dargestellte Problem der Nachvollziehbarkeit der Logik. Damit geraten sie in Konflikt mit dem Gesetz. Nach Art. 13 Abs. 2 lit. f), Art. 14 Abs. 2 lit. g) und Art. 15 Abs. 1 lit. h) DSGVO müssen Datenverarbeitern in Fällen der automatisierten Entscheidungsfindung nach Art. 22 Abs. 1 bis 4 DSGVO dem Betroffenen *„aussagekräftige Informationen über die involvierte Logik sowie die Tragweite und die angestrebten Auswirkungen einer derartigen Verarbeitung für die betroffene Person"* geben können. Auch bei Verarbeitungsvorgängen, die nicht in eine automatisierte Entscheidung münden, hat der Verarbeiter nach Art. 5 Abs. 2 DSGVO eine Rechenschaftspflicht. Neuronale Netze sind daher höchst problematisch, da diese für den Menschen in vielen Fällen eine Art „Black Box" darstellen.[204] Letzteres gilt im Übrigen auch für Spiele, die immer mehr im Rahmen von People Analytics eingesetzt werden, um Stärken und Schwächen der Bewerber herauszufinden.[205]

Allerdings können datenbasierte Entscheidungen ebenso umgekehrt genutzt werden: Im Rahmen von daten- und evidenzbasiertem Personalmanagement müssen sich Management bzw. Unternehmensführung nicht mehr auf persönliche Intuition verlassen, sondern können ihre Entscheidungen auf Basis von erkannten Mustern in vorhandenen Daten fällen. Der menschliche Entscheidungsprozess ist keine Art „black box" mehr, sondern Entscheidungen werden transparenter, nachvollziehbarer und einheitlich;[206] sie folgen einem ganz bestimmten, berechneten Muster. Vor-

---

204 Siehe insofern bereits **C. § 2 II. 2. a**); ferner *Gausling*, PinG 2019, 61 ff.; *Körner*, 2.4 Nachvollziehbarkeit von KI-basierten Entscheidungen, in: Kaulartz/Ammann/Braegelmann, Rechtshandbuch Artificial Intelligence und Machine Learning, Rn. 8.

205 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (983).

206 Hiergegen spricht *Wedde* ohne nähere Begründung, dass die menschliche Entscheidung transparenter als eine automatisierte Entscheidung sei, vgl. *Wedde*, Automatisierung im Personalmanagement - arbeitsrechtliche Aspekte und Beschäftigtendatenschutz, *<algorithmwatch.org/de/gutachten-arbeitsrecht-datenschutz-wedde/>*, S. 38.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

aussetzung dafür ist, dass der Entscheidungsprozess oder Vorschlag der Software von dieser ausreichend transparent gestaltet ist und für Menschen verständlich begründet wird. Routinemäßige Prozesse lassen sich durch den Einsatz von Algorithmen ressourcensparend optimieren.[207]

Zu beachten ist, dass – wie bereits beschrieben – die Analyseverfahren ein bestimmtes Verhalten oder Ergebnis nicht mit absoluter Sicherheit vorhersagen können, sondern lediglich schätzen. Das Ergebnis solcher Verfahren ist daher nicht „der Weisheit letzter Schluss", sondern lediglich eine andere Methode, Entscheidungen zu treffen. Je nach Einsatzzweck sind die Entscheidungen oft besser als die von einem Menschen getroffenen, manchmal aber auch schlechter. Hinzu kommt, dass das Entscheiden eine Tätigkeit ist, die insbesondere durch menschliches Verhalten wie Erfahrung, Intuition und Hingabe dominiert wird und es hierfür aktuell noch keine plausiblen theoretischen Modelle gibt, die technisch implementiert werden könnten.[208]

III. Diskriminierungsfreie Entscheidungen

Ein weiterer Aspekt, der bei der Diskussion computerbasierten Entscheidungen immer wieder auf der Pro-Seite aufgeführt wird, ist die Verhinderung von Diskriminierungen.[209]

Gleichzeitig wird aber von breiter Seite auch das Risiko erkannt: Beinhaltet der Algorithmus selbst bereits (bewusst oder unbewusst) eine diskriminierende Funktion, so wird diese systematisiert.[210] Als Beispiel kann ein Bewerberauswahlalgorithmus bei Amazon genannt werden: Bereits im Jahr 2014 wurde versucht, einen Algorithmus zu entwickeln, der die Qualifikation von Bewerbern automatisch auf Basis der eingesendeten Lebensläufe bewertet. Das Tool sollte das Recruitment unterstützen, indem es auf Basis von Daten vergangener Bewerbungsprozesse die Kandidaten auf einer Fünf-Sterne-Skala einordnet. Zum Einsatz kam das System allerdings

---

207 *Bissels/Mayer-Michaelis/Schiller*, DB 2016, 3042.

208 *Bitkom e.V.*, Entscheidungsfindung mit Künstlicher Intelligenz, S. 61.

209 *Lützeler/Kopp*, ArbRAktuell 2015, 491 (492); *Kramer*, "Der Algorithmus diskriminiert nicht", 09.02.2018, abrufbar unter: https://www.zeit.de/arbeit/2018-01/roboter-recruiting-bewerbungsgespraech-computer-tim-weitzel-wirtschaftsinformatiker/komplettansicht?print (letzter Abruf am: 21.01.2019).

210 *Weichert*, ZD 2013, 251-259 (255); *Martini/Nink*, NVwZ 2017, 681 (682); *Martini*, JZ 2017, 1017 (1018); ausführlich *Culik*, Beschäftigtendatenschutz nach der EU-Datenschutz-Grundverordnung, S. 81 ff.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

nie, da es dazu tendierte, Frauen schlechter zu bewerten als Männer. Es wird vermutet, dass die Überzahl männlicher Arbeitskräfte im IT-Sektor dazu führte, dass der Algorithmus daraus „lernte" und die Schlussfolgerung zog, dass Männer geeigneter als Frauen seien.[211]

Aus diesem Beispiel wird auch die Problematik beim Einsatz von Algorithmen ersichtlich: Entweder finden Algorithmen Muster in bisherigen Entscheidungen oder basieren auf menschlichen Modellierungen, sodass sie auch dessen Vorurteile, Neigungen und Wertungen übernehmen.[212] Diskriminierungen sind Algorithmen grundsätzlich fremd, sie treffen aufgrund von Gruppenwahrscheinlichkeiten Aussagen über Einzelne, sodass strukturelle Ungleichheiten dadurch „zementiert" werden.[213] Indirekte Diskriminierungen sind im Einzelfall schwierig zu erkennen und zu beweisen,[214] da diese nicht auf offensichtlichen Diskriminierungskriterien wie Alter, Geschlecht etc. basieren.

Inzwischen gibt es zur Vermeidung von indirekten Diskriminierungen erste technische Möglichkeiten, die solche erkennen (sollen) und aus den Auswertungen der Algorithmen entfernen.[215] Diese sind jedoch noch nicht ausgereift und können Diskriminierungen noch nicht sicher verhindern.

Andererseits gibt es aber auch Fälle, in denen die Daten der Algorithmen gezielt dazu genutzt werden, um bewusste Diskriminierungen zu verschleiern (sog. „*Masking*").[216] In solchen Fällen werden mittels Algorithmen und Mustererkennung bewusst nicht-sensitive Daten gesucht, an denen der Entscheider seine diskriminierende Entscheidung festmachen und somit die vorsätzlich begangene und verbotene Diskriminierung hinter Daten verstecken kann.[217] So wurden früher insbesondere in den Vereinigten Staaten diskriminierende Entscheidungen oftmals an der Postleitzahl und der Entfernung zum Arbeitsort festgemacht, um hierdurch Minder-

211 Vgl. *Haufe Online Redaktion*, Künstliche Intelligenz im Recruiting: Das halten Bewerber davon, 07.01.2019, abrufbar unter: https://www.haufe.de/personal/hrmanagement/Kuenstliche-Intelligenz-im-Recruiting-Das-halten-Bewerber-davon_80_475156.html (letzter Abruf am: 21.01.2019).

212 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (1016).

213 *Martini*, JZ 2017, 1017 (1018).

214 *Wildhaber*, ZSR 2016, 315 (337).

215 *Wildhaber*, ZSR 2016, 315 (338); instruktiv *Ajunwa et al.*, SSRN Electronic Journal 2016, DOI: 10.2139/ssrn.2746078.

216 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (1025).

217 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (1025 f.).

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

heiten, die vorwiegend am Stadtrand lebten, auszugrenzen.[218] Im Rahmen des Kreditscorings wäre eine solche Vorgehensweise aufgrund § 31 Abs. 1 Nr. 3 BDSG zumindest in Deutschland verboten; unabhängig von der Europarechtswidrigkeit der Vorschrift[219] stellt sich jedoch die Frage, ob die Wertung des § 31 BDSG, der nach der Gesetzesbegründung nur auf Bonitätsauskünfte anwendbar ist,[220] auf Verarbeitungen im Beschäftigtenkontext ebenfalls angewendet werden kann.[221]

IV. Überwachung der Arbeitnehmer

Für effektive Analysen ist eine große Datenbasis erforderlich. Der Arbeitgeber ist daher dazu geneigt, möglichst viele Daten über den Arbeitnehmer zu speichern.[222] Ohnehin werden im Beschäftigungsverhältnis eine Reihe von Daten zu verschiedensten Zwecken erhoben und gespeichert. Hierzu zählen neben den aus gesetzlichen Gründen notwendigen Daten auch solche wie Zugangskontrolldaten, Kantinenabrechnung, Logdateien von benutzen Maschinen, Internetverlauf, An- und Abmeldedaten etc., die – zumindest aus technischer Sicht – nahezu beliebig miteinander verknüpft werden können. Hierdurch lassen sich zahlreiche neue Aussagen über den Arbeitnehmer gewinnen; der Arbeitgeber gewinnt an „Informationsmacht".[223]

Arbeitnehmer könnten sich hierdurch einem dauernden Überwachungsdruck ausgesetzt fühlen, welcher dazu führt, dass ihre Persönlichkeitsrechte hierdurch verletzt werden. Es muss daher bei der Umsetzung von People Analytics-Maßnahmen, bei denen mittels Überwachung Daten gesammelt werden, genau darauf geachtet werden, keinen unzulässigen Überwachungsdruck auf die Arbeitnehmer auszuüben und nur solche Daten zu sammeln, bei denen das Informationsinteresse des Arbeitgebers das Geheimhaltungsinteresse des Arbeitnehmers überwiegt.[224]

---

218 Vgl. *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (1014).
219 Siehe hierzu unten **E. § 1 III. 2. c) bb) (1)**.
220 BT-Drs. 18/11325, S. 101.
221 Dazu später mehr, vgl. **E. § 1 III. 2. c) bb)**.
222 So ist das Erheben und Verknüpfen von Daten ein Umsetzungsschritt in Empfehlungen zu People Analytics-Initiativen, vgl. *Mühlbauer/Huff/Süß*, People Analytics und Arbeit 4.0, in: Werther/Bruckner, Arbeit 4.0 aktiv gestalten, S. 126.
223 *Däubler*, Gläserne Belegschaften, Rn. 36.
224 Zu den Abwägungskriterien und dem -maßstab siehe **D. § 1 III. 2. f)**, **D. § 1 IV. 2. b)**, **E. § 1 I. 1. b)**, **E. § 1 III. 2. a) cc) (4)**, **E. § 4 II. 1**.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

V. Datensicherheit

Aufgrund der großen Ansammlungen an (personenbezogenen) Daten beim Arbeitgeber wird auch die Datensicherheit ein immer größeres Thema. Bereits in den Verarbeitungsgrundsätzen thematisiert dies die europäische Verordnung: Nach Art. 5 Abs. 1 lit. f DSGVO müssen Daten in einer Weise verarbeitet werden, die eine angemessene Sicherheit gewährleistet, einschließlich Schutz vor unbefugter und unrechtmäßiger Verarbeitung sowie vor unbeabsichtigter Zerstörung und Schädigung. Hierbei müssen geeignete technische und organisatorische Maßnahmen eingesetzt werden (Grundsatz der Integrität und Vertraulichkeit personenbezogener Daten).

Gelangen Unbefugte an solch weitreichende Datensätze, so sind die Mitarbeiter verschiedenen Gefahren wie beispielsweise Identitätsdiebstahl, Betrug oder Erpressung ausgesetzt. So erlangten Hacker bei Sony im Jahr 2014 aufgrund einer unzureichenden Absicherung der Daten über 100 Terrabyte an Beschäftigtendaten, die sie später für missbräuchliche Zwecke nutzten und wofür Sony an die Beschäftigten Schadensersatz leisten musste.[225]

Datenpannen sind in jedem Falle nach Art. 33 DSGVO an die Aufsichtsbehörde zu melden; unter Umständen sind auch die Betroffenen nach Art. 34 DSGVO zu informieren.

§ 4 Mögliche Einsatzszenarien und Werkzeuge von People Analytics

I. Verringerung der Fluktuationsquote

Großflächige Analysen und Untersuchungen können dazu eingesetzt werden, Wechselfaktoren zu finden und zu eliminieren. Dies ermöglicht es, gute Arbeitskräfte im Unternehmen zu halten, hierdurch Kosten zu sparen und Erfahrung sowie Wissen zu sichern. Beispielsweise setzen die Unternehmen *Microsoft* und *Xerox* Analytics im Retention Management ein und haben so bereits 2013 bzw. 2015 das Ziel erreicht, die Fluktuationsquote um 50 % zu verringern, indem sie u.a. Mentoren eingesetzt, spezielle Mitarbeiterbeteiligungsangebote geschaffen oder Gehaltserhöhungen auf Basis der Profile angeboten haben.[226]

---

225 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (1006).
226 *Holthaus/Park/Stock-Homburg*, DuD 2015, 676 (678) m.w.N.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

II. Stimmungsbarometer

Durch People Analytics ist es ferner möglich, Stimmungsbarometer auf Team-, Abteilungs-, Unternehmens- oder Überunternehmensebene zu implementieren. So kann beispielsweise durch sog. *Employer Brand Analytics* die „Erfolgswirksamkeit der Arbeitgebermarke" analysiert werden. Ziel ist es, herauszufinden, wie attraktiv ein Arbeitgeber auf potenzielle Bewerber wirkt, um so gezielt an der Marke arbeiten zu können. Im Unternehmen ist es möglich, durch das Erfassen von Schlüsselwörtern in Foren oder Chats, die Meinungen von Beschäftigten zu erfassen, die bestimmte Stimmungen widerspiegeln (sog. *Sentiment Analyse* oder auch *Opinion & Engagement Mining* genannt).[227]

III. Kommunikationsdiagramme / Netzwerk-Analysen

Ebenfalls möglich ist es, die Kommunikation der Beschäftigten untereinander z.B. über E-Mails, Anrufe, interne soziale Netzwerke, Foren o.ä. zu untersuchen, um beispielsweise wichtige Aktoren im betrieblichen Kommunikationsgeflecht zu identifizieren (z.B. „Stimmungsmacher", Schlüsselpersonen).[228] Hierbei können nicht nur die Netzwerke dargestellt werden, sondern auch der Einfluss auf die individuelle Leistung gemessen werden, indem weitere Sensoren wie beispielsweise Smartwatches (sog. *Wearables*) eingesetzt werden.

So kann nicht nur festgestellt werden, wer mit wem kommuniziert. Es gilt auch zu erfahren, wie viele Verbindungen ein Arbeitnehmer zu anderen Arbeitnehmern hat, wie „eng" oder „weit" diese sind und über welche Hierarchieebenen sie sich erstrecken.

Hieraus lassen sich dann beispielsweise Aussagen zur optimalen Arbeitsplatzgestaltung (z.B. Anordnung von Sitzgruppen, offene oder geschlossene Büros etc.) oder aber auch zur optimalen Zusammensetzung von Teams treffen.[229]

---

227 *Holthaus/Park/Stock-Homburg*, DuD 2015, 676 (678).
228 Instruktiv *Höller/Wedde*, Die Vermessung der Belegschaft.
229 *Holthaus/Park/Stock-Homburg*, DuD 2015, 676 (678).

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

IV. Gesundheitsförderung

Die Analyseergebnisse und Prognosen können präventiv im Rahmen der Gesundheitsförderung eingesetzt werden. So wird es Unternehmen ermöglicht, Ausfall- und Krankheitsquoten zu verringern, indem Risikofaktoren frühzeitig erkannt und somit vermieden werden können. Durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz können Krankheitsmuster bei den Arbeitnehmern erkannt werden, die sich möglicherweise immer nach demselben Schema wiederholen, ein Zusammenhang jedoch durch den Menschen nicht erkannt werden konnte. Dies kann unzählige Ursachen haben: Teilweise genügen schon leicht unterschiedliche Ausgangsparameter, um das Problem zu verdecken. Insbesondere bei psychischen Erkrankungen ist es besonders schwierig, die Ursachen zu evaluieren. Hier könnten automatisierte Auswertungen auf Basis von Verkehrs- und Nutzungsdaten durchaus Rückschlüsse auf die Entstehung geben, die bislang unbekannt geblieben sind. Eine sehr interessante Entscheidung im Bereich der Prävention von Überbelastungen ist 2017 vor dem höchsten deutschen Arbeitsgericht gelandet: Der Arbeitgeber wollte eine Belastungsstatistik für alle Arbeitnehmer in den Außenstellen anfertigen. Insbesondere aufgrund zu umfangreicher und teilweise nicht geeigneter Auswertungen wurde das Vorgehen des Arbeitgebers als unzulässig beurteilt.[230]

V. Selbstkontrolle

Mithilfe von sog. „Dashboards“ kann es Arbeitnehmern, Teamleitern oder Abteilungsleitern ermöglicht werden, sich selbst bzw. den eigenen Verantwortungsbereich mit anderen (ähnlichen) im Unternehmen zu vergleichen, um somit eine Selbstkontrolle vornehmen zu können. Hierbei kann beispielsweise die Einbindung in das soziale Netzwerk des Betriebs mit einem Score versehen werden, der eine Selbsteinschätzung ermöglicht sowie einen Vergleich mit anderen Arbeitnehmern des Betriebs (vgl. beispielsweise das *IBM Social Engagement Dashboard*)[231].

Ebenfalls können dem Arbeitnehmer durch ein solches Dashboard auch seine eigenen (schlechten) Gewohnheiten aufgezeigt werden, damit dieser

---

230 Vgl. BAG, Beschl. v. 25.04.2017 – 1 ABR 46/15, NZA 2017, 1205 (1205); im Detail unten **E. § 1 III. 2. a) cc) (4) (a).**

231 http://www-935.ibm.com/services/services-offerings/pdf/Intro-Social-Engagement-Dashboard(1).pdf, letzter Abruf am: 24.05.2018.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

daran arbeiten kann. So kann beispielsweise anhand von Kalenderdaten und Auswertungen aus E-Mail-Programmen oder des Betriebssystems dem Benutzer angezeigt werden, wie viele Stunden er pro Woche in Meetings verbringt, wieviel Zeit beim Beantworten von E-Mails „verloren" geht und wie viel tatsächlich fokussiert gearbeitet wird.[232] Mit Graphen kann dargestellt werden, wie sich das Verhalten über einen bestimmten Zeitraum verändert hat und somit ggf. auch Prognosen für die Zukunft erstellt werden. Mit weiteren Auswertungen – beispielsweise des unternehmensinternen E-Mail-Servers – lassen sich Aussagen zur Effektivität der E-Mail-Kommunikation treffen, indem dem einzelnen Arbeitnehmer angezeigt wird, wie hoch der Prozentsatz der tatsächlich von anderen gelesenen, versandten E-Mails ist oder wie viele ankommenden E-Mails selbst gelesen werden.[233] Auch diese Auswertungen könnten wieder in einen Vergleich zu anderen (vergleichbaren) Arbeitnehmern im Unternehmen gebracht werden.

Sofern die Auswertungen über sich selbst nur vom Arbeitnehmer eingesehen werden können, dienen diese lediglich der Selbstkontrolle und -optimierung. Technisch möglich wäre es, diese Vergleichsbetrachtungen auf Team-, Abteilungs- und Unternehmensebene durchzuführen, um so die Arbeitnehmer zu überwachen und auf Basis dieser Daten Entscheidungen zu treffen.

VI. Spiele / Gamification

In jüngerer Zeit geht der Trend, insbesondere in den Vereinigten Staaten, dazu, Persönlichkeitseigenschaften von Bewerbern durch Spiele (insbesondere auf dem Mobilgerät) in Erfahrung zu bringen.[234] Hierdurch erhoffen sich die Unternehmer, ein neutraleres Bild von ihren Bewerbern zu bekommen, da die Spiele Spaß machen, die Bewerber hierdurch entspannter sind und sich möglicherweise nicht verstellen. Die Forscher *Bodie*, *Cherry*, *McCormick* und *Tang* haben in ihrer Untersuchung[235] verschiedene Spie-

232 So beispielsweise bei Microsoft Delve MyAnalytics, vgl. *Redmond*, Delve Analytics lets Office 365 users track (and maybe change) bad email habits, 02.03.2016, abrufbar unter: https://www.itprotoday.com/print/79221 (letzter Abruf am: 29.01.2019).

233 *Redmond*, Delve Analytics lets Office 365 users track (and maybe change) bad email habits, 02.03.2016, abrufbar unter: https://www.itprotoday.com/print/79221 (letzter Abruf am: 29.01.2019).

234 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (973 ff.).

235 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb

le des Herstellers *Knack* getestet, da diese von namhaften Unternehmen wie *Tom*, *Krispy Kreme* oder *City*[236], aber auch *UBS*, *Daimler*, *Generali*, *DAF*[237] eingesetzt werden. Die Spiele fordern die Spieler auf, zahlreiche Entscheidungen zu treffen, Handlungen vorzunehmen und untersuchen die Reaktionen. Es werden tiefgreifende wissenschaftliche Erkenntnisse versprochen, die den Spielern helfen, ihre Talente zu entdecken und somit die richtigen Entscheidungen zu treffen. Zum Zeitpunkt der Untersuchung lieferten die Spiele jedoch nur wenig überzeugende Ergebnisse, insbesondere waren die Aussagen sehr vage und oberflächlich. Dazu kommt, dass die dahinterstehende Logik für den Benutzer größtenteils eine Black Box ist, da sie nicht wissen, wie ihre Eingaben gewichtet und bewertet werden. Letztlich bemängelten die Forscher auch, dass bei den von den Forschern getesteten Spielen auch „sensitive Informationen" wie Alter, Familienstand, Haushaltseinkommen oder Geschlecht abgefragt wurden. Insbesondere aufgrund der Abfrage von Alter und Geschlecht, Kriterien, die bei einer (üblichen) Bewerbungssituation keine Rolle spielen dürfen (vgl. § 1 AGG), müsste sich ein Arbeitgeber dem Vorwurf der Diskriminierung aussetzen, wenn ein Kandidat ausschließlich auf Basis des Ergebnisses des Spiels ablehnt und dies dem Bewerber so offenbart. Da der Arbeitgeber den dahinterstehenden Quellcode nicht kennt und dieser vom Hersteller nicht veröffentlicht wird, könnte er sich im Rahmen einer Antidiskriminierungsklage nur schwer entlasten, da er nicht beweisen könnte, dass diese unzulässigen Differenzierungskriterien keinen Ausfluss auf das Spielergebnis und somit die Einstellungsentscheidung hatten.

236 *Bodie et al.*, Colorado Law Review 2017, 961 (976) Fn. 89.

237 Auflistung auf der Website: https://www.knackapp.com/#careers, letzter Abruf am: 26.10.2019.

https://doi.org/10.5771/9783748926368-56, am 12.10.2024, 06:19:58
Open Access – (cc) BY-SA – https://www.nomos-elibrary.de/agb