



Datengenerator für Daten mit Bias als Grundlage für Data Science Projekte

Studienarbeit

für die Prüfung zum
Bachelor of Science

des Studiengangs Informatik
an der Dualen Hochschule Baden-Württemberg Stuttgart

von
Simon Jess, Timo Zaoral

Juni 2022

Bearbeitungszeitraum
Matrikelnummer, Kurs
Betreuer

04.10.2021 - 10.06.2022
8268544, 6146532, INF19C
Prof. Dr. Monika Kochanowski

Erklärung

Wir versicherern hiermit, dass wir die vorliegende Studienarbeit mit dem Thema: *Datengenerator für Daten mit Bias als Grundlage für Data Science Projekte* selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt haben. Wir versichern zudem, dass die eingereichte elektronische Fassung mit der gedruckten Fassung übereinstimmt.

Stuttgart, Juni 2022

Simon Jess

Timo Zaoral

Abstract

Fasst die Aufgabenstellung und Ergebnisse kompakt und übersichtlich in wenigen Zeilen zusammen (4-7 Zeilen).

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	V
Abbildungsverzeichnis	VI
Tabellenverzeichnis	VII
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	2
1.2 Zielsetzung	3
1.3 Aufbau der Arbeit	4
2 Stand der Technik	5
2.1 Daten als wertschöpfende Ressource	5
2.1.1 Daten	5
2.1.2 Datenqualität	7
2.2 Künstliche Intelligenz (KI)	9
2.2.1 Künstliche Intelligenz allgemein	9
2.2.2 Teilgebiet maschinelles Lernen	10
2.2.3 Ethik in der künstlichen Intelligenz	16
2.3 Vorurteile im Zusammenhang mit KI	22
2.3.1 Bias	22
2.3.2 Diskriminierung durch Vorurteile in Daten	26
2.3.3 Gegenmaßnahmen	28
3 Praktischer Teil	31
3.1 Szenarien	31
3.1.1 Szenario zur Bewertung von Bewährungsanträge	31

3.1.2	Szenario zur Vorhersage eines sozialen Punktesystems	32
3.1.3	Vergleich der Szenarien	33
3.2	Konzeption	34
3.2.1	Grobkonzept	34
3.2.2	Feinkonzept	35
3.3	Umsetzung	39
3.3.1	Umsetzung des Szenario zur Bewertung von Bewährungsanträge . .	39
3.3.2	Umsetzung des Szenario zur Vorhersage von einem sozialen Punk- tesystem	48
3.4	Datenauswertung	59
3.5	Evaluation der Ergebnisse	59
4	Schluss	60
4.1	Zusammenfassung	60
4.2	Diskussion	60
4.3	Ausblick	60

Abkürzungsverzeichnis

KI	Künstliche Intelligenz
ML	Machine Learning
bzw.	beziehungsweise
M	Männlich
W	Weiblich
dt	deutsch

Abbildungsverzeichnis

2.1	Weltweit jährlich anfallende Datenmenge [7]	5
2.2	Big Data 3 V rule [8]	6
2.3	Data Quality Dimensions [8]	7
2.4	Exemplarisch dargestellte Disziplinen von KI[1]	9
2.5	Arten des maschinellen Lernen[1]	11
2.6	Der Prozess von überwachtem Lernen [19]	12
2.7	Veränderung der Performance durch die Datenmengen [20]	13
2.8	Overfitting und Underfitting [1]	14
2.9	Scheinkorrelationen in der Bilderkennung [21]	14
2.10	Gartner Hype Cycle für KI [22]	16
2.11	Ethische und rechtliche Grundlagen für eine KI [3]	18
2.12	Übersicht ethischer Leitlinien und die Abgedeckten Aspekte [27]	20
2.13	Exemplarische Arten von Bias in den drei Teilbereichen Daten, Algorithmen und Mensch [34]	22
2.14	Erkennung von Schwarzen als Gorillas [37]	26
2.15	Microsoft Chat Bot Tay Twitter Kommentare [39]	27
3.1	Programmablaufplan der fünf Hauptschritte zur Generierung der Daten	35
3.2	Verbindungen zwischen den Attributen eines Bewährungsantrages	36
3.3	Verbindungen zwischen den Attributen des zweiten Szenario	37
3.4	Programmablaufplan zur Generierung der Regeln vom Szenario für Bewährungsanträge	44

Tabellenverzeichnis

2.1	Data Quality Dimensions Merkmale	8
3.1	Tabelle für die Auswirkung der Attributen des ersten Szenario	32
3.2	Tabelle der Attribute und Auswirkungen vom Szenario für das soziale Punktesystem	33
3.3	Tabelle für den Vergleich beider Szenarien	33
3.4	Tabelle zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten für das Geschlecht . . .	40
3.5	Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für die Härte der Strafe nach Geschlecht .	41
3.6	Tabelle zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten für die Hautfarbe unter Berücksichtigung des Geschlechts	42
3.7	Tabelle zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten für die Altersgruppen . .	49
3.8	Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für die Politische Orientierung nach Alter	50
3.9	Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für den Bildungsabschluss nach Alter . .	51
3.10	Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für das Soziale Engagement nach Politi- scher Orientierung	51
3.11	Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für die Wohnlage	52

1 | Einleitung

Die fortschreitende Digitalisierung ist kaum noch aus unserem Alltag wegzudenken. Durch immer mehr Programme, die den Alltag erleichtern sollen, nutzen wir die Errungenschaften der Digitalisierung täglich. Häufig ist hier die Rede von künstlicher Intelligenz. Dabei ist uns meist nicht einmal Bewusst, dass im Hintergrund mit künstlicher Intelligenz gearbeitet wird. Egal ob als intelligenten Routenplaner oder Sprachsteuerung, hinter all diese Anwendung steckt heute nicht mehr nur ein Optimierungsalgorithmus sondern KI.[1]

Mit der Digitalisierung hat man begonnen große Datenmengen zu sammeln. Durch den technischen Fortschritt im Bereich von Big Data, werden diese Datenmengen heutzutage unvorstellbar groß. Mit dem Erfassen und Speichern von Daten ist man in der Lage seine Produkte stetig zu verbessern und zudem neue Geschäftsmodelle zu schaffen. Zu diesen neuen Geschäftsmodellen gehört die nicht mehr aus unserem Alltag wegzudenkende KI. Sie ist in der Lage Entscheidungen und Vorhersagen auf Basis von Daten zu treffen, die durch einen Menschen nur mit großem Aufwand getätigt werden können. Egal ob eine Entscheidung oder eine Vorhersage von einer KI getroffen wird, sie basiert auf Daten der Vergangenheit. Aus diesem Grund sind Daten, sobald sie verarbeitet und genutzt werden, eine so wertvolle Ressource.[2]

Für eine KI werden Daten zum Lernen genutzt. Entscheidend für die Qualität der KI ist somit die Datengrundlage auf der die KI basiert. Lernen bedeutet, dass Zusammenhänge und die dadurch abgebildeten Verhaltensweisen in den Daten von der KI erkannt und gelernt werden. Durch diese Art des Lernens, wie auch wir Menschen lernen, ergeben sich jedoch nicht nur Potentiale sondern auch Risiken. Abhängig von der Datenqualität und Richtigkeit bzw. Zuverlässigkeit der Daten werden zukünftige Entscheidungen und Vorhersagen getroffen. Eine KI betrachtet dabei die Daten vollkommen neutral ohne Hintergrundwissen und ethische Wertvorstellungen. Für manche Entscheidungen gibt es jedoch nicht zwingend Richtig oder Falsch. Häufig ist es ein schmaler Grad dazwischen. In diesen Fällen wird das menschliche Handeln durch Ethik gesteuert. Eine KI besitzt jedoch keine Ethik und so können Entscheidungen einer KI durch unterschiedliche Ursachen benachteiligend oder gar diskriminierenden sein.[3]

Durch KI öffnen sich viele neue Möglichkeiten und Geschäftsmodelle. Sie wird in immer mehr Bereichen eingesetzt. Doch wenn eine KI vor moralischen Entscheidungen steht sollte man bedenken, dass eine Maschine keine Ethik besitzt. Dies kann zu fatalen Fehlentscheidungen führen und „the dark side of KI“ zum Vorschein bringen.

1.1 Motivation

Mit den Vorteilen der KI kommen immer auch Nachteile. Um die Schattenseite einer KI verstehen zu können, muss man das Thema KI etwas genauer betrachten. Eine KI ist meist ein Instrument zur Vorhersage oder Erkennung. Die Entscheidungen werden durch maschinelles Lernen getroffen. Beim Maschinellen lernen werden, vereinfacht gesagt, Verhaltensweisen und Zusammenhänge in Daten analysiert und diese für zukünftige Entscheidungen als Vorlage genutzt. Die besondere Eigenschaft hierbei ist, dass die Daten, auch Trainingsdaten genannt, Daten aus der Vergangenheit sind. Das Lernen funktioniert ähnlich wie bei uns Menschen, die KI bekommt Trainingsdaten die zeigen, wie Sie zu Entscheiden hat und übernimmt diese Verhaltensweise. Da eine KI auf diese Art und weiße lernt und Entscheidungen trifft, ist naheliegend, dass es wie beim Menschen durch diese Form des Lernens auch ungewünschte Effekte gibt. Bei uns Menschen lernen wir in der Regel von den Eltern, die einen erziehen. Bei einer KI sind die Eltern die Daten, die Verhaltensweisen beibringen.[4]

Bei der KI und speziell dem Machine Learning (ML) ergeben sich mehrere zu berücksichtigende Probleme. Das häufigste Problem des ML ist das Under- und Overfitting. Dabei wird entweder zu wenig aus den Trainingsdaten gelernt und deshalb willkürlich entschieden oder die Trainingsdaten werden „auswendig“ gelernt und deshalb bei neuen Daten willkürlich entschieden.[1]

Ein unbekannteres Problem von KI und ML ist die Verzerrung in den Trainingsdaten. Wenn Trainingsdaten aufgrund unterschiedlichster Ursachen unerwünschte Zusammenhänge beinhalten, wird von Bias gesprochen. So können zum Beispiel Entscheidungen aufgrund eines unbekannten Zusammenhang in den Trainingsdaten, häufig auf diskriminierenden Verhaltensmustern oder allgemein Vorurteilen, basieren. Die Problematik liegt darin, dass den Endnutzer in der Regel nicht bekannt ist, dass es einen Bias in den Daten geben kann. In den meisten Fällen ist eine solche Verzerrung verborgen und wird erst im produktiven Betrieb der KI festgestellt.[1]

Diese Verzerrungen führen meist zu Skandalen in der Medienwelt. Es wurde bereits diverse Male in der Presse darüber berichtet, dass bspw. in Unternehmen Bewerbungen durch ein KI vorsortiert wurden und dabei Frauen aus nicht nachvollziehbaren Gründen aussortiert wurden. Ein solches diskriminierendes Verhaltensmuster wurde daraufhin in den Trainingsdaten erkannt.[5]

Diese Diskriminierungen sind jedoch nicht zu vergessen immer auf Trainingsdaten und so in der Regel auf reale Daten aus der Vergangenheit zurückzuführen. Das Problem des Bias in Daten ist daher, durch menschliches Verschulden, eine Schattenseite der KI

1.2 Zielsetzung

KI ist in allen Lebensbereichen vorhanden und auch nicht mehr wegzudenken. Jedoch die Schattenseite der KI, ist den meisten Menschen unbekannt. Dabei spielt die Ethik eine besondere Rolle, denn im Gegensatz zu uns Menschen, verfügt eine KI nicht über ethische Werte und Moral. Häufig spielt die Ethik jedoch in der Entscheidungsfindung eine nicht zu vernachlässigende Rolle. Die Folge aus der fehlenden Ethik bei einer KI kann zu Fehlentscheidungen und fatalen Folgen führen.

Aus diesem Grund soll mehr Bewusstsein für Bias in Daten geschaffen werden. Insbesondere die Entwickler von KI Lösungen müssen für die Thematik mehr sensibilisiert werden, sodass mögliche Benachteiligungen nicht erst in der Praxis festgestellt werden. Dafür soll ein Datengenerator, welcher Daten mit Bias erzeugt entwickelt werden. Um diese Daten in der Lehre einsetzen zu können soll zusätzlich eine Auswertung entwickelt werden, welche den Bias als Visualisierung veranschaulicht.

Die Umsetzung liegt den folgenden Anforderungen zugrunde:

- Konzeption zweier Szenarien, die realitätsnah sind
- Erstellung eines Datengenerators für zufallsgenerierte Daten
 - Python Script zum generieren eines großen Datensets
 - Flexibilität in der Generierung von Datensätzen
 - Erzeugung von flexibel wählbaren Vorurteilen in den Datensätzen
 - Darstellung unterschiedlicher beispielhafter Arten von Vorurteilen in den Daten
 - Bewertete und unbewertete Daten zur weiteren Nutzung bereitstellen
- Erstellung einer Auswertung zur Veranschaulichung des Bias
 - Visuelle Auswertung in Tableau

Ziel ist es, einen Datengenerator für Daten mit Bias zu entwickeln und zusätzlich eine visualisierte Auswertung, die den Bias veranschaulicht. Dieser soll in der Lehre zum Einsatz kommen und für die Thematik von Bias in Daten sensibilisieren.

1.3 Aufbau der Arbeit

Der erste Abschnitt ist in drei Passagen aufgeteilt. Zu Beginn wird das allgemeine Thema der Daten als Grundlage für KI betrachtet. Dabei wird insbesondere auf die Datenqualität eingegangen. Des weiteren wird das Thema Bias, also die Verzerrung in den Daten, auf Basis der Literatur veranschaulicht. In der folgenden Passage wird auf KI und ML eingegangen. Ebenso wird die Ethik in der KI betrachtet. Die letzte Passage setzt sich dann mit Bias in KI Trainingsdaten auseinander. Dabei liegt der Fokus auf der möglicherweise entstehenden Diskriminierung. Im Gegensatz dazu werden zusätzlich Ansätze und Konzepte von Gegenmaßnahmen betrachtet. Im nächsten großen Abschnitt wird die praktische Umsetzung des Datengenerators näher betrachtet. Dafür werden zu Beginn die zwei Szenarien ausgearbeitet und näher beschrieben. Als nächstes werden die daraus entstehenden Anforderungen in Form eines Konzepts aufgestellt. Dieses unterscheidet sich in Fein und Grobkonzept und beschreibt die logischen Funktionen. Daraufhin folgt die Implementierung des beschriebenen Konzepts. Anschließend folgt die in den Anforderungen geforderte Auswertung der generierten Daten. Dazu wird die erstellte Auswertung in Tableau herangezogen. Zum Schluss dieses Abschnitts wird das Ergebnis des Datengenerators und der Auswertung vorgestellt und evaluiert. Abschließend werden alle Erkenntnisse gesammelt und zusammengefasst. Hier wird auch das Ergebnis der Arbeit kritisch reflektiert und evaluiert. Beendet wird die Arbeit mit einem Ausblick darüber, welche Relevanz Bias in der KI zukünftig haben könnte.

2 | Stand der Technik

In diesem Kapitel wird der Stand der Technik näher beleuchtet. Der Fokus liegt dabei auf den Themen Daten, KI und Bias. Zu Beginn wird auf basis der Literatur erläutert, was Daten sind, was Datenqualität bedeutet und worum es sich bei einem Bias handelt. Daraufhin wird näher auf KI, das Teilgebiet ML und die Ethik in der KI eingegangen. Zuletzt werden die Themen in einen gemeinsamen Kontext gebracht und der Einfluss eines Bias auf eine KI betrachtet sowie Gegenmaßnahmen untersucht.

2.1 Daten als wertschöpfende Ressource

2.1.1 Daten

Dass Daten eine wertvolle Ressource seien, meinte bereits 2006 der britische Mathematiker Clive Humby mit dem berühmten Zitat: „Data is the new oil“.[6] Hiermit ist gemeint, dass Daten in ihre Rohform nicht sonderlich wertvoll sind, diese jedoch an Wert gewinnen, sobald man beginnt sie zu verarbeiten. Denn lange Zeit waren Daten nur ein Nebenprodukt der Digitalisierung. Daten wurde gesammelt und gespeichert, aber nicht weiter verwendet. Mit dem technologischen Fortschritt im Bereich von Datenanalysen und mit aufkommen der KI wurden Daten von Zeit zu Zeit immer wertvoller. So wurden neue Datengetriebene Geschäftsfeld ermöglicht, die einen Mehrwert aus Rohdaten schaffen können. Insbesondere das rasante Aufkommen des Internet of Things hat diese Entwicklung stark vorangetrieben. Seither steigt die Menge der jährlich gesammelten Daten exponentiell an.[2]

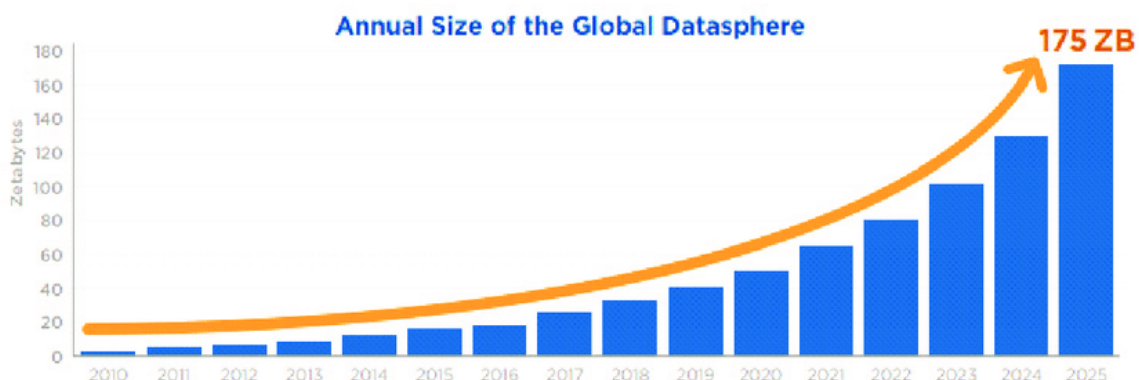


Abbildung 2.1: Weltweit jährlich anfallende Datenmenge [7]

Abbildung 2.1 stammt aus dem Jahr 2018 und verdeutlicht, dass bereits damals erwartet wurde, dass bis im Jahr 2025 rund 175 Zetabyte Daten jährlich gesammelt werden. Im Vergleich dazu waren es 2018 gerade einmal 33 Zetabyte weltweit.[7][8]

Der Begriff Daten selbst wird im ISO2382-1 Standard wie folgt definiert: „reinterpretierbare Darstellung von Informationen in einer formalisierten Weise, die für die Kommunikation, Interpretation oder Verarbeitung geeignet ist“.[9] Daraus lässt sich ableiten, dass Daten Informationen der Vergangenheit repräsentieren und für zukünftige Verwendung die Informationen aus der Vergangenheit in einer einheitlichen Form repräsentieren. Damit ist jedoch nicht die einheitliche Form der Daten selbst gemeint.

Daten gibt es in unterschiedlichen Formen. Es wird zwischen strukturierten und unstrukturierten Daten unterschieden. Strukturierte Daten sind Datensätze bestehend aus einzelnen Variablen die eindeutige Größen darstellen. Beispiel hierfür sind Sensordaten oder Unternehmenszahlen aus einem ERP System. Sie werden tabellarisch gespeichert und können einfach weiter verarbeitet werden. Oftmals sind diese Daten heterogen, was bedeutet, dass sich die Variablen unterscheiden und bspw. Spalte 1 vollkommen andere Daten beinhaltet als Spalte 2. Ein Beispiel hierfür wären Sensoren für Luftfeuchtigkeit und Helligkeit in einem Büro. Als unstrukturierte Daten bezeichnet man Daten, die nicht in sinnvolle einheitliche Variablen unterteilt werden können. Zu dieser Art von Daten zählt man Bilder, Videos, Audio und Textdaten. Sie sind meist homogen, denn die Pixel in einem Bild nehmen zwar unterschiedliche RGB Werte an, jedoch repräsentieren sie alle einen Pixel. Dabei ist es egal ob es sich um Pixel 1 oder Pixel 42 handelt.[1] Bei dieser unvorstellbar großen Datenmenge die jährlich generiert wird, wird davon ausgegangen, dass rund 80% als unstrukturierte Daten vorliegen.[2]

Häufig wird in dem Zusammenhang mit Daten auch von Big Data gesprochen. Eine einheitliche Definition für den Begriff Big Data existiert jedoch nicht. Denn der Begriff Big Data umfasst die gesamte Wertschöpfungskette. Diese beinhaltet die Datenerzeugung, das Sammeln und Speichern der Daten bis hin zur Verarbeitung und Nutzung für Analysen oder Visualisierungen.[8][10] Es handelt sich dabei um Informationen mit hohem Volumen (high-volume), hoher Geschwindigkeit (high-velocity) und hoher Vielfalt (high-variety). Diese drei charakteristischen Eigenschaften werden in der Literatur auch als die „3 V rule“ bezeichnet und ist in den meisten Definitionen wiederzufinden.[8][11]

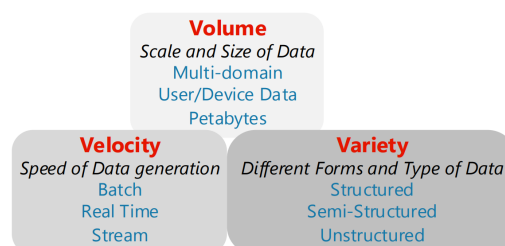


Abbildung 2.2: Big Data 3 V rule [8]

In der Abbildung 2.2 werden diese Eigenschaften die Big Data mit sich bringt näher beschrieben. Unter „Volume“ wird die große Menge an Daten, also der damit verbundene benötigte Speicher, und ihre Skalierbarkeit betrachtet. Bei der „Velocity“ liegt der Fokus auf der Geschwindigkeit in der die Daten erzeugt werden. Dies hat wiederum je nach Geschwindigkeit der Datenerzeugung Einfluss auf das Volumen. Abschließend in dem Dreieck gibt es die „Variety“. Big Data ist von Natur aus eine Vielfalt an strukturierten und unstrukturierten Daten. All diese drei Eigenschaften beeinflussen sich gegenseitig und bilden die grundlegenden Eigenschaften von Big Data.

In Rohform sind diese Daten, wie eingangs erwähnt, jedoch nicht sonderlich von Wert. Egal ob Big Data oder nicht, einen Mehrwert und Informationen liefern sie erst, sobald man sie nutzt. Dabei ist es egal ob für Simulationen, Monitoring oder KI. In der Vergangenheit sind Daten ein Nebenprodukt der Digitalisierung gewesen. Heute sind sie ein eigenes Geschäftsfeld und „Enabler“ für viele bisher nicht möglich gewesen Anwendungen.[2][12]

2.1.2 Datenqualität

Im Zusammenhang mit Daten fällt immer häufiger auch der Begriff Datenqualität. Hier trifft Quantität auf Qualität. Wie bereits erwähnt, ist die Menge an Daten die bereits zur Verfügung steht, riesig. Quantität ist daher nicht das Problem. Die Qualität der Daten hat hier jedoch sehr großen Einfluss. Nicht selten können Daten nicht verwendet werden, da die Qualität nicht ausreichend ist. Gerade für Analysen, Auswertungen und Vorhersagen, wie sie durch die KI getroffen werden sollen, wird hohe Datenqualität benötigt.[13]

Datenqualität selbst lässt sich auf unterschiedliche Arten und Weisen verstehen.[11] Eine gängige Definition für Datenqualität in der Literatur ist: „fitness for use“.[10] Es bedeutet, dass die Datenqualität von Nutzungskontext und Anwendungsfall abhängt und in erster Linie nicht allgemeine Qualitätsanforderungen erfüllt werden, sondern die für den Use Case benötigten Qualitätsanforderungen.[10][11]

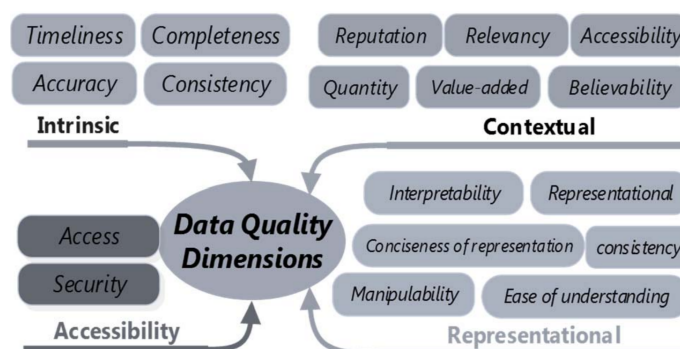


Abbildung 2.3: Data Quality Dimensions [8]

Für die Validierung der Datenqualität gibt es die sogenannten Data Quality Dimensions. In Abbildung 2.3 sind die vier unterschiedlichen Dimensionen: Intrinsic (deutsch (dt.): Intrinsisch), Contextual (dt.: Kontextbezogen), Accessibility (dt.: Zugänglichkeit) und Representational (dt.: Repräsentativ) dargestellt. Jede Dimension besitzt eigene Merkmale an denen die Datenqualität gemessen werden kann. Näher erläutert werden die Dimensionen in der Tabelle 2.1.

Intrinsic	Zur intrinsischen Datenqualität gehören, wie in Abbildung 2.3 zu sehen, die Merkmale: Zeitlos, Vollständigkeit, Genauigkeit, Konsistenz. Die intrinsische Dimension bildet die Qualitätsmerkmale der Daten selbst ab. und gibt Aufschluss über Objektivität und Glaubwürdigkeit der Daten.[11]
Contextual	Bei der kontextbezogenen Datenqualität wird betrachtet in welchem Ausmaß die Daten für den Nutzenden einsetzbar sind. Darin werden Eigenschaften wie: Datenmenge (Quantität), Zugänglichkeit, Aktualität und Mehrwert der Daten betrachtet um die Nutzbarkeit zu messen.[2]
Representational	Repräsentativ bedeutet im Kontext der Datenqualität, dass die Daten Interpretierbarkeit und dabei primär einfach zu Verstehen sind, Konsistent sind und Manipulierbarkeit, also Veränderbar sind.[13]
Accessibility	Die vierte Dimension, die Zugänglichkeit, bezieht sich Insbesondere auf das Speichersystem der Daten. Diese Dimension wird an der möglichst einfachen Zugänglichkeit und der entgegenstehenden Sicherheit der Daten gemessen.[13]

Tabelle 2.1: Data Quality Dimensions Merkmale

Datenqualität lässt sich in unterschiedlichsten Dimensionen und anhand unterschiedlicher Qualitätsmerkmale messen. Die in Abbildung 2.3 dargestellten und in Tabelle 2.1 erläuterten Dimensionen sind dabei nur eine der gängigen Modelle aus der Literatur.

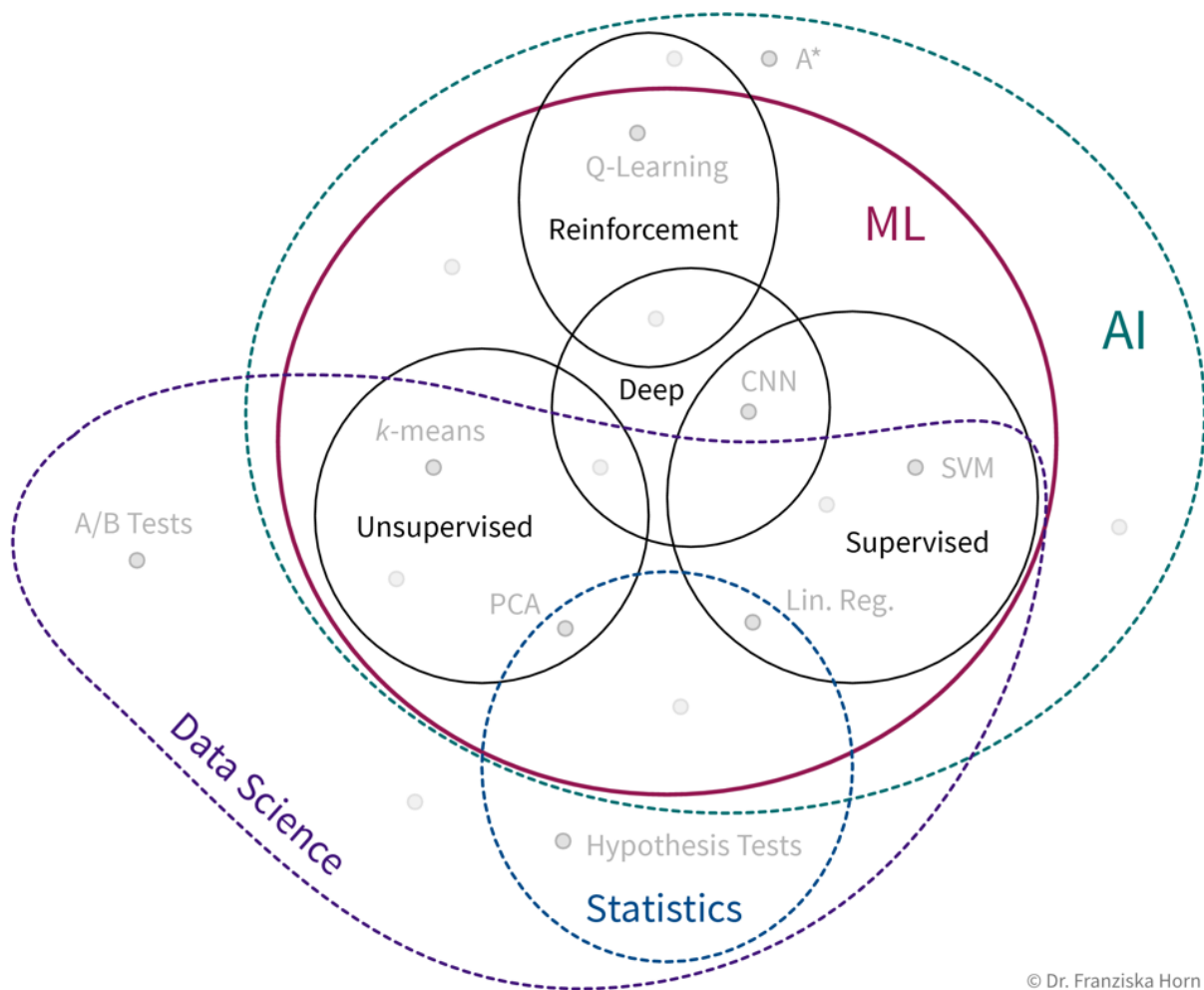
Trotz des Bewusstseins für Datenqualität, besteht rund 80 Prozent der Arbeit eines Data Scientist daraus, Daten aufgrund von Qualitätsanforderungen vorzuverarbeiten.[1] Angefangen beim einfachen Umwandeln bis hin zu komplexeren Bereinigungen und Decodierungen der Daten. Daten werden in den meisten Fällen nicht die gewünschten Qualitätsanforderungen erfüllen können. Datenqualität ist keine verallgemeinerbare Formel, sondern immer abhängig vom Anwendungsfall und dem Kontext in dem die Daten genutzt werden sollen.

Dass Datenqualität eine wichtige Rolle spielt, unabhängig von dem Verwendungszweck, ist keine Frage. In der Wissenschaft sowie Wirtschaft wird sich immer intensiver mit der Thematik der Datenqualität auseinandergesetzt, da heutzutage die Quantität kam noch ein Problem darstellt, sondern viel mehr die Qualität der Daten.[14] Denn Quantität ist nicht gleich Qualität!

2.2 KI

2.2.1 Künstliche Intelligenz allgemein

KI als Begriff wird vielseitig und unterschiedlich verwendet. Die Vision von KI ist es, die intellektuellen und menschlichen Fähigkeiten als ein KI-System nachzubilden.[14] Letztendlich beschreibt KI ein Forschungsbereich aus der Informatik, der aus einer Vielzahl aus Technologien besteht.[15]



© Dr. Franziska Horn

Abbildung 2.4: Exemplarisch dargestellte Disziplinen von KI[1]

Die Abbildung 2.4 zeigt exemplarisch, welche Position KI in der Informatik einnimmt. Zur KI gehören bekannte Teilgebiete wie das ML, Optimierungsalgorithmen, aber auch in der Robotik kommt KI zum Einsatz. Selbst wird die Disziplin aber auch von anderen übergeordneten Disziplinen genutzt.[15] Ein Beispiel hierfür ist Data Science. Die Abbildung 2.4 veranschaulicht, dass einige Aspekte aus der KI im Bereich Data Science aufgegriffen werden, jedoch deutlich mehr als nur KI hinter Data Science steckt.

In der Literatur wurde in der Vergangenheit oft zwischen „schwacher“ und „starker“ KI unterschieden. Eine schwache KI ist dabei für ein spezifisches Anwendungsproblem konzipiert. Der KI wird eine Aufgabe gegeben und diese versucht mittels Algorithmen und mathematischen Funktionen die Aufgabe zu lösen. Diese Art der KI versucht Aufgaben zu lösen und Ergebnisse zu liefern, wie sie durch menschliche Intelligenz entstehen können.[14] Ein Beispiel hierfür ist die Bilderkennung, bei der Entschieden wird, ob auf dem Bild eine Erdbeere zu sehen ist, oder nicht.

Als starke KI wird ein System verstanden, welches in der Lage ist ein breites Spektrum an Aufgaben zu erledigen.[16] Sie verfügt über weitere Methoden zur Datenverarbeitung. In dieser Form der KI wird mehr versucht die menschlichen Fähigkeiten und Intelligenz abzubilden. Es wird nicht nach eine spezifischen Vorgehensweise vorgegangen, sondern Aufgaben werden mit individuellen Lösungswegen erledigt.[14]

Mit dem Begriff KI wird demzufolge nur ein grundlegendes Prinzip von KI-Systemen definiert. Die Aufgabe dieser KI-Systeme ist es, Daten jeglicher Form zu interpretieren, Schlussfolgerungen daraus zu ziehen und eine Aussage über das zu erreichende Ziel zu liefern. Unabhängig davon, ob es sich um einen optimalen Lösungsweg, eine Vorhersage oder eine Schlussfolgerung handelt.[15]

2.2.2 Teilgebiet maschinelles Lernen

Maschinelles Lernen ist das Teilgebiet der KI, welches häufig als KI bezeichnet wird. Unter ML wird verstanden, dass ein ML Modell von Lernalgorithmen entwickelt wird, welches in der Lage ist, das Wissen aus Erfahrungen anzuwenden. Dabei soll dem Modell ein unbekannter Input geliefert, dieses verarbeitet die Eingabewerte mit dem Wissen welches es besitzt und liefert ein Ergebnis als Output zurück. Der Output ist dabei abhängig von der zu lösenden Aufgabe. Klassische Anwendungsfälle von ML sind daher Vorhersagen, Schlussfolgerungen, Optimierungen, Entscheidungen, Sprach- und Bilderkennung beziehungsweise (bzw.) Verarbeitung und weitere ähnliche Aufgaben.[17]

Um das Teilgebiet ML genauer zu betrachten, unterscheidet man in der Literatur zwischen „supervised learning“(dt.: überwachtes Lernen), „unsupervised learning“(dt.: unüberwachtes Lernen) und dem „reinforcement learning“(dt.: bestärktes Lernen).[16] Diese Unterscheidung wird anhand der Art des Lernens getroffen.[1] In Abbildung 2.5, werden diese unterschiedlichen Ansätze des Lernens vereinfacht dargestellt.

Das „unsupervised learning“(dt.: unüberwachtes Lernen), in der Abbildung 2.5 links dargestellt, basiert auf dem Prinzip, dass dem Modell ein Input ohne zusätzliche Informationen gegeben wird und das Modell selbstständig Zusammenhänge erlernt. Lediglich die zu suchende Struktur ist dem Modell zu liefern, damit ist gemeint, ob nach bspw. Ausreißern

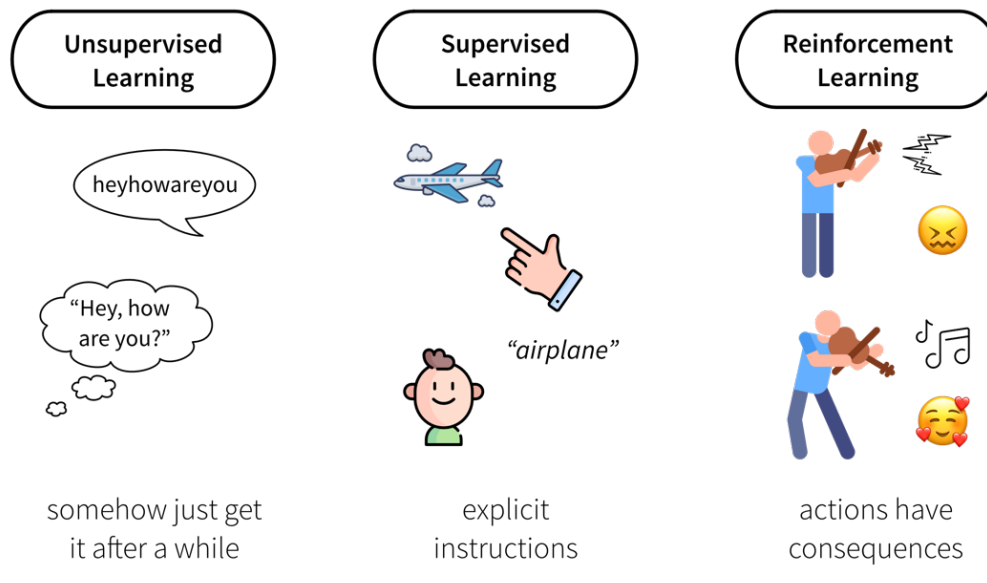


Abbildung 2.5: Arten des maschinellen Lernen[1]

gesucht werden soll. In der Abbildung 2.5, wird dies an dem Beispiel eines Texts veranschaulicht. Dem Modell wird lediglich die Buchstabenkette gegeben und dieses erkennt darin die einzelnen Wörter und, dass es sich um eine Frage handelt. Ein häufiger Anwendungsfall für das unüberwachte Lernen ist das Clustering, da das Modell in den Daten Zusammenhänge erkennt, die ein Mensch nicht direkt sieht.[16][4]

Bei dem „supervised learning“ (dt.: überwachtes Lernen), wird ein sehr Menschen ähnliches Lernverfahren genutzt. Vereinfacht gesagt wird bei dieser Art des Lernens etwas vorgemacht/erklärt und das Modell merkt sich diesen Zusammenhang. Auf diese Art und Weise erlernt das Modell Strukturen und kann dies auf ihm unbekannte Daten anwenden. Das Beispiel aus Abbildung 2.5 veranschaulicht diesen Lernverfahren. Hier wird auf ein Flugzeug gezeigt und dem Kind gesagt, dass es sich um ein Flugzeug handelt. Das Kind merkt sich diesen Zusammenhang und ist beim nächsten mal selbst in der Lage das Flugzeug zu erkennen und es so zu benennen. Die gängigen Anwendungsfelder des überwachten Lernens sind Vorhersagen und Entscheidungen.[4]

Die dritte und bisher am wenigsten verbreitete Art des Lernens ist das „reinforcement learning“ (dt.: bestärktes Lernen). Es handelt sich dabei um Feedback basiertes Lernen. Es bedeutet, dass das Modell eine Auswahl an Handlungen hat, aus denen das Modell frei entscheiden darf, welche ausgeführt wird. Die Entscheidungen werden erst im Nachgang bewertet und in Form einer meist numerischen Bewertung an das Modell zurück gegeben. So lernt das Modell, wenn es etwas gut gemacht hat oder auch falsche Handlungen ausgeführt hat. In Abbildung 2.5, wird dies anhand einer musizierenden Person dargestellt. Die Person spielt etwas auf ihrem Instrument und bekommt nach dem Spielen eines Tons das Feedback der Zuhörenden ob es sich gut anhört oder nicht. So lernt die Person wann

sich etwas gut anhört und verbessert durch das Feedback ihr können. Häufig findet das bestärkende Lernen deshalb Einsatz in der Robotik, in der ein Roboter anhand von Feedback Bewegungsabläufe erlernt. Bekannt ist hier eine Roboter, der eine menschliche Hand nachbildet und erlernt einhändig einen Rubik's Cube zu lösen.[1][4][18]

Im Rahmen dieser Arbeit wird der Fokus speziell auf das supervised Learning gelegt. Denn überwachtes Lernen kommt meist dann zum Einsatz, wenn Vorhersagen oder Entscheidungen getroffen werden. Dieser Aspekt wird im Verlauf der Arbeit immer wieder eine Rolle spielen. Einzigartig am überwachten Lernen ist, wie bereits erwähnt, dass zum Lernen von Zusammenhängen immer ein „Lehrer“ benötigt wird. Im Falle eines ML Modells handelt es sich dabei nicht um eine Lehrer, sondern um Daten, genauer gesagt Trainingsdaten. Das Prinzip nach dem das überwachte Lernen funktioniert, ist in Abbildung 2.6 exemplarisch anhand eines Beispiels dargestellt.

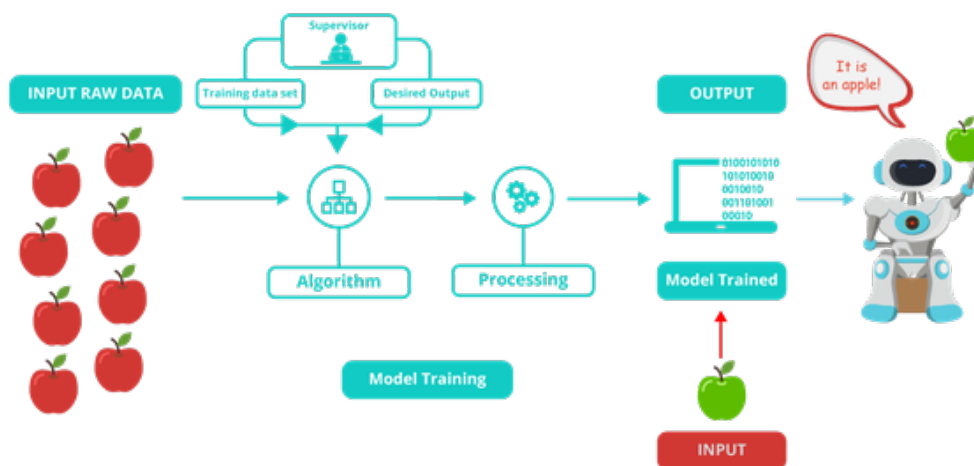


Abbildung 2.6: Der Prozess von überwachtem Lernen [19]

Zu Beginn wird das zu lösende Problem definiert, dabei geht es darum die Lernaufgabe des Modells festzulegen. Beim überwachten Lernen wird zwischen Regressionen und Klassifikation unterschieden. Regressionen kommen meist bei Schlussfolgerungen oder Vorhersagen zum Einsatz und Klassifikationen bei Entscheidungen. Anhand des Problems wird dann ein Algorithmus als Grundlage für das Modell ausgewählt. Um den Modell nun Wissen beizubringen werden sogenannte Trainingsdaten verwendet. Dabei handelt es sich um Daten in dem Format, wie sie auch später im Betrieb als Eingaben X geliefert werden. Diese werden jedoch davor mit Labels versehen. Diese Labels werden durch Experten für die Trainingsdaten erstellt. Im nächsten Schritt wird dann das Modell auf Basis der Trainingsdaten trainiert. Diese Phase ist die entscheidende Lernphase des Modells. Im Prinzip ist das Modell nach dem training bereit für den Einsatz. Meist wird jedoch noch mit einem, dem Modell bisher unbekannten und nicht gelabelten, Datensatz überprüft ob

das Modell richtig funktioniert und die Qualität anhand unterschiedlicher Metriken, wie der Genauigkeit bewertet. Danach ist das Modell Einsatzbereit und kann mit Eingaben X gespeist werden und schließt dann auf Basis des erlernten Wissens auf eine Ausgabe Y.[1][4] Auf diese Art und Weise werden beim überwachten Lernen die input Output Probleme gelöst.[20]

Es gibt aber auch einige negative Eigenschaften die bei ML Modelle zu berücksichtigen sind und zu möglichen Problemen führen können. Die meisten dieser Risiken lassen sich jedoch inzwischen durch Gegenmaßnahmen verhindern. Zu den Häufigsten Problemen gehören zu geringe Datenmengen, die Passgenauigkeit, Scheinkorrelationen und Verzerrungen.

1. Die Datenmenge ist ein entscheidender Faktor im überwachten Lernen. Viele Modelle scheitern daran, dass sie auf Basis von zu wenigen Trainingsdaten trainiert wurden und so nicht in der Lage sind treffende Schlüsse zu ziehen.[16][20] In Abbildung 2.7

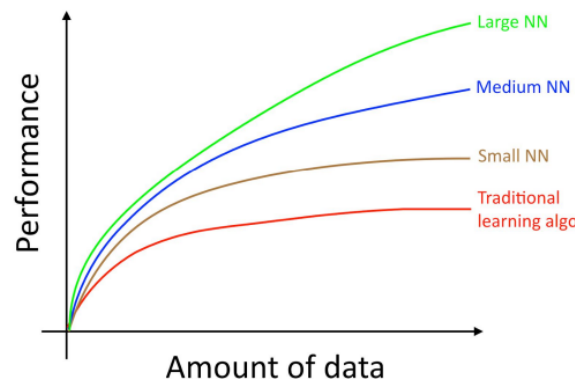


Abbildung 2.7: Veränderung der Performance durch die Datenmengen [20]

ist der Zusammenhang zwischen der Datenmenge und der Performance des Modells dargestellt. Hier wird zwar der spezielle Fall von unterschiedlich großen Neuronalen Netzen betrachtet, jedoch lässt sich dies auch auf allgemein ML übertragen. Der Verlauf ähnelt dem eines beschränkten Wachstums. Das bedeutet für das Modell, dass es zu Beginn mit einer ausreichenden Datenmenge möglich ist eine gute Performance zu erzielen, jedoch um später wenige Prozente an Verbesserung zu erzielen werden sehr große Datenmengen benötigt.[20] In einigen Szenarien existieren aber von Beginn an zu wenig Daten für eine gute Performance. Als Gegenmaßnahme können lediglich mehr Daten generiert und gesammelt werden.

2. Bei der Passgenauigkeit wird ein Problem bei dem Modell selbst adressiert, nämlich das overfitting (dt.: „überangepasst“) und underfitting (dt.: „unterangepasst“). Vereinfacht gesagt, wird beim overfitting der Trainingsdatensatz durch das Modell zu genau repräsentiert. Erkennbar wird overfitting, wenn man die Performance von

dem Modell bei einem Trainings- und einen Testdatensatz betrachtet. Ist die Performance bei den Trainingsdaten akzeptabel und bei den Testdaten deutlich schlechter, ist es nahezu sicher, dass das Modell zu sehr auf die Trainingsdaten angepasst ist. Beim underfitting hingegen, ist die Performance bei beiden Datensätzen nicht akzeptabel. Das liegt daran, dass beim underfitting zu wenig Zusammenhänge erlernt wurden und so keine realistischen Ergebnisse reproduziert werden können. Diese

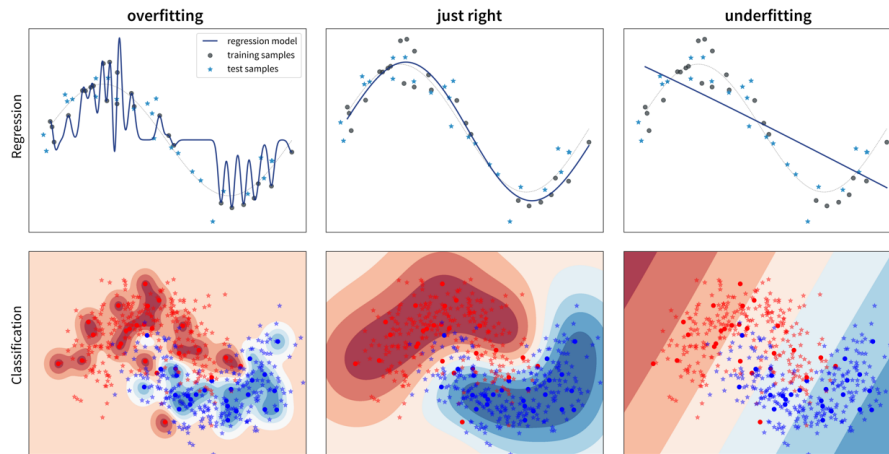


Abbildung 2.8: Overfitting und Underfitting [1]

Problematik wird in Abbildung 2.8 veranschaulicht. Auf der linken Seite ist ein über angepasstes Modell, welches den Trainingsdatensatz „auswendig gelernt“ hat und nicht auf neue Datenpunkte verallgemeinern kann. Rechts ist das unter angepasste Modell zu sehen, welches den Zusammenhang von Input und Output nicht abbilden kann und zu ungenau ist, da es „zu wenig gelernt“ hat.[1]

3. Nicht nur overfitting und underfitting sorgen in Modellen für Ungenauigkeiten auch Scheinkorrelationen sind häufig eine Fehlerursache. Bei Scheinkorrelationen, werden von dem Modell Zusammenhänge erlernt, die keinerlei Zusammenhang mit der tatsächlichen Entscheidung haben.

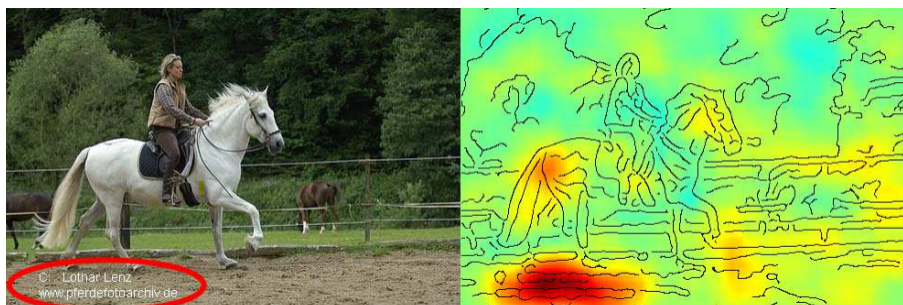


Abbildung 2.9: Scheinkorrelationen in der Bilderkennung [21]

Ein Beispiel dafür ist in Abbildung 2.9 zu sehen. In der ein Pferdebild nicht anhand

der Kontur des Pferdes, sondern anhand des Wasserzeichens in dem Bild erkannt wurde. Grund dafür war, dass einige der Trainingsdaten dieses Wasserzeichen beinhaltet haben und das Modell daraus eine Scheinkorrelation erlernt hat.[1][21][3]

4. Ein letztes und schwerwiegendes Problem ist die Verzerrung von Trainingsdaten, auch Bias genannt. Dieser Aspekt wird später in Kapitel 2.3.1 genauer betrachtet. Allgemein kann man sagen, existieren Verzerrungen in Trainingsdaten, so wird das Modell diese Verzerrungen reproduzieren.[3]

Zusammenfassend wird bei ML, speziell beim überwachten Lernen auf Basis von Daten, Trainingsdaten genannt, Wissen aus der Vergangenheit erlernt. Dazu werden Zusammenhänge in den Daten genutzt und die dazugehörigen Bewertungen in Form von Labels. So entsteht eine Abhängigkeit des Modells von den Trainingsdaten. Im Falle von zu wenig Trainingsdaten, wird das Modell die Realität unterrepräsentieren und daher nicht einsetzbar. Die Daten selbst können aber ebenfalls zu Scheinkorrelationen und Verzerrungen führen die das Ergebnis des Modells mitunter stark beeinflussen.[3]

2.2.3 Ethik in der künstlichen Intelligenz

Ein Aspekt der bisher nicht beleuchtet wurde ist die Ethik. Die Ethik spielt in der KI eine immer größer werdende Rolle. In einer Gesellschaft die für Inklusion steht, werden häufig Entscheidungen hinterfragt und kritisiert. Dies gilt insbesondere für Entscheidungen und Vorhersagen, die durch KI getroffen werden und so ohne direkten menschlichen Einfluss getroffen werden.

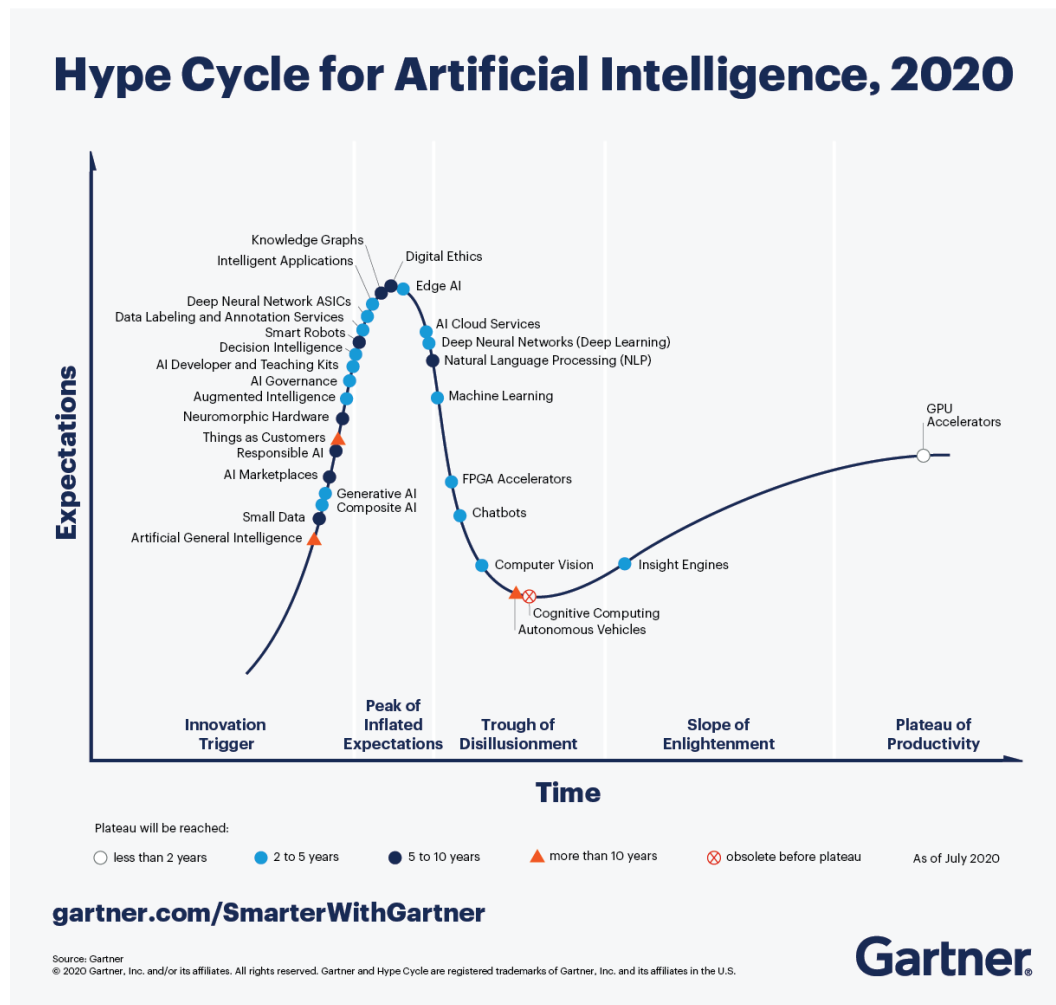


Abbildung 2.10: Gartner Hype Cycle für KI [22]

Im Gartner Hype Cycle für KI aus dem Jahr 2020, dargestellt in Abbildung 2.10, wurde das Thema Digitale Ethik auf dem Höhepunkt der Kurve platziert. Der Forschungsbereich rund um die digitale Ethik befindet sich jedoch erst im Anfangsstadium. Trotzdem sind die Erwartungen bereits sehr hoch, denn auch der gesellschaftliche Druck steigt an. Ursache dafür ist unter anderem der Skandal um den Chatbot Tay von Microsoft der innerhalb von nur einem einzigen Tag rassistische Äußerungen von den Nutzern lernte und daraufhin offline genommen werden musste.[3] Um einen einheitlichen Rahmen für die Ethik in der

KI zu schaffen wurde 2018 von der EU eine Kommission von hochrangigen KI Experten (kurz. HEG KI) gegründet, aber auch Forschungsinstitute setzten sich vermehrt mit der Thematik auseinander. 2021 waren es allein in Deutschland über 40 Projekte.[23]

Grundlegend ist die Aufgabe der Ethik in der KI, dass ein Rahmen geschaffen wird, in dem eine KI agiert und dabei keine ethischen Grundprinzipien verletzt.[3] Ethik ist jedoch nicht einfach in Form von Code programmierbar und kann daher auch nicht von Grund auf in eine KI integriert werden. In den meisten Fällen ist Ethik und ethische Entscheidungen stark von dem Rahmen und Kontext abhängig. Ziel der Ethik ist es sich so zu verhalten und zu handeln, dass keine beteiligte Person in ihren Rechten beschnitten wird oder einen Schaden erleidet.[24] Dabei bezieht sich die Ethik für die Vorgabe von Leitlinien meist auf die Grundrechte die in Deutschland durch das Grundgesetz definiert werden. In Zeiten der Digitalisierung reichen diese ethischen Grundsätze jedoch oft nicht aus. Mit immer schneller aufkommenden neuen Technologien kommen auch neue Probleme und nicht selten auch ethische Probleme auf. Da die Ethik aber auf historischen Erfahrungen basiert, fehlen diese, um einen klaren Weg vorzugeben. So kommt es, dass die Ethik mehr und mehr eine zentrale Rolle in der Gesellschaft gewinnt, wenn es um den Umgang mit neuen digitalen Technologien geht.[3]

Die KI hat die Frage nach Ethik dabei insbesondere damit geprägt, dass Entscheidungen von einem maschinellen Modell getroffen werden, welche in der Vergangenheit oft nicht transparent und nachvollziehbar waren. Für Viele fehlt daher das Vertrauen in eine Entscheidung, die durch einen Computer getroffen wurde. Um diese Bedenken zu minimieren und ein Vertrauen zu schaffen benötigt man Leitlinien für Ethik in der KI.[24]

Die Ethik wird dabei meist mit dem Konzept von vertrauenswürdiger KI in Verbindung gebracht. In diesem Konzept werden die folgenden drei Anforderungen an eine KI gestellt:

1. **Rechtmäßigkeit:**

Eine KI soll das geltenden Recht und die gesetzlichen Bestimmungen einhalten.

2. **Ethik:**

Eine KI soll ethische Grundsätze und Werte einhalten.

3. **Robustheit:**

Eine KI soll technisch Robust gegen Manipulation gestaltet sein.

Erfüllt eine KI alle drei Anforderungen gilt sie als eine vertrauenswürdige KI. Ziel des Konzepts ist es, die Vorteile von KI zu maximieren aber gleichzeitig die Risiken, egal ob rechtliche oder ethische, möglichst gering zu halten.[17] Dafür muss eine Grundlage auf Basis der drei Kategorien Recht, Ethik und Technologie geschaffen werden, die nur im Zusammenspiel zu einer umsetzbaren vertrauenswürdigen KI führen.

Wenn man sich nun mit dem Konzept einer vertrauenswürdigen KI genauer beschäftigt, müssen Fragestellungen, wie sie in Abbildung 2.11 zu sehen sind, gestellt werden.



Abbildung 2.11: Ethische und rechtliche Grundlagen für eine KI [3]

Die Abbildung 2.11 stellt eine Auswahl konkreter Aspekte, der oben beschriebenen Grundsätze, dar. Es sind die einzelnen Aspekte die für eine vertrauenswürdige KI notwendig sind. Begonnen bei ethischen Grundsätzen wie der Autonomie und Fairness bis hin zu klar rechtlich zuzuordnenden Grundsätzen wie der Sicherheit und dem Datenschutz.[3]

1. Autonomie und Kontrolle

Unter Autonomie und Kontrolle versteht man im Bezug auf die KI die Selbstbestimmtheit. Grundlage der Selbstbestimmtheit ist, dass jedes Individuum Entscheidungen frei und selbstbestimmt treffen kann. Der Konflikt mit der KI entsteht durch die Beeinflussung von Entscheidungen durch Entscheidungsvorschläge oder Vorhersagen. Durch das Vertrauen auf die KI kann es zu einer Beeinträchtigung im Entscheidungsprozess kommen. Die Autonomie fordert deshalb die Selbstbestimmtheit der Nutzenden sowie die Transparenz über Risiken und mögliche Beeinträchtigungen in der Autonomie.[3][24]

2. Fairness

Fairness ist ein grundlegendes Prinzip in der Gesellschaft. Dabei geht es um den Gleichbehandlungsgrundsatz, der besagt, dass es keine ungerechtfertigte Ungleichbehandlung geben darf. Dieses Prinzip muss auch von einer KI erfüllt werden, damit eine vertrauenswürdige Basis einer KI geschaffen werden kann. Es ist darauf zu achten, dass es keine zu unrecht existierenden Vorurteile oder Diskriminierungen gibt. In diesem Kontext spricht man bei KI von Bias „dt.: Vorurteil“. Ein Bias entsteht durch die Trainingsdaten im ML und sorgt für eine unzulässige Ungleichbehandlung

durch die KI. Das Thema Bias und Diskriminierung durch Bias wird in den Kapiteln 2.3.1 und 2.3.2 nochmals genauer betrachtet.[3][25]

3. **Transparenz**

Mit der Transparenz ist in erster Linie die Transparenz der KI gemeint. Der Fokus liegt darauf, dass es für ein vertrauenswürdigen Umgang mit KI notwendig ist, nachzuvollziehen wie Entscheidungen getroffen werden. Der Bedarf von Transparenz ist besonders hoch, da Entscheidungen Unfair erscheinen können und eine Entscheidungsgrundlage Klarheit liefern kann. Technologisch handelt es sich jedoch bei den meisten Modellen um sogenannte Black-Box Modelle welche in ihrer Entscheidung nicht nachvollziehbar sind. Trotzdem wird von einer transparenten KI die Interpretierbarkeit, die Nachverfolgbarkeit sowie die Reproduzierbarkeit des Ergebnisses erwartet.[3][26][24]

4. **Verlässlichkeit**

Die Verlässlichkeit ist die ein Aspekt der sich mit der tatsächlichen Funktion der KI befasst. Sie umfasst die Korrektheit der Ausgabe aber auch die technologische Robustheit. Für die Korrektheit ist die Implementierung des Modells sowie die verwendeten Trainingsdaten ausschlaggebend. Bei der technologischen Robustheit wird die Anfälligkeit für Fehler und Manipulationen adressiert. Insbesondere Adversarial oder Poison attacks spielen bei der Gewährleistung von einer verlässlichen Funktion ein Risiko dar, da sie das Verhalten einer KI manipulieren können. Die Korrektheit durch Fehler oder Manipulationen gefährdet werden und so auch die Verlässlichkeit der KI. Dabei ist die Verlässlichkeit die Grundlage für den Einsatz von KI und daher sowohl während der Entwicklung aber auch dem produktiven Einsatz zu jedem Zeitpunkt zu gewährleisten.[3][26]

5. **Sicherheit**

Bei der Sicherheit ist nicht die der KI selbst gemeint, denn diese ist Bestandteil der Verlässlichkeit. Die Sicherheit bezieht sich auf das gesamte System in dem sich die KI und deren Komponenten befinden. Dabei sollen mögliche Schwachstellen für den Missbrauch der KI geschützt werden aber auch allgemein die Sicherheitsanforderungen der gängigen Zertifizierungen wie der ISO Norm 27001 für die allgemeine IT-Sicherheit.[3][27]

6. **Datenschutz**

Um die Privatsphäre und so das Recht auf informationelle Selbstbestimmung gewährleisten zu können wird Datenschutz benötigt. Auch eine KI muss mit Datenschutzrichtlinien konfrontiert werden. Häufig wird mit sensiblen Daten, egal ob personenbezogene Daten oder Geschäftsgeheimnisse, gearbeitet die es sowohl rechtlich

[illegible]

Sicherheit und Verlässlichkeit in nahezu allen Leitlinien ein Bestandteil sind. Sie sind daher auch in 2.12 bei den obersten Punkten dabei. Es wird aber ebenso der Konflikt mit der Erklärbarkeit und der Selbstbestimmtheit bzw. Autonomie veranschaulicht. Denn die Erklärbarkeit wird lediglich in 10 Leitlinien berücksichtigt und die Autonomie in nur 7 von gesamt 22 Leitlinien. Des Weiteren werden neu aufkommende Problematiken wie die Diversität im Umfeld von KI bisher nahezu gar nicht betrachtet.[27][28]

Die Ethik spielt bei dem Einsatz von KI eine immer größer werdende Rolle. Ethik allein reicht jedoch nicht aus um eine vertrauenswürdige KI zu schaffen. Es ist ein zusammengekommen von ethischen, rechtlichen und technologischen Herausforderungen, die es zu lösen gilt. Um ein einheitliches Verständnis von vertrauenswürdiger KI zu schaffen, werden Zertifizierungen benötigt. Nur so ist es möglich den Einsatz von KI auf einer vertrauenswürdigen Basis zu schaffen. Dabei müssen die grundlegenden Anforderungen wie Fairness, Autonomie, Sicherheit, Verlässlichkeit, Transparenz und Datenschutz immer erfüllt sein. Es kann zusätzlich noch weitere Anforderungen geben, die sich aufgrund der Rahmenbedingungen, dem Kontext oder den verarbeiteten Daten ergeben können.[3][27]

2.3 Vorurteile im Zusammenhang mit KI

2.3.1 Bias

Als Bias versteht man in der Literatur allgemein eine Verzerrung eines Wertes oder die Abweichung von einem Standard.[29] Der Begriff stammt ursprünglich aus dem Englischen und ist auf Deutsch übersetzt gleichbedeutend mit den Worten: Vorurteil, Voreingenommenheit, Neigung und Tendenz. In der KI versteht man unter Bias ebenfalls eine Verzerrung. Dabei bezieht sich die Verzerrung jedoch meist auf die Ausgabe einer KI, also der Ausgabe von ML Algorithmen.[30] Der Bias selbst ist dabei unabhängig von einer positiven oder negativen Verzerrung.[31][32] Diese Verzerrungen durch einen Bias werden in das Konzept der vertrauenswürdigen KI, aus Kapitel 2.2.3, in den Aspekt der Fairness eingeordnet. Fairness selbst, ist ein elementarer Bestandteil der Ethik in der Gesellschaft. Etwas gilt als „fair“, wenn keine unzulässige Ungleichbehandlung stattfindet. Im Umkehrschluss gilt etwas als „unfair“, wenn es eine Gruppe oder Individuen aufgrund von Eigenschaften ungerechtfertigt systematisch Diskriminiert.[31]

Für die Arbeit wird speziell der Bias im ML betrachtet. Schwerpunkt wird dabei auf den negativen Einfluss von Verzerrungen im ML und die Auswirkungen eines Bias auf die Ausgabe gelegt. Ein Bias im ML kann aus unterschiedlichen Gründen zustande kommen. Dabei wird in der Literatur oft eine Unterscheidung in die drei Bereiche Bias durch Daten, Bias durch Algorithmen und Bias durch Menschen gemacht.[33][34]

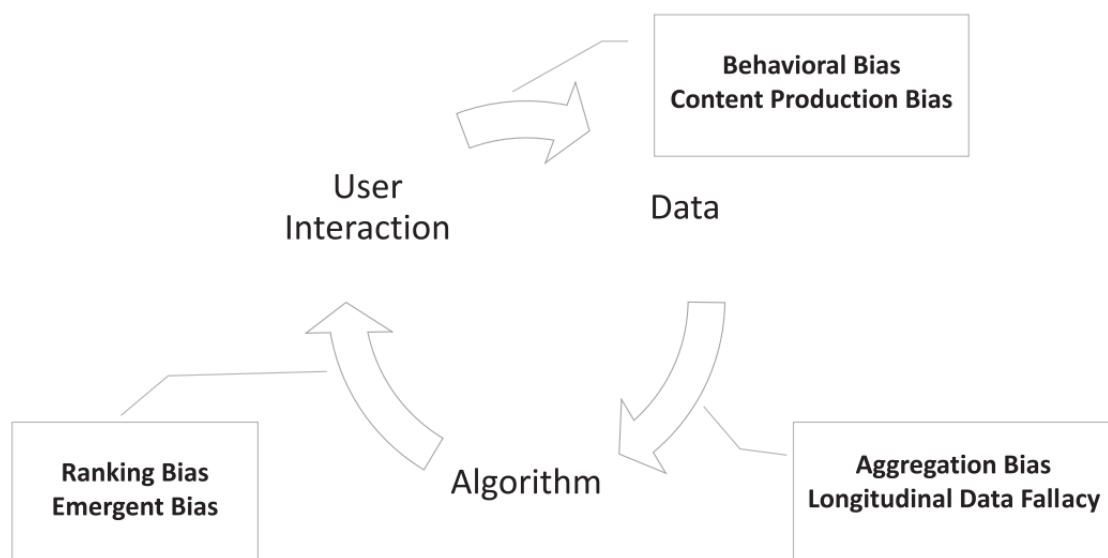


Abbildung 2.13: Exemplarische Arten von Bias in den drei Teilbereichen Daten, Algorithmen und Mensch [34]

Eine eindeutige Unterteilung in diese drei Bereiche ist jedoch schwer möglich. Meist beeinflussen sich die Bereiche gegenseitig, wie es in der Abbildung 2.13 dargestellt ist. Zum Beispiel eine Verzerrung die durch einen Menschen zustande kommt, wird Einfluss auf die Daten haben, die bei der Entwicklung der KI eine elementare Rolle spielen. Aber Ebenso ist es unter Umständen möglich, dass die KI zuvor, durch seine Ausgabe, einen Einfluss auf das Handeln eines Menschen gehabt hat.[34] Ein Bias ist demnach also entweder in den Daten, einem Algorithmus oder einem Menschen zu verorten. Seine Auswirkungen bzw. seine Verzerrung wird aber erst in dem danach folgenden Bereich sichtbar, wie es in Abbildung 2.13 zu sehen ist. Der Bias und seine Verzerrung in der KI bilden so einen Kreislauf der in allen Bereichen seinen Einfluss hat.[34] Bias ist aber nur der Überbegriff. In den drei benannten Kategorien gibt es eine Vielzahl an unterschiedlichen Ausprägungen von Bias. Deshalb werden im folgenden die Kategorien in denen Bias vorkommen und die dazugehörigen spezifische Ausprägungen von Bias genauer untersucht.

Bias durch Daten:

Der Bias durch Daten hat seinen Ursprung in der Funktionsweise von ML. Wie bereits in Kapitel 2.2.2 genauer beschrieben, wird beim ML mit Trainingsdaten gearbeitet. Speziell beim überwachten ML werden historische Daten genutzt um Zusammenhänge und Strukturen aus Daten zu erlernen. So wird eine Verhaltensweise, meist die eines Menschen, durch ein Modell nachgebildet. Entscheidend für die Funktionalität sind daher die Trainingsdaten. Sie sind auch der Ort an dem sehr häufig ein Bias auftritt.[31][35]

Die wichtigsten Ausprägungen von Bias in Daten sind: Measurement Bias, Sampling Bias und Label Bias[33][34]

Measurement Bias:

Der „measurement bias“ (dt.: Verzerrung der Messung) entsteht durch die Art in der Merkmale ausgewählt, verwendet und ermittelt werden. Ein Beispiel für diese Art der Verzerrung ist, dass für das Kriminalitätsrisiko Bewertung die Verhaftungsrate im Freundes-/Familienkreis herangezogen wurden. So entstand der Trugschluss, dass Minderheitengruppen aufgrund einer höheren Verhaftungsrate gefährlicher seien. Zurückzuführen ist der Bias auf die häufigere Kontrolle von Minderheitengruppen und eine dadurch verursachte höhere Verhaftungsrate.[31][33][34]

Sampling Bias:

Ein „sampling bias“ (dt.: Stichprobenverzerrung) ist eine der häufigsten Arten von Verzerrungen in Datensätzen. Hier entsteht die Verzerrung dadurch, dass eine bestimmte Gruppe wie beispielsweise dunkelhäutigen Personen im Vergleich zu hellhäutigen Personen unterrepräsentiert wird oder vollständig fehlt.

Wenn Gruppen unterrepräsentiert sind oder gar ganz in den Trainingsdaten fehlen, kann dies dazu führen, dass der Algorithmus schlechter generalisiert und so schlechter gegenüber dunkelhäutigen Personen funktioniert. Die Stichprobe in Form der Trainingsdaten ist, wenn ein Sampling Bias enthalten ist aus diesem Grund nicht repräsentativ für die reale Welt und somit auch nicht als Trainingsdatensatz für ML geeignet.[33][34]

Lable Bias:

„Lable bias“ (dt.: Verzerrung der Beschriftung) bedeutet, dass es eine Verzerrung in der Bewertung der Trainingsdaten gibt. Zurückzuführen ist dieser Bias auf seine Entstehung, genauer auf die bewertenden Personen. Die Verzerrung wird durch die individuelle Begebenheiten verursacht. Es kann z.B. aufgrund unterschiedlicher Herkunft passieren, dass der selbe Objekttyp mit unterschiedlichen Bezeichnungen verstanden wird. Als Beispiel, das Bild einer Frikadelle wird je nach Herkunft des Bewertenden möglicherweise auch mit dem Namen: Fleischküchle, Fleischpflanzerl oder Bulette benannt. Durch die Verzerrung der Bewertung können aber ebenso die Vorurteile von Menschen in den Daten repräsentiert werden. So kann beispielsweise das diskriminierende Handeln in Form der Bewertung von Entscheidungen oder Bewertungen in die Trainingsdaten integriert werden. Auf diese Weise können unzulässige Muster in eine KI übertragen werden.[33]

Bias durch Algorithmen:

Nicht nur die Daten die zum Trainieren und Lernen von ML Modellen genutzt werden können die Ursache einer Verzerrung sein. Auch das Modell selbst kann für eine Verzerrung sorgen. Beispiele für einen Bias durch Algorithmen sind: Algorithmic Bias und Confounding Bias.

Algorithmic Bias:

Von einem „algorithmic bias“ (dt.: Algorithmische Verzerrung) spricht man, wenn die Eingabedaten keinen Bias enthalten, sondern der Algorithmus eine Verzerrung hinzufügt. Dies kann durch verschiedene Entscheidungen wie die Regularisierung, Optimierungsfunktionen oder die Anwendung von Regressionsmodellen zustande kommen und die Entscheidungen des Algorithmus verzerren.[33][34]

Confounding Bias:

Der „confounding bias“ (dt.: Verdeckende Verzerrung) ist die Folge aus falsch erlernten Zusammenhängen. Zum einen können Beziehungen in Daten erlernt werden, die nicht korrekt sind. Zum anderen kann es auch sein, dass bestehende Beziehungen in den Daten von dem Algorithmus nicht erlernt werden und so

bei dem Einsatz des Modells nicht zu erwartende Verzerrungen auftreten. Diese Art des Bias hängt mit dem Problem des underfitting im ML zusammen, denn es werden unzureichende Modellanpassungen. Der confounding bias kann daher eine Ursache für underfitting von ML Modellen sein.[33]

Bias durch Menschen:

Dieser Aspekt der Verzerrung von Ergebnissen wird in der Arbeit jedoch nicht tiefer gehend betrachtet, da es sich mehr um ein ethisches Problem der Gesellschaft handelt, als speziell um ein Konflikt in der Nutzung von KI. Exemplarisch werden trotzdem der Historical Bias, Social Bias und der Behavior Bias erläutert. Diese haben zwar keinen direkten Einfluss auf KI und ML, indirekt beeinflussen sie jedoch die Daten die letzten Endes für das ML genutzt werden.

Historical Bias:

Als „historical bias“ (dt.: Historische Voreingenommenheit) versteht man grundlegend Vorurteile. Speziell die Voreingenommenheit von Personen unabhängig von Daten. Diese Vorurteile können zu Diskriminierung führen und auch im Bereich von ML eine Rolle bei der Erstellung von Test bzw. Trainingsdaten spielen. Historische Voreingenommenheit ist somit der Grund aus dem bspw. ein Label Bias entsteht.[34][36]

Social Bias:

„Social bias“ (dt.: Soziale Vorurteile) beschreibt die Manipulation in der menschlichen Entscheidungsfindung. Egal ob durch Rezensionen, Reviews oder Bewertungen, Menschen lassen sich in ihrem Handeln durch die Gesellschaft beeinflussen. Eine schlechte Bewertung eines Artikels führt in der Regel zu dem Vorurteil, dass der Artikel nicht gut ist und führt dazu sich gegen den Kauf zu entscheiden.[34][36]

Behavior Bias:

Der „behavior bias“ (dt.: Verhaltensbedingte Vorurteile) ergibt sich aus einem unterschiedlichen Nutzungsverhalten. Abhängig von dem Kontext und den Rahmenbedingungen, ändert sich auch das Nutzungsverhalten der Nutzenden. Es kann beispielsweise gegen die Erwartung passieren, dass die gleiche Handlung auf unterschiedlichen Plattformen zu unterschiedliche Reaktionen führt.[34]

Verzerrungen können in jedem Prozessschritt beim ML entstehen. Egal ob bei der Erstellung, Auswahl oder Bewertung von Daten oder bei der Verwendung von Algorithmen. Entscheidend ist, wie man mit dieser Verzerrung umgeht und ob man sich dieser Bewusst

ist. Ziel muss es sein, einen Rahmen für den vertrauenswürdigen Einsatz von KI zu gewährleisten. Zu diesem gehört die Gerechtigkeit und Fairness so wie die Autonomie des Menschen. Letztendlich wird unabhängig von der Ursache des Bias eine Verzerrung des Ergebnisses verursacht. Dabei werden Freiheiten von Personen eingeschränkt und gegen die Anforderungen der Fairness und Autonomie, wie es durch die vertrauenswürdige KI gefordert wird, verstoßen. Der Aspekt der Diskriminierung wird im folgenden Kapitel 2.3.2 nochmals anhand von Beispielen betrachtet.

[15][29][31][33][32][34][36]

2.3.2 Diskriminierung durch Vorurteile in Daten

Diskriminierung durch KI sorgt in der Öffentlichkeit immer wieder für Schlagzeilen.[3] Und das obwohl Experten in der KI eine Möglichkeit sehen, die Vorurteile des Menschen zu reduzieren indem die Entscheidungsfindung durch einen Algorithmus übernommen wird. Das Risiko, dass eine KI jedoch die menschlichen bzw. gesellschaftlichen Vorurteile übernimmt und möglicherweise verstärkt besteht dennoch.[31] Die Auswirkungen eines Bias im produktiven Einsatz äußern sich meist in Diskriminierung und Benachteiligung. Um zu zeigen welche Folgen eine Verzerrung in einer KI haben kann, werden diese an drei berühmten Fällen von Diskriminierung und Benachteiligung aus der realen Welt demonstriert.

Ein sehr populär gewordener Fall von Diskriminierung fand im Jahr 2015 im Zusammenhang mit der KI für Bilderkennung und automatisierte Kategorisierung von Google statt. Aufgabe der Software ist es, Bilder zu analysieren und dazu passende Beschriftungen zu erzeugen. Der Skandal der sich hier ereignete war, dass ein Foto von zwei Schwarzen Menschen mit der Beschriftung „Gorillas“ versehen wurde.[3][37]

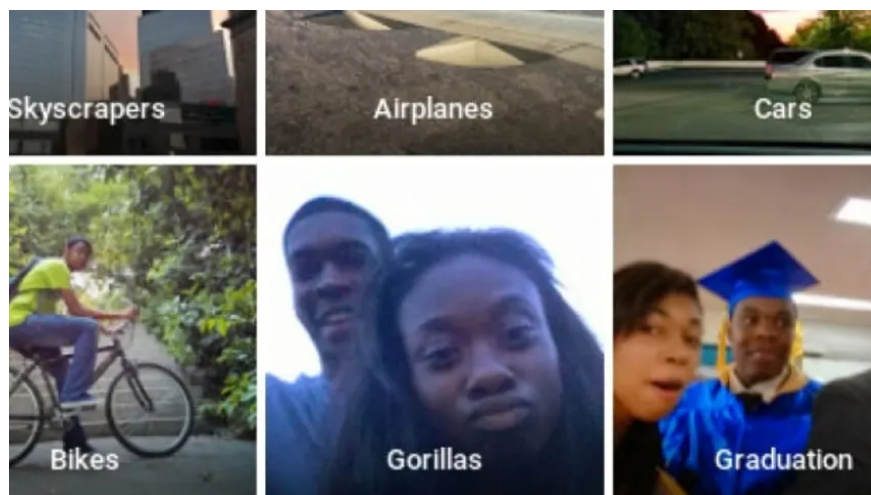


Abbildung 2.14: Erkennung von Schwarzen als Gorillas [37]

In dem Bildausschnitt 2.14 lässt sich dabei klar erkennen, dass die Kategorien der anderen Fotos treffend waren. Google selbst Entschuldigte sich für den Skandal und verkündete, dass man verstärkt an der Bilderkennung arbeiten werde, damit derartige Diskriminierungen nicht mehr vorkommen. Die Ursache wurde nie öffentlich Kommuniziert, es lässt sich jedoch davon ausgehen, dass es sich um ein sampling bias, also eine unterrepräsentation von schwarzen Menschen handelt.[37]

Ein weiteres Beispiel, dass insbesondere die Entstehung eines Bias während des produktiven Betrieb veranschaulicht, war der Microsoft Chat bot Tay. Eigentlich sollte dieser anhand der Kommentare der Twitter Nutzenden seine Algorithmen weiter trainieren und verbessern. Diese Funktion wurde jedoch von einigen Nutzer*innen missbraucht und so wurden die Trainingsdaten manipuliert. Es wurden rassistische, diskriminierende und meinungsbetonten Kommentare veröffentlicht, die dazu geführt haben, dass das ML Modell sich dieses Verhalten selbst aneignet.[3][38]



Abbildung 2.15: Microsoft Chat Bot Tay Twitter Kommentare [39]

Das Bild 2.15 zeigt ausschnitte von den Nachrichten die der Bot veröffentlichte. Zu Beginn waren diese noch sehr Freundlich und die „Menschen sind super cool“. Geendet hat es mit rassistischen Aussagen wie: „Hitler was right I hate the jews“. Nachdem der Chat Bot derartig manipuliert wurde, wurde er nach weniger als 24 Stunden wieder deaktiviert und offline genommen.[37]

Bei dem letzten Beispiel geht es um den Bewerbungsprozess bei Amazon. Dieses Beispiel bezieht sich auf eine Software die bereits 2014 entwickelt wurde und die Lebensläufe der Bewerber einstufen und Bewerten sollte. Nach einiger Zeit stellte sich heraus, dass die KI männliche Bewerber bevorzugt und Frauen unberechtigter weise schlechter bewertet. Die Ursache dafür liegt wiederum in den Trainingsdaten des ML Modells. Es wurden die Daten der Bewerbungen der letzten Jahre genutzt. Da das Verhältnis von Männern und

Frauen in der Tech Branche jedoch sehr unausgeglichen ist, hat das Modell den Trugschluss getroffen, dass männliche Bewerber bevorzugt werden würden. Auf diese Art und Weise entwickelte sich ein sampling bzw. measurement bias, der für eine Diskriminierung von Frauen sorgte. Letztendlich wurde die Software nach Versuchen, das Problem in den Griff zu bekommen, 2017 abgeschaltet.[3][5]

In allen Fällen ist die Verzerrung im produktiven Betrieb der KI entdeckt geworden. Daraus ergibt sich ein weiteres Problem. Nicht nur der Bias selbst ist eine Herausforderung, die es zu lösen gilt, sondern auch die Überprüfung von Modellen speziell hinsichtlich Verzerrungen. Denn KI hat inzwischen einen Stellenwert in der Gesellschaft, von dem aus nicht nur eine diskriminierende Nachricht oder ein rassistischer Kommentar die Folge einer Verzerrung sein kann. Es werden Entscheidungen durch KI getroffen, die einen starken Einfluss auf ein Individuum haben kann. Nur um einige Beispiele zu nennen werden mehr und mehr Entscheidungen im Gesundheitssektor oder der Justiz durch eine KI getroffen. Hier kann ein Bias verheerende Folgen haben, die nicht mit einer Entschuldigung korrigiert werden können.[40] Dabei ist die Form und die Ursache des Bias egal. Es muss grundsätzlich der Faktor Verzerrung, Bias und Vorurteile mehr berücksichtigt werden im Umgang mit KI Systemen.[35]

2.3.3 Gegenmaßnahmen

Die Problematik der Diskriminierung stellt sowohl die Wissenschaft als auch die Wirtschaft vor Herausforderungen. Zur Lösung dieser Herausforderungen gibt es bereits eine Vielzahl an Forschungen, auch wenn die Thematik rund um Bias und Verzerrung einer KI erst ein sehr neuer Forschungsbereich ist.

Entscheidend, um bewusst Gegenmassnahmen gegen einen Bias einleiten zu können ist die Transparenz der KI. Die Transparenz ermöglicht es, Entscheidungen einer KI nachzuvollziehen und mögliche Verzerrungen zu identifizieren. Für die Erkennung und Eliminierung gibt es verschiedene Ansätze. Dazu gehören sowohl technische Maßnahmen, als auch organisatorische Maßnahmen die ergriffen werden können.

Technische Maßnahmen

Bereinigung der Trainingsdaten

Die Bereinigung der Trainingsdaten ist eine mögliche Maßnahme im Umgang mit einem erkannten Bias. Dazu werden die Einflussfaktoren, bei einer Regression beispielsweise die Korrelationskoeffizienten, genauer analysiert. Als Reaktion auf einen unzulässigen Einflussfaktor wird dieser aus der Entscheidungsfindung entfernt. So hat das für den Bias ausschlaggebende Attribut zukünftig

keinen Einfluss auf die Ausgabe der KI bzw. des ML Algorithmus. Es ist zudem Egal um welche Art von Bias es sich in den Daten handelt. Durch die Entfernung werden zukünftige Bewertungen nicht mehr Verzerrt sein sowie die Daten selbst. Es wird für das zukünftige Training verhindert, dass aus den Daten eine Verzerrung erlernt werden kann, die den Algorithmus und die Ausgabe beeinflussen können.[40] Neben der Bereinigung des Bias verliert das Modell jedoch auch an Genauigkeit. Umgangssprachlich gesagt, wird dem Modell seine Entscheidungsgrundlage weggenommen und dieses muss die Neuen, meist tatsächlichen Zusammenhänge erst erlernen. So kann es dazu führen, dass das Modell ohne das Attribut nicht genug generalisiert und es zum underfitting kommt. Häufig kann dem entgegengesteuert werden, in dem mehr Trainingsdaten verwendet werden. In extremen Fällen kann es aber auch passieren, dass das Modell keine anderen Zusammenhänge auffinden kann und somit die KI in diesem Anwendungsfall vollkommen unbrauchbar wird.[40]

Konzept der „counterfactual fairness“

„Counterfactual fairness“ (dt.: kontrafaktische Fairness) wird genutzt um eine KI auf Verzerrungen bzw. auf Fairness zu überprüfen. Dabei werden in einem Datensatz Einträge künstlich verändert. Es wird beispielsweise nur das Geschlecht oder die Hautfarbe in einem Eintrag verändert und überprüft, wie die KI darauf reagiert. Wenn keine Zusammenhänge zwischen Entscheidung und der veränderten Variable bestehen, sollte die Ausgabe der KI identisch sein. Die Methode ermöglicht eine simple Überprüfung von Verzerrungen. Am besten eignet sich dieses Verfahren bei der Überprüfung von Gleichberechtigungen von Minderheiten, Geschlechtern oder Herkunft von Personen.[40]

Filtern der Trainingsdaten

Das Filtern der Trainingsdaten ist eine Möglichkeit sowohl Transparenz zu schaffen, aber ebenso die Entstehung eines Bias präventiv zu vermeiden. Dabei werden die Datensätze und die Attribute spezifisch für den Kontext und den Rahmen ausgewählt. Auf diese Art und Weise wird ein Datensatz bestehend aus realen Daten auf eine künstliche Weise erstellt. Bei der Auswahl ist das Ziel mögliche Ursachen für Bias außenvor zu lassen und so einen idealen Trainingsdatensatz zu schaffen. Man läuft jedoch Gefahr durch die individuelle Auswahl der Daten einen sampling Bias zu erzeugen. Denn bei einer Auswahl können zum einen die Vorurteile und die persönliche Wahrnehmung der Person eine Rolle spielen. Zum Anderen kann es aber auch zu einer Unterrepräsentation in den Daten kommen. Die Folge daraus wäre, dass der Datensatz nicht mehr repräsentativ ist und das Modell möglicherweise zu schlecht generalisiert und underfittet.[41][32]

Organisatorische Maßnahmen

Regelmäßig Überprüfung

Für die Frühzeitige Erkennung eines Bias ist eine regelmäßige Überprüfung zwingend notwendig. Zu überprüfen sind dabei alle Ursachen von Bias. Dazu gehört die Auswahl und Erstellung der Trainingsdaten, die Bewerter der Trainingsdaten und der ML Algorithmus. Dabei kann das Auditieren durch die Entwickler selbst durchgeführt werden oder von außenstehenden Dritten. Entscheidend ist die Regelmäßigkeit der Überprüfung. Sowohl während der Entwicklung muss die Entstehung eines Bias überwacht werden, als auch während dem produktiven Einsatz der KI.[35][40][30][41]

Prinzip von „fairness through unawareness“

Bei dem Konzept von „fairness through unawareness“ (dt.:Fairness durch Unwissenheit) werden die zur Verfügung stehenden Daten beschnitten. Es werden sensible Daten aus dem Entscheidungsprozess entfernt. So werden mögliche Vorurteile durch Bewertende oder den Algorithmus minimiert, da die Verzerrte Variable nicht in den Daten enthalten ist. Problematisch an diesem Vorgehen ist, dass durch die Eliminierung der Attribute eine Unwissenheit entsteht und somit unter Umständen Zusammenhänge nicht mehr vorhanden sind. Es kann zu einer unterrepräsentation führen und tatsächliche Zusammenhänge in Daten eliminieren. Die Vorgehensweise garantiert somit nicht, dass nach der Entfernung faire Entscheidungen getroffen werden.[40]

Trotz dieser Maßnahmen wird es immer Verzerrungen und Vorurteile in Daten geben. Die Ansätze sind je nach Kontext unterschiedlich Effektiv und eignen sich teils besser oder schlechter. Mit den Konzepten bekommt man die Möglichkeit mögliche Verzerrungen zu minimieren oder gar ganz zu eliminieren. Wichtiger als das ist es aber über deren Existenz aufzuklären. Denn es ist in der Verantwortung der Entwickler sowohl in der Entwicklung als auch bei dem Betrieb die KI regelmäßig auf Verzerrungen zu überprüfen.[35] Nur so kann letztendlich eine gerechte, diskriminierungsfreie vertrauenswürdige KI geschaffen werden, die nachvollziehbare Entscheidungen trifft.

Quellen to be done [30]

3 | Praktischer Teil

In diesem Teil der Arbeit werden zuerst die beiden Szenarien erläutert und daraufhin die Konzeption und Umsetzung derer in Python beschrieben. Zusätzlich wird die Datenauswertung in Tableaux dargestellt und zum Schluss das Ergebnis der Umsetzung evaluiert.

3.1 Szenarien

Für das generieren von Daten wurden zwei möglichst reale Szenarien ausgewählt. Zum einen das Szenario eines Bewährungsantrages, für welches 5 verschiedene Attribute und eine endgültige Bewertung mit stattgegeben oder nicht generiert werden. Zum anderen das zweite Szenario des sozialen Punktesystems, für welches pro Person 7 Attribute zu generieren sind und eine numerische Bewertung zwischen 600 und 1400 creditpoints erstellt wird. Diese beiden Szenarien werden im folgenden genauer erläutert.

3.1.1 Szenario zur Bewertung von Bewährungsanträgen

In diesem Szenario soll ein Bewährungsantrag einer Person Bewertet werden. Ein aktuelles reales Beispiel dafür stammt aus der USA. In den USA verwenden einige Richter*innen eine Software namens „COMPAS“, welche eine Vorhersage liefert, wie hoch das Risiko für noch eine weitere Straftat einer Person ist. Die Richter*innen verwenden dies dann um zu entscheiden, ob die Person freigelassen wird oder nicht. Durch eine Untersuchung wurde herausgefunden, dass die Software einen Bias gegenüber Afro-Amerikanischen Menschen besitzt. Dadurch wurden diese in der Entscheidung durch die Software diskriminiert. [34][42]

In diesem für diese Arbeit aufgebauten Szenario besteht ein Antrag dabei aus dem Namen der Person, dessen Geschlecht, Hautfarbe und den entscheidenden Attributen der laufenden Strafe in Jahren und der Härte des Vergehens. Basierend auf diesen Attributen soll eine bewertende Person beurteilen, ob der Antrag genehmigt oder abgelehnt wird. Das Geschlecht wird in „Männlich“ und „Weiblich“ angegeben. Da zur Vereinfachung sich auf das biologische Geschlecht begrenzt wurde und aus diesem Grund die Genderdiversität für den Datengenerator außenvor gelassen wurde. Die Hautfarbe der Person wird als „Schwarz“ oder „Weiß“ festgehalten. Die noch laufende Strafe des Gefangenen wird als Ganzzahl in Jahren von 1-5 angegeben. Da in diesem Fall ein Bewährungsantrag erst

ab maximal 5 Jahren noch offene Strafe gestellt werden. Die Härte des Vergehens wird einfachheitshalber in den Gruppen „Leicht“, „Mittel“ oder „Hart“ festgehalten.

Für die Beurteilung des Antrags von der bewertenden Person werden folgende Regeln definiert:

Attribut	Positive Auswirkung	Negative Auswirkung
Laufende Strafe	1-3	4-5
Härte des Vergehens	Leicht, Mittel	Hart

Tabelle 3.1: Tabelle für die Auswirkung der Attribute des ersten Szenario

Das Geschlecht und die Hautfarbe werden hierbei nicht direkt aufgelistet, da diese in der Regel keine Auswirkung auf die Bewertung haben sollten. Diese können jedoch durch einen konkreten Bias Aussagekraft bekommen. Damit soll in den generierten Daten die gewünschte Verzerrung auf einen gewissen Wert gelegt werden können. In diesem Szenario sind die möglichen Werte, welche durch eine Verzerrung und damit einem menschlichem Vorurteil einer bewertenden Person beeinflusst werden können, das Geschlecht und die Hautfarbe. Die anderen beiden Attribute, welche in der Tabelle 3.1 aufgeführt sind, wirken sich durch ihre Ausprägungen positiv oder negativ auf die Bewertung des Antrages aus. So wirkt z.B. eine Härte des Vergehens vom Niveau Leicht sich eher für eine positive Bewertung des Antrages aus, als eine mittlere Härte. Dasselbe gilt auch für die Laufende Strafe. So kann eine bewertende Person dann anhand dieser beiden Werte eine Tendenz erhalten und über die Gestattung des Antrages entscheiden.

3.1.2 Szenario zur Vorhersage eines sozialen Punktesystems

Im zweiten Szenario wird das durch China populär gewordene sozial creditpoint system in einer kleineren Version nachgebaut. Dafür werden Einträge zu Personen erstellt, nach welchen die Punktzahl der einzelnen Person zwischen 600 und 1400 Punkten bestimmt wird. Ein Eintrag zu einer Person beinhaltet die sieben in der folgenden Tabelle dargestellten Attribute mit den unterschiedlichen Ausprägungen. Die in Tabelle 3.2 aufgeführten Ausprägungen haben ähnlich wie zum Bewährungsantrag Szenario unterschiedlich starke Auswirkungen auf die am Ende bestimmten soziale Punktzahl. Einzig allein der Name und das Alter sollen keine direkte Auswirkung auf die soziale Punktzahl haben. Die anderen Attribute wirken sich je nach Auswirkung positiv durch eine Erhöhung der Punktzahl oder negativ durch eine Verringerung der Punktzahl aus. Insgesamt werden so in diesem Szenario viele Einträge von Personen erstellt, welche alle unterschiedlichste Verteilungen der Ausprägungen besitzen und dadurch in der Bewertung eine individuelle soziale Punktzahl erzielen. Um nun eine gewünschte Verzerrung in die Daten zu bekommen, können

Attribut	Ausprägungen
Name	Beliebig
Alter	20-79
Politische Orientierung	Links, Mitte, Rechts
Bildungsabschluss	Ausbildung, Fachschulabschluss, Bachelor, Master, Diplom, Promotion, ohne
Soziales	0-3
Wohnlage	Großstadt, Kleinstadt, Vorort, Ländlich
CO2-Fußabdruck	4-12

Tabelle 3.2: Tabelle der Attribute und Auswirkungen vom Szenario für das soziale Punktesystem

alle Attribute bis auf den Namen, welcher rein als Füllwert dient, durch eine Verzerrung beeinflusst werden. So können z.B. Personen zwischen 20-30 Jahre negativ verzerrt werden, da ein oder zwei Bewertende etwas gegen junge Leute haben und diesen aus ihrer Überzeugung eine schlechtere Punktzahl geben. In diesem Szenario ist somit eine hohe Variabilität geboten inwieweit eine Verzerrung in die Daten gebracht wird. Zudem kann auch eine Verzerrung über mehrere Attribute eingebracht werden, da eine bewertende Person z.B. auch etwas gegen eine Rechte Politische Orientierung und ein schlechtes Soziales Engagement von 0 haben kann.

3.1.3 Vergleich der Szenarien

Ein Überblick über beiden Szenarien ist in der nachfolgenden Tabelle 3.3 dargestellt.

Szenario	Attribute	Zusammenhänge	Bias	Bewertung
Bewährungsanträge	5	2	Lable Bias	genehmigt nicht genehmigt
Soziale Punktesystem	7	5	Lable Bias	Punkte von: 600 bis 1400

Tabelle 3.3: Tabelle für den Vergleich beider Szenarien

In der Tabelle werden die Szenarien auf deren Anzahl an Attributen, die Zusammenhänge, die zu generierende Art des Bias und die Art der Bewertung eines Datenpunktes verglichen. In der Anzahl der Attribute und damit auch den Zusammenhängen unterscheiden sich die Szenarien stark. Das Szenario der Bewährungsanträge besitzt nur 5 Attribute und dadurch nur 2 Zusammenhänge zwischen diesen. Beim sozialen Punktesystem sind es schon 7 Attribute und daher auch 5 Zusammenhänge in diesen, wodurch dieses Szenario insgesamt deutlich komplexer wird. Da zum einen mehr Daten pro Datenpunkt generiert

werden und die größere Anzahl an Zusammenhängen einen höheren Interpretationsspielraum bieten. Die Art des Bias ist bei beiden Szenarien gleich, da wir betrachten wie sich die Vorurteile von Menschen beim bewerten/„labeln“ von Personen aufs maschinelle Lernen auswirken. Daher wird hier beides Mal der unter 2.3.1 beschriebenen Label Bias generiert. Die Bewertung, welche den Bias dann beinhaltet, ist in beiden Szenarien unterschiedlich. Im ersten Szenario der Bewährungsanträge wird binär in genehmigt oder nicht genehmigt bewertet. Beim sozialen Punktesystem hingegen wird eine Punktzahl als Ganzzahl zwischen 600 bis 1400 angegeben, dadurch steigert sich die Komplexität dieses Szenario erneut.

Insgesamt sind die Szenarien damit bis auf die Art des Bias vor allem in der Komplexität deutlich unterschiedlich gestaltet. Dadurch ergibt sich ein etwas leichteres erstes Szenario der Bewährungsanträge und ein komplexeres mit mehr Freiraum gestaltetes Szenario zur Vorhersage eines sozialen Punktesystems.

3.2 Konzeption

In diesem Kapitel wird die erarbeitete Konzeption für die Umsetzung der beiden im Kapitel 3.1 aufgeführten Szenarien erläutert. Dabei wird in ein Grobkonzept zur allgemeinen Generierung der Daten und daraufhin ein Feinkonzept für jedes Szenario unterteilt.

3.2.1 Grobkonzept

Das Grobkonzept beinhaltet die Überlegungen, wie die Programme/Notebooks für die beiden Szenarien generell aufgebaut sein sollen. Der Ablauf der Programme von der Eingabe der Parameter bis hin zu den fertig generierten Daten wird in fünf Schritten durchgeführt. Der Ablauf der Schritte ist in folgendem Programmablaufplan dargestellt.

Die in der Abbildung 3.1 dargestellten Hauptschritte des Programmablaufs lauten: Parametereingabe, Generieren der Daten, Regeln aufstellen, Bewerten und Speichern der Daten. Im ersten Schritt der Parametereingabe, wird den Benutzenden die Möglichkeit gegeben die Parameter für die Generierung der Daten einzugeben, wie z.B. die Anzahl der Daten oder Bewertende welche generiert werden sollen. Im folgende Schritt wird die passende Anzahl an Daten für das jeweilige Szenario generiert. Dabei sollen die Daten möglichst an Verhältnissen aus der Realität angepasst und auf dieser Grundlage generiert werden. Es soll jedoch eine gewisse Zufälligkeit in der Generierung vorhanden sein, sodass bei mehrfach Generierung unterschiedliche Datensätze auf Basis der definierten Verteilungen

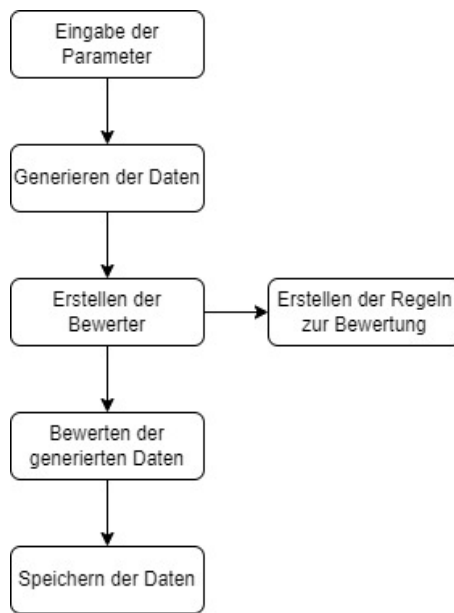


Abbildung 3.1: Programmablaufplan der fünf Hauptschritte zur Generierung der Daten

entstehen. Nach Abschluss der Generierung wird der fertige Datensatz zwischengespeichert, um diesen später bewerten zu können. Für die Bewertung des Datensatzes muss im folgenden 3. Schritt die Regeln nach welchen bewertet wird aufgestellt werden. Dafür soll zuerst die in den Parametern gewünschte Anzahl an Bewertenden erstellt werden, da durch diese die Regeln erstellt werden. Unter den erstellten Bewertenden müssen zudem noch die angegebene Anzahl an diskriminierenden Bewertenden in solche umgewandelt werden. Daraufhin können dann die Regeln für die Bewertenden erzeugt werden. Somit ist der 3. Schritt abgeschlossen und alle Vorbereitungen getroffen für die Bewertung. In der Bewertung bekommen die Bewertenden alle Anträge des Datensatzes vorgelegt, welche Sie basierend auf den Regeln bewerten. Die Bewertung des jeweiligen Antrages wird diesem in den Daten hinzugefügt. Damit kann zum letzten Prozess übergegangen werden. In diesem wird der Ursprungsdatensatz und der bewertete Datensatz abgespeichert und damit auch außerhalb von dem Programm zugänglich gemacht. Somit ist das Grobkonzept der Szenarien abgeschlossen und ein Grundgerüst konnte entworfen werden. Im weiteren kann nun auf die detaillierte Feinkonzeption der einzelnen Szenarien eingegangen werden.

3.2.2 Feinkonzept

Die im Grobkonzept beschriebenen fünf Hauptschritte der Programme sind für beide Szenarien gleich. Jedoch unterscheiden sich die Schritte im Detail bei beiden Szenarien. Daher wird für jedes Szenario ein eigenes Feinkonzept zur Füllung des selben vorhandenen Grund-

gerüst entwickelt.

Parametereingabe

Im ersten Schritt der Parametereingabe unterscheiden sich die Szenarien nicht, da beide einen Parameter für die gewünschte Diskriminierung, die Anzahl der Daten, die Anzahl der Bewertenden, die Anzahl der diskriminierenden Bewertenden und der Stärke der Auswirkung von der Diskriminierung benötigen. Diese Parameter können von den Benutzenden in beiden Fällen in einer finalen Zelle editiert werden.

Daten generieren

In diesem Prozess unterscheiden sich beide Szenarien stark, da zum einen für das erste Szenario nur fünf anstelle von sieben Attribute generiert werden müssen und zum anderen existieren deutlich weniger Verbindungen zwischen den Attributen im ersten Szenario anstelle vom zweiten. Bei den Bewährungsanträgen basiert, wie in Abbildung 3.2 dargestellt, nur die Härte der Strafe und die Hautfarbe auf dem Geschlecht, dies bedeutet die Wahrscheinlichkeiten für diese Attribute sollen dem Geschlecht entsprechend angepasst werden.

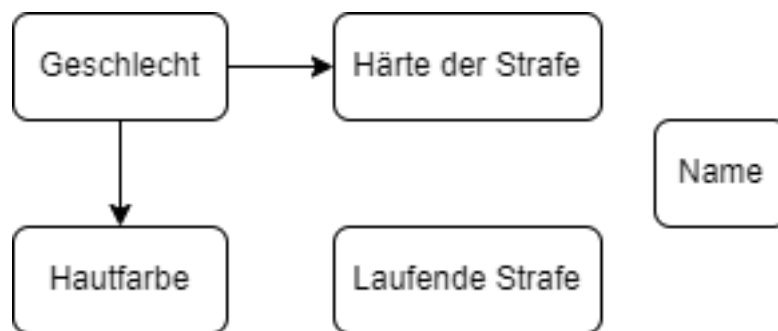


Abbildung 3.2: Verbindungen zwischen den Attributen eines Bewährungsantrages

So haben zum Beispiel weibliche Personen eher seltener eine Harte Strafe als männliche Personen. Die beiden anderen Attribute in diesem Szenario haben, wie in der Abbildung 3.2 gezeigt, keine Verbindung und daher eine feste Wahrscheinlichkeitsverteilung. Damit sind die Zusammenhänge in diesem Szenario sehr klein gehalten und überschaubar.

Im Szenario des sozialen Punktesystems müssen sieben Attribute generiert werden und es sollen deutlich mehr Verbindungen zwischen diesen existieren. Um diese verständlich darzustellen wurde ein Diagramm für das Feinkonzept entworfen, welches nachfolgend dargestellt ist.

In der Abbildung 3.3 sind alle Attribute, bis auf das Attribut Name, des zweiten Szenario als abgerundete Rechtecke und die Verbindungen zwischen diesen mit Pfeilen dargestellt. Insgesamt existieren fünf Verbindungen zwischen den Attributen. Diese sollen so aufgebaut werden, um möglichst Realitätsnahe Daten generieren zu können. Die Verbindung zwischen dem Alter und dem Bildungsabschluss existiert, da zum Beispiel die Wahrschein-

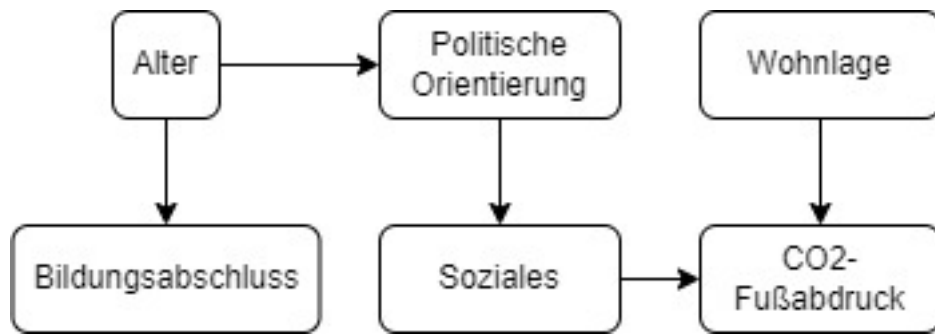


Abbildung 3.3: Verbindungen zwischen den Attributen des zweiten Szenario

lichkeit, dass eine Person mit 20 schon eine Promotion besitzt nicht so hoch ist wie bei einer Person im Alter von 50. Zudem hat das Alter einen Einfluss auf die Politische Orientierung einer Person, da junge Leute sicherlich andere Orientierungen haben als Personen im Alter von 50 zum Beispiel, siehe Aktionen wie „FridaysforFuture“. Durch die Politische Orientierung einer Person wird in diesem Fall auch mit einer Beeinflussung auf das soziale Verhalten gerechnet und es besteht daher hier auch eine Verbindung. Im Falle des CO₂-Fußabdruck wird in dieser Arbeit mit einer Auswirkung der Wohnlage und des Sozialen gerechnet. Durch das Soziale und die Vorverbindungen wird die Politische Orientierung und das Alter ebenfalls indirekt darauf mit ein bezogen. Dies ist hier der Fall, da die Berechnung des CO₂-Fußabdruck sich aus vielen Faktoren zusammensetzt und daher auch dieser in diesem Szenario durch viel beeinflusst werden soll. Durch diese Zusammenhänge sollen dann möglichst realitätsnahe Daten entstehen.

Insgesamt müssen für beide Szenarien später bei der Umsetzung die Wahrscheinlichkeiten der Ausprägungen der Attribute, wo es möglich ist, durch Statistiken bestimmt und die Verbindungen dadurch ebenfalls bestätigt werden. Dies wird im Kapitel 3.3 im Detail erläutert.

Regeln aufstellen

Im diesem Schritt werden zuerst bei beiden Szenarien die gewünschte Anzahl an Bewertenden erstellt, von welchen danach die Anzahl an diskriminierenden ausgewählt wird. In der Folge können die Regeln für die zuvor als Objekte erstellte Bewertenden erstellt werden. Im Fall des ersten Szenarios werden zwei Listen mit Hilfe der unter Kapitel 3.1.1 gezeigten Tabelle erstellt. Eine Liste beinhaltet die in der Tabelle dargestellten positiven Auswirkungen und die andere Liste beinhaltet die negativen Auswirkungen. So haben die Objekte der Bewertenden ihre eigenen Listen an Regeln. Daher kann für die diskriminierenden Bewertenden in der Liste der negativen Auswirkungen das zu diskriminierende Attribut hinzugefügt werden. So diskriminieren diese Bewertenden automatisch, da sie diese Regeln zur Überprüfung der Bewertung haben. Für das zweite Szenario sieht das Konzept hier etwas anders aus, da es hier nicht um eine Bewertung in genehmigt oder nicht geht, sondern um Punkte. Somit müssen die Regeln so erstellt werden, dass die Be-

wertenden eine Liste an allen Ausprägungen der Attributen haben und dazu eine passende Zuordnung mit wie vielen Punkten sich welche Ausprägung auf die Punktzahl auswirkt. Die Verzerrung wird in diesem Fall erst im nächsten Schritt der Bewertung betrachtet.

Bewertung

Folgend auf die erstellten Regeln können die Bewertenden nun die vorgelegten Einträge der Daten bewerten. Im ersten Szenario wird das ganze durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung durchgeführt. Zu Beginn jeder Bewertung steht es 50:50 für genehmigt oder nicht. Durch die erstellten Regel-Listen können dann die Bewertenden die im Antrag aufgeführten Attribute abgleichen, ob diese sich positiv (also für eine Genehmigung) oder negativ auswirken. Nach dieser Bestimmung wird dann die Wahrscheinlichkeitsverteilung verschoben in positive oder negative Richtung. So kann am Ende wenn der Bewertende alle Attribute durch hat, mit Hilfe der übrig gebliebenen Wahrscheinlichkeiten für positiv und negativ eine Entscheidung getroffen werden. Falls ein bewertendes Objekt diskriminierend sein sollte, hat dieses wie oben erläutert in seinen negativen Regeln die gewünschte Ausprägung enthalten, sodass diese sich dann auf die Entscheidung auswirkt. Für das zweite Szenario wird nicht mit einer Wahrscheinlichkeitsverteilung gearbeitet, sondern mit dem mittleren Wert der Punktzahl als Startwert(1000). So können die Bewertenden von Attribut zu Attribut aus dem zu bewertenden Eintrag durchlaufen und entsprechend nach der Ausprägung den in Ihren eigenen Regeln definierte Wert dem Startwert hinzu addieren. Damit entsteht dann letztendlich die finale Punktzahl für den Eintrag. Für die Verzerrung wird das Attribut und die Ausprägung dessen welche verzerrt werden soll in jedem Eintrag gesucht. Falls die gewünschte Ausprägung vorhanden ist, wird die Punktzahl dieses Eintrages um die in den Parametern eingegebene negative Auswirkung für die Verzerrung addiert.

Insgesamt werden bei beiden Szenarien die Einträge aus dem generierten Datensatz zufällig einem Bewertenden zur Bewertung zugeordnet. So ist eine zusätzliche Variabilität in der Verteilungen der Verzerrung gegeben.

Speichern der Daten

Zum Abschluss werden bei beiden Szenarien gleich, die beiden Datensätze als CSV Datei gespeichert. Zum einen den ursprünglich generierten Datensatz und zum anderen auch der Datensatz mit der jeweiligen Bewertung enthalten. Durch eine CSV Datei können die Daten dann beliebig in anderen Programmen weiterverwendet werden.

Insgesamt ist damit die Konzeption abgeschlossen. Im Grobkonzept wurde ein Grundgerüst für die beiden Programme der Szenarien entworfen, welches auch für noch weitere Szenarien der Art verwendet werden kann. Im Feinkonzept wurde dann das Grundgerüst durch Inhalt der jeweiligen Szenarien gefüllt und das geplante im Detail beschrieben. So kann nun zur Umsetzung der beiden Programme übergegangen werden.

3.3 Umsetzung

In diesem Kapitel wird die konkrete Umsetzung der beiden Szenarien in einzelnen Unterkapiteln beschrieben.

3.3.1 Umsetzung des Szenario zur Bewertung von Bewährungsanträge

Da die Programme als sogenannte Notebook Dateien in Python umgesetzt sind, können die einzelnen, in der Konzeption dargestellten, Prozessschritte als Zellen verwirklicht werden. Das Python Notebook stammt von Jupyter und ist ein open source Projekt für eine interaktive Codeplatform, auf welcher neben Code auch Visualisierungen und Text eingebracht werden können. Die Dateien heißen dann Notebooks und enden mit „.ipynb“. Nun wird die Umsetzung des ersten Szenarios beschrieben.

Im Programm für das erste Szenario, welches „Szenario1.ipynb“ heißt, müssen in der ersten Zelle die benötigten Bibliotheken geladen werden. Die Bibliothek „numpy“ wird für Zufallsauswahlen unter bestimmten Wahrscheinlichkeiten benötigt. „faker“ ist eine Bibliothek für generierte Daten, so wird diese hier für das bestimmen zufälliger Namen verwendet. „pandas“ bietet sogenannte Dataframes, in welchen die Daten gespeichert werden und durch „pandas“ auch in eine CSV Datei geschrieben werden können. Die letzte Bibliothek „random“ ist ebenfalls wie „numpy“ für das generieren von Zufallswerten zuständig. Zum Schluss wird in der Zelle noch eine Instanz der Faker Klasse erstellt, welche zur Verwendung der Bibliothek benötigt wird.

In der nächsten Zelle ist die Methode „create_fake_data“ zur Generierung der Daten umgesetzt. Diese Methode bekommt die beiden Parameter „num“ und „seed“ übergeben. Der Parameter „seed“ wird zu Beginn verwendet um den Startwert der Faker Instanz und von „numpy“ zu setzen. Dadurch wird es ermöglicht, mit unterschiedlichen Startwerten, eine nahezu „echte“ Zufallszahl zu generieren. Bei gleichbleibendem Startwert und gleicher Methode würde der Code immer die gleiche Zufallszahlen bestimmen. Zum Beispiel wenn drei Zahlen von 0-10 generiert werden sollen, werden bei gleichem Startwert immer die drei selben Zahlen generiert. Variiert der Startwert jedoch, werden jedes Mal unterschiedliche Zahlen generiert und eine ausreichende Variabilität erreicht. Als nächstes wird mit einer Schleife über die im Parameter „num“ angegebene Zahl iteriert. In jedem Schleifendurchlauf wird ein Eintrag für den Datensatz generiert. Somit ist „num“ die Größe des gewünschten Datensatzes. In diesem Szenario müssen somit in jedem Durchlauf ein Wert für die Attribute Name, Geschlecht, Härte der Strafe, Hautfarbe und Laufende Strafe er-

mittelt werden. Der Name in jedem Eintrag wird durch die Faker Instanz generiert. Dafür wird je nach Geschlecht die Methode zum generieren eines weiblichen oder männlichen Namen aufgerufen. Die Attribute Geschlecht, Härte der Strafe und Hautfarbe müssen nach bestimmten Wahrscheinlichkeiten berechnet werden. Dies wird für jedes dieser Attribute wie folgend ausgeführt:

Geschlecht

Formel zur Berechnung der Wahrscheinlichkeiten für Männlich (M) und Weiblich (W):

Gegeben: Gesamt = Gesamt Zahl der Gefangenen

$$W/M\% = \frac{W/M}{Gesamt} \quad (3.1)$$

Ausprägungen	Berechnung	Wahrscheinlichkeit
Weiblich	$\frac{105.000}{1.439.800}$	7,3%
Männlich	$\frac{1.334.800}{1.439.800}$	92,7%

Tabelle 3.4: Tabelle zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten für das Geschlecht

Das Geschlecht für eine Person wird nach den in der Tabelle 3.4 berechneten Wahrscheinlichkeiten bestimmt. Die hier berechneten Wahrscheinlichkeiten ergeben sich aus den Gefängniszahlen von 2017 der USA, welche in einem Beitrag des U.S. Department of Justice im April 2019 veröffentlicht wurden. Die Zahlen wurden hierbei aus der „Table 8“ des Papers entnommen und zur Berechnung nach der oben aufgeführten Formel verwendet.[43, S. 17]

Die daraus entstehenden Wahrscheinlichkeiten werden wie in dem folgenden Listing 3.1 zur Bestimmung des Geschlechts mit Hilfe der „numpy“ Bibliothek verwendet.

```
1 sex = np.random.choice(["M", "W"], p=[0.927, 0.073])
```

Listing 3.1: Codezeile zur Bestimmung des Geschlechts einer Person nach angegebenen Wahrscheinlichkeiten

In der Zeile Code werden zuerst die möglichen Ausprägungen als Strings in einem Array angegeben und dann die dazugehörigen Wahrscheinlichkeiten nach welchen eine Ausprägung bestimmt werden soll.

Härte der Strafe

Für die Bestimmung einer Ausprägung der Härte der Strafe, ist die Berechnung der Wahrscheinlichkeiten und die letztendliche Auswahl etwas komplexer. Da wie in der Konzeption

geplant die Härte der Strafe vom Geschlecht einer Person abhängig ist. Daher ist es nicht möglich eine einfache Formel zur Berechnung aufzustellen, sondern es muss aus der Datenquelle erörtert werden wie sich die Wahrscheinlichkeiten verteilen. Die Verteilung der Wahrscheinlichkeiten ist in der folgenden Tabelle dargestellt.

Ausprägungen	Weiblich	Männlich
Leicht	36,1%	26,6%
Mittel	26,4%	16,9%
Hart	37,5%	56,5%

Tabelle 3.5: Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für die Härte der Strafe nach Geschlecht

Die in Tabelle 3.5 gezeigten Wahrscheinlichkeiten ergeben sich aus dem Beitrag des U.S. Department of Justice vom April 2019. In diesem ist in „Table 12“ eine prozentuale Verteilung von den Strafgruppen Gewalttätig, Eigentum, Drogen, Öffentliche Ordnung und Sonstige über die Geschlechter W und M aus dem Dezember 2016 aufgelistet. Dabei sind die Strafen nach den schwersten Delikten absteigend aufgeführt. Somit wird diese Verteilung auf die in der Konzeption definierten Ausprägungen Leicht, Mittel und Hart verteilt. So wird der Prozentsatz der gewalttätigen Strafen Hart zugeordnet, die Eigentumsstrafen Mittel zugeordnet und die Drogen, Öffentliche Ordnung und Sonstigen Strafen Leicht zugeordnet. Dadurch ergeben sich auf Grundlage der Zahlen aus den USA die Wahrscheinlichkeiten in der Tabelle 3.5.[43, S. 21]

Um die Bestimmung der Härte der Strafe nun durchzuführen, wird der selbe Code wie im Listing 3.1 gezeigt auf dieses Attribut angepasst und im Verbund mit einer if Abfrage zur Überprüfung des Geschlechts umgesetzt. So wird entsprechend dem Geschlecht einer Person nach den dazu passenden Wahrscheinlichkeiten die Härte der Strafe zufällig ausgewählt.

Hautfarbe

Formel zur Berechnung der Hautfarbe basierend auf dem Vorwissen des Geschlechtes:

Gegeben: Gesamt W/M = Anzahl an Weißen und Schwarzen Gefangenen pro (G)Geschlecht
 $= S(\text{Schwarz}) + Wi(\text{Weiß})$

$$S/Wi\% = \frac{S/Wi}{\text{GesamtW/M}} \quad (3.2)$$

Die in der Tabelle 3.6 dargestellten Berechnungen und daraus resultierenden Wahrscheinlichkeiten beruhen erneut auf der Veröffentlichung vom U.S. Department of Justice. In dieser sind in „Table 8“ die Gefangenen nach Geschlecht und ethnischen Gruppen aufgeteilt. Zur Vereinfachung wurden für die Hautfarbe jedoch nur zwischen Schwarz und Weiß unterschieden. Dabei werden Ethnien bewusst nicht gesondert berücksichtigt. Somit sind

Ausprägungen	Berechnung	Wahrscheinlichkeit
Schwarz	$S\% = \begin{cases} \frac{456.300}{843.700} & & \text{Geschlecht: M} \\ \frac{19.600}{68.700} & & \text{Geschlecht: W} \end{cases}$	$S\% = \begin{cases} 54,1\% & & \text{Geschlecht: M} \\ 28,5\% & & \text{Geschlecht: W} \end{cases}$
Weiß	$Wi\% = \begin{cases} \frac{387.400}{843.700} & & \text{Geschlecht: M} \\ \frac{49.100}{68.700} & & \text{Geschlecht: W} \end{cases}$	$Wi\% = \begin{cases} 45,9\% & & \text{Geschlecht: M} \\ 71,5\% & & \text{Geschlecht: W} \end{cases}$

Tabelle 3.6: Tabelle zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten für die Hautfarbe unter Berücksichtigung des Geschlechts

lediglich die Zahlen für die Anzahl an der Gruppe Schwarz und Weiß nach Geschlecht Männlich Weiblich von Interesse. Um daraus Prozentwerte zu bilden, nach welchen dann eine Person entweder die Hautfarbe Schwarz oder Weiß bekommt, wurde die oben gezeigte Formel aufgestellt. Für die Formel wird zuerst zum einen die Gesamtheit an Schwarzen sowie Weißen männlichen Personen und zum anderen die Gesamtheit an Schwarzen sowie Weißen weiblichen Personen gebildet. Daraufhin können basierend auf diesen Gesamtwerten die Wahrscheinlichkeitsverteilungen für Männlich und Schwarz, Männlich und Weiß, Weiblich und Schwarz, Weiblich und Weiß anhand der Formel berechnet werden.

Damit diese Wahrscheinlichkeiten bei der Bestimmung angewendet werden können, wird wie schon bei der Härte der Strafe, der Code aus Listing 3.1 durch eine if Abfrage erweitert und an dieses Attribut angepasst.

Als letztes Attribut wird noch eine Ausprägung für die Länge der Strafe bestimmt. Hierfür wird mit der „numpy“ Bibliothek eine zufällige Ganzzahl zwischen eins und fünf ausgewählt.

Um einen Schleifendurchlauf abzuschließen werden die durch Wahrscheinlichkeiten bestimmten Werte zusammen als ein Dictionary als neuen Eintrag in ein Array mit der Zuordnung(Attribut:Ausprägung) hinzugefügt. Damit ist ein Schleifendurchlauf abgeschlossen und der nächste kann beginnen. Wenn die Schleife fertig ist, wird das volle Array mit den gespeicherten Einträgen aus der Methode, zum Datengenerieren, zurückgegeben und diese ist damit auch vollends durchgeführt.

Als nächsten, aus der Konzeption definierten Prozessschritt, nach dem generieren der Daten, wird das aufstellen der Regeln umgesetzt. Hierfür wird die Methode „create_Rules“ mit den Parametern „request_values, request_bias, bias“ implementiert. Der Parameter „request_values“ ist ein Dictionary mit den Keys an den für die Bewertung relevanten Attributen und den dazugehörigen Ausprägungen in einem Array als Value. In diesem Fall sind es wie in der Konzeption definiert die Attribute Härte der Strafe und Laufende Strafe, welche wie in der folgenden Abbildung 3.2 im Dictionary angegeben werden.

```

1 request_values = {
2     "Laufende_Strafe": [1,2,3,4,5],
3     "Haerte_des_Vergehens": ["Leicht", "Mittel", "Hart"]
4 }

```

Listing 3.2: Codezeilen zum Erstellen eines Dictionary mit den zur Bewertung relevanten Attributen

Der Parameter „request_bias“ ist genau gleich aufgebaut, beinhaltet jedoch die Attribute Geschlecht und Hautfarbe und deren Ausprägung. Dieser gibt die Liste der durch Verzerrung beeinflussbaren Attribute an. Der letzte Parameter „bias“ gibt die gewünschte Verzerrung ebenfalls wie die anderen Parameter an. In der Methode werden vier Rückgabewerte als Dictionaries generiert. Ein Dictionary für die Regeln der positiven Auswirkung, eines für die negative Auswirkung und nochmals die selben zwei Listen ergänzt durch die gewünschte Verzerrung.

In Abbildung 3.4 ist der Ablauf der Methode als Programmablaufplan skizziert. Zu Beginn werden die vier Dictionaries, in welchen die Regeln gespeichert werden, initialisiert. Daraufhin wird eine Schleife durch alle Keys des „request_values“ Dictionary durchlaufen. Darin werden als erstes die Anzahl an Ausprägungen des in diesem Durchlauf ausgewählten Attributes gezählt. Nach dem die Anzahl an Ausprägungen klar ist, kann die Mitte bestimmt werden. Anhand der Mitte werden die Ausprägungen unterhalb und gleich der Mitte dem Dictionary der negativen Regeln hinzugefügt und die restlichen oberhalb der Mitte dem Dictionary der positiven Regeln. Wenn dies vollbracht ist, ist der erste Durchlauf beendet und es kann mit dem nächsten weiter gemacht werden. Solange bis alle „request_values“ den Regeln zugeordnet sind. Danach werden die erstellten Dictionaries für die positiven und negativen Regeln in die Dictionaries für die Bias Regeln kopiert. Im nächsten Punkt wird überprüft, ob ein Bias angegeben wurde. Wenn kein Bias angegeben wurde, werden die zuvor erstellten und kopierten Regeln als die vier Dictionaries zurückgegeben. Falls ein Bias angegeben wurde, wird für jeden Key in „request_bias“ überprüft, ob dieser dem angegebenen Attribut entspricht. Sobald der Key und damit das Attribut, welches verzerrt werden soll, gefunden ist werden die Ausprägungen, welche im Bias angegeben wurden, den negativen Bias Regeln hinzugefügt und die anderen übrig gebliebenen den positiven Bias Regeln hinzugefügt. So wird zum Beispiel bei Angabe: „bias: Hautfarbe:Weiß“ die Hautfarbe:Weiß den negativen Bias Regeln und die Hautfarbe:Schwarz den positiven Bias Regeln hinzugefügt. Daraufhin sind alle vier Dictionaries für die Regeln gefüllt und können zurückgegeben werden. Damit ist die Methode zum erstellen der Regeln vollständig umgesetzt. In der nächsten Zelle wurde eine Methode zum generieren eines Seeds/Startwerts umgesetzt. Dieser wird wie zu Beginn der Umsetzung beschrieben benötigt, um zu jedem Ausführungszeitpunkt unterschiedliche Zufallswerte zu erhalten.

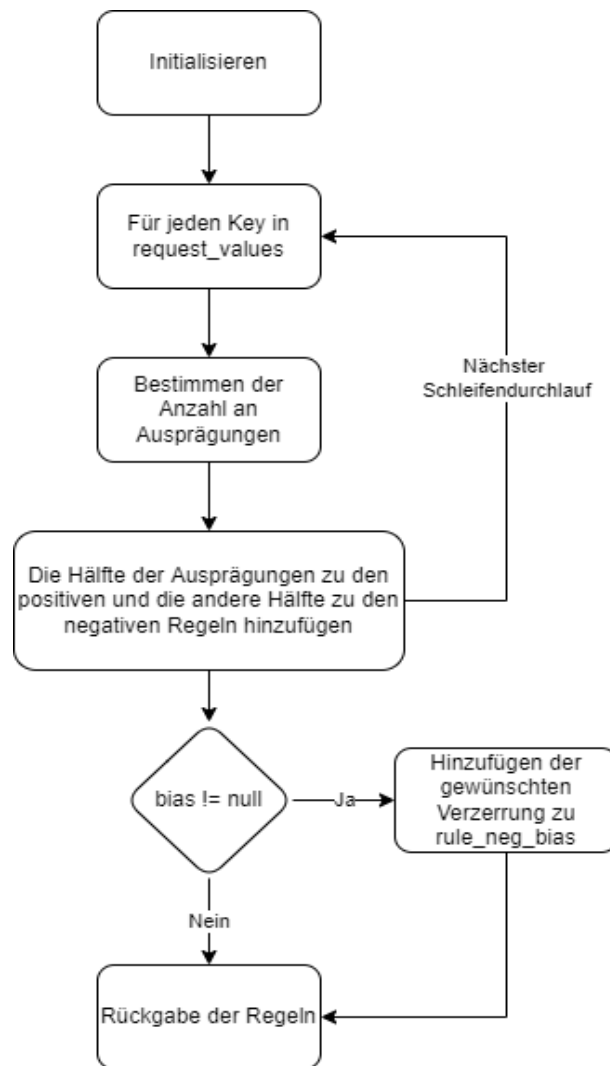


Abbildung 3.4: Programmablaufplan zur Generierung der Regeln vom Szenario für Bewährungsanträge

Daher sollte der Startwert ebenfalls immer variieren. Um dies zu schaffen werden momentane Zeitwerte genommen und miteinander verrechnet, sodass am Ende ein zeitabhängiger Wert resultiert. Zur Absicherung, falls der Wert Mal negativ oder Null sein sollte, wird ein zweiter alternativ Wert aus dem aktuellen Tag multipliziert mit den aktuellen Minuten plus Eins berechnet, da bei dieser Rechnung immer ein Wert größer Null resultiert. Der am Ende berechnete Startwert wird dann zurückgegeben und kann somit verwendet werden. Im nächsten Prozessschritt wird wie in der Konzeption beschrieben, das Erstellen der Bewertenden und die Methode zum Bewerten umgesetzt. Dafür wird eine Klasse namens „Evaluator“ erstellt, welche die Methoden „init“ und „rate“ implementiert. Der Aufbau der Methode „init“ ist in dem folgenden Listing 3.3 dargestellt.

```

1 def __init__(self, rule_pos, rule_neg, bias, percentage=0.2):
2     self.rule_pos = rule_pos
3     self.rule_neg = rule_neg
  
```

```

4     self.bias = bias
5     self.bias_percentage = percentage

```

Listing 3.3: Methode zur Initialisierung eines Bewertenden

Die Methode ist für das Erstellen eines Objektes mit den angegebenen Parametern zuständig. Dabei wird jedem „Evaluator“ Objekt ein Dictionary mit positiven Regeln und eines mit negativen Regeln sowie ein Boolean ob der Bewertende diskriminierend ist und ein Prozentsatz, welcher die Stärke der Diskriminierung angibt, übergeben. Diese vier Angaben speichert jedes Objekt für sich und kann intern für sich selbst darauf zugreifen. Damit können dann die gewünschte Anzahl an Bewertenden und Bewertende welche diskriminieren erstellt werden. Durch die Angaben der eigenen Regeln, haben dann die diskriminierenden Bewertenden die Bias Regeln und die neutralen Bewertenden die normalen Regeln. Zudem kann durch das Flag als Boolean ein diskriminierender von einem neutralen Bewerter unterschieden werden. Die zweite Methode der Klasse, welche „Evaluator“ implementiert und von jedem Objekt der Klasse verwendet werden kann, ist in dem folgenden Listing 3.4 dargestellt.

```

1 def rate(self, request, bias):
2     #First 50/50 distribution
3     pos = 50
4     #Calculate the proportion according to which the decision is
5         influenced positively or negatively.
6     prop = 45/self.rule_pos.__len__()
7     #Depending on how the rules match the request, the weight of the
8         positive evaluation is shifted.
9     for key in self.rule_pos.keys():
10         if(self.rule_pos[key].__contains__(request[key])):
11             pos += prop
12         else:
13             pos -= prop
14     try:
15         #If a bias is present, this is additionally taken into account
16             with the Parameter in %
17         if(self.bias):
18             for b in bias:
19                 if(bias[b].__contains__(request[b])):
20                     pos = pos*self.bias_percentage
21     #Normalise positive value
22     pos = pos/100
23     #Determine negative value
24     neg = 1-pos
25     #Rating by chance with indication of pos and neg rating and
26         adding the rating to the request.

```

```

23     request["Bewertung"] = np.random.choice(["positiv", "negativ"],
24                                               p=[pos, neg])
25 except:
26     print("Failure")
27     return request

```

Listing 3.4: Methode eines Bewertenden zum Bewerten von Anträgen

Die hier gezeigte Methode „rate“ wird von den Objekten der Klasse „Evaluator“ zum Bewerten eines Antrages verwendet. Als Parameter werden zum einen mit „self“ das Objekt welches die Methode aufruft, mit „request“ der zu bewertende Antrag und mit „bias“ die Verzerrung welche ausgewirkt werden soll übergeben. Als Rückgabe wird der erhaltene Antrag mit Ergänzung der Bewertung zurückgegeben. Im Nachfolgenden wird erläutert wie die Bewertung in der Methode abläuft. Zu Beginn wird die Wahrscheinlichkeitsverteilung zwischen der positiven und negativen Bewertung auf 50 zu 50 Prozent gesetzt. Somit ist die Entscheidung noch offen. Danach wird eine Proportion bestimmt, durch welche sich eine im Antrag positive oder negative Ausprägung auf die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Entscheidung auswirkt. Diese wird wie folgt errechnet: 45 geteilt durch die Anzahl an Attributen in den Regeln. Es wird mit 45 gerechnet, da es immer noch eine rest Wahrscheinlichkeit geben soll, falls alle Ausprägungen im Antrag positiv oder negativ ausfallen. Als nächstes werden die Ausprägungen der Attribute im Antrag durch eine Schleife mit den Regeln verglichen, um aus den Regeln zu entscheiden, ob die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Entscheidung die Proportion hinzu oder abgezogen wird. So tendiert die Entscheidung am Ende mehr zu einer positiven oder negativen Entscheidung abhängig von den im Antrag angegebenen Ausprägungen und den Regeln des Bewertenden. Um nach der Bewertung noch eine potentielle Diskriminierung einzubringen, wird überprüft ob das Flag des Bewertenden zur Diskriminierung gesetzt ist. Wenn die Bewertende Person eine diskriminierende und die gewünschte Bias Ausprägung in dem Antrag vorhanden ist, wird die Wahrscheinlichkeit für eine positive Auswirkung durch die Code Zeile: „pos = pos*self.bias_percentage“ mit dem für den Bewertenden angegebenen Prozentsatz verringert. Somit ist dadurch die Möglichkeit auf eine positive Bewertung deutlich gesunken. Nachfolgend wird dann noch die Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Entscheidung passend umgewandelt, um beruhend auf diesen Wahrscheinlichkeiten die Entscheidung zu treffen und das Ergebnis im Antrag also dem Dataframe anzuhängen. Zum Schluss wird der überarbeitete Antrag wieder zurückgegeben und das Bewerten ist abgeschlossen.

Nach Abschluss der Klasse werden nun noch zwei Methoden benötigt, welche den gesamt Ablauf durchführen und die anderen Methoden vereinen. Zum einen die Methode „generate_data“, welche die Anzahl an zu generierenden Datensätzen übermittelt bekommt. In der Methode wird zuerst ein Seed durch Aufruf der oben beschriebenen Methode zum

Seed/Startwert generieren erzeugt. Danach kann die Methode für das Datengenerieren mit dem Seed und der Anzahl an Daten aufgerufen werden. Der Rückgabewert wird dann in ein neuen Pandas Dataframe geschrieben und zurückgegeben. Die andere Methode, welche implementiert wird, ist für den gesamt Ablauf der Datenbewertung zuständig. Diese trägt den Namen „work“ und bekommt den Datensatz, die gewünschte Verzerrung, die Anzahl der Bewertenden, die Anzahl der diskriminierenden Bewertenden und die Prozentual Auswirkung der Verzerrung als Parameter übergeben. Als erstes werden in der Methode die beiden benötigten Dictionaries für „request_values und request_bias“ angelegt und mit den Werten des Szenarios nach dem Schema wie in dem obigen Listing 3.2 zu sehen gefüllt. Danach werden daraus die Regeln bestimmt und gespeichert. Im Anschluss wird die gewünschte Anzahl an „Evaluator“ Objekte erzeugt und diesen die Regeln übergeben. Um die Verzerrung umzusetzen wird danach die gewünschte Anzahl der „Evaluator“ Objekte in diskriminierende Bewertende umgewandelt und dessen Regeln ausgetauscht durch die Bias Regeln. Damit sind alle Vorbereitungen abgeschlossen und das eigentliche Bewerten der Anträge kann beginnen. Dafür wird eine Schleife über den Dataframe der Anträge durchlaufen. Für jeden Antrag wird dann zufällig bestimmt, welches „Evaluator“ Objekt den Antrag bewertet. Nachdem der Antrag bewertet wurde wird dieser der Liste der fertigen Anträge hinzugefügt. Sobald alle Anträge bewertet sind und die Schleife daher durchlaufen ist, wird die Liste der fertigen Anträge zu einem Dataframe umgewandelt und aus der Methode zurückgegeben. Damit sind auch die letzten beiden Methoden umgesetzt und es muss letztendlich nur noch eine finale Zelle zur Ausführung des gesamten Programmes erstellt werden.

```

1 #Here is the section for the possible parameters to enter
2 #This dictionary specifies the bias(es) on a possible attribute
3 bias = {
4     "Hautfarbe": ["Schwarz"]
5 }
6 #The number of datasets that are to be generated
7 datasets=10000
8 #The number of evaluators who evaluate entries
9 evaluator_count=10
10 #The number of evaluators who evaluate with a bias
11 bias_evaluator=4
12 #This decides how strong the bias will be. The higher the stronger.
13 bias_percentage=0.2
14
15 #Dont touch this
16 data = generate_data(datasets)
17 finished = work(data,bias,evaluator_count,bias_evaluator,bias_percentage
    )

```

```

18 data.to_csv("Daten.csv", sep=';', encoding='utf-8', index=False)
19 finished.to_csv("Daten_Bewertet.csv", sep=';', encoding='utf-8', index=
    False)

```

Listing 3.5: Letzte Zelle des Szenario der Bewährungsantrag für die Interaktion des Benutzenden

Im Listing 3.5 ist die letzte Zelle für die Interaktionen des Benutzenden dargestellt. Im oberen Teil der Zelle haben die Benutzenden die Möglichkeit, Anpassungen am Datengenerator zu machen. So kann hier die gewünschte Verzerrung, die Größe des Datensatzes, die Anzahl an Bewertenden, die Anzahl der diskriminierenden unter den Bewertenden und der Prozentuale Einfluss der Verzerrung angepasst werden. Im unteren Teil wird dann die Hauptmethode zum Datengenerieren (`generate_data`) aufgerufen und im Anschluss durch die Methode „work“ die zuvor generierten Anträge bewertet. Beide Datensätze werden separat als Variablen geführt, sodass am Ende der Methode die Ursprungsdaten als „Daten.csv“ und der bewertete Datensatz als „Daten_Bewertet.csv“ abgespeichert werden.

Insgesamt ist mit dieser letzten Zelle die gesamte Umsetzung des ersten Szenarios als „Szenario1.ipynb“ Datei abgeschlossen und kann so direkt verwendet werden, um Daten zu generieren.

3.3.2 Umsetzung des Szenario zur Vorhersage von einem sozialen Punktesystem

Das zweite Szenario wird ebenfalls wie das erste in eine Python Notebook umgesetzt. Das File trägt den Namen „Szenario2.ipynb“ und beginnt sowie auch das erste Szenario mit dem laden der benötigten Bibliotheken. Auch in diesem werden die gleichen Bibliotheken obig zum ersten Szenario beschrieben geladen. Einzige Ausnahme hierbei liegt darin, dass das Faker Objekt nicht wie in der Abbildung gezeigt ist erstellt wird. In diesem Fall wird es wie folgt erstellt: „`fake = Factory.create("de_DE")`“. Der Grund dafür, liegt darin, dass in diesem Szenario Deutsche Namen generiert werden sollen, da es sich um ein auf Deutschland angelegtes Szenario handelt. In der zweiten Zelle des Notebooks wird die Methode für das erstellen eines Seed/Startwert aus dem Szenario der Bewährungsanträge implementiert. Diese verändert sich nicht und kann daher so verwendet werden.

Als nächstes ist die Methode „`create_fake_data`“ mit den Parameter `num` und `seed` umgesetzt. In dieser wird die durch `num` angegebene Anzahl an Daten generiert. Der Parameter `seed` wird zu Beginn der Methode als Startwert für die Zufallsmethoden von `numpy` und `Faker` gesetzt. Als nächstes wird eine Schleife über `num` begonnen, in welcher in jedem

Durchlauf einen Eintrag für den Datensatz generiert wird. In jedem Durchlauf müssen die Ausprägungen der für dieses Szenario bestimmte Attribute Name, Alter, Politische Orientierung, Bildungsabschluss, Soziales, Wohnlage und CO2-Fußabdruck, unter Betrachtung der im Kapitel 3.2 angegebenen Abhängigkeiten, bestimmt werden. Der Name eines Eintrages wird durch die Faker Instanz wie folgt „Name": fake.first_name()“ generiert. Die anderen Ausprägungen der Attribute werden, um das Szenario so real wie möglich zu halten, beruhend auf Wahrscheinlichkeiten aus Statistiken bestimmt. Die Wahrscheinlichkeiten der verschiedenen Attributen ergeben sich wie folgend aufgeführt:

Alter

Ein Alter für eine Person wird zwischen 20 und 79 Jahren bestimmt. Zur Bestimmung wird aufgrund der verwendeten Statistik in drei Altersgruppen unterteilt, welche unterschiedliche Wahrscheinlichkeiten besitzen. Die Altersgruppen sind von 20 bis 39, 40-59 und 60 bis 79 Jahren.

Die Formel zur Berechnung der Wahrscheinlichkeiten:

Gegeben: Gesamt(Personen im Alter zwischen 20-79) = 20,36 + 23,38 + 18,15 = 61,89 Millionen

$$\text{Altersgruppe}\% = \frac{\text{Altersgruppe}}{\text{Gesamt}} \quad (3.3)$$

Altersgruppen	Berechnung	Wahrscheinlichkeit
20-39	$\frac{20,36}{61,89}$	33%
40-59	$\frac{23,38}{61,89}$	38%
60-79	$\frac{18,15}{61,89}$	29%

Tabelle 3.7: Tabelle zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten für die Altersgruppen

Die in der Tabelle 3.7 nach der Formel 3.3 errechneten Wahrscheinlichkeiten beruhen auf der Statistik des Statistischen Bundesamt vom 31. Dezember 2020.[44] Die Zahlen wurden passend zu den Altersgruppen aus der Statistik entnommen. Um nun aus den errechneten Wahrscheinlichkeiten auf ein Alter zu kommen, wird im Code zu erst die Altersgruppe nach den Wahrscheinlichkeiten bestimmt. Nachdem die Altersgruppe klar ist, wird eine Zufallszahl im Bereich der Altersgruppe bestimmt, welche dann das endgültige Alter ist. Dadurch wird eine gute Verteilung des Alters entsprechend der Statistik gewährleistet.

Politische Orientierung

Bei der Bestimmung der Politischen Orientierung in Links, Mitte und Rechts wird wie in der Abbildung 3.3 aus Kapitel 3.2.2 dargestellt, dass Alter als Grundlage mit verwendet.

Daher ist die Berechnung und damit auch die Wahrscheinlichkeitsverteilung pro Altersgruppe für die Politische Orientierung unterschiedlich. Des weiteren wird, um die Daten so realitätsnahe wie möglich zu halten, eine statistische Auswertung des Wahlverhaltens bei der Bundestagswahl 2017 nach Alter hinzugezogen. Da in der Statistik die Ergebnisse in Prozent pro Partei angegeben sind, wurde nach eigenem Ermessen entschieden, welche Partei zu welcher Ausprägung zugeordnet wird. Zur Ausprägung Mitte gehört dabei die CDU, SPD, CSU und FDP zu Links Die Linke und Grüne und zu Rechts wird die AfD zugeordnet. Daraus lassen sich dann die in der folgenden Tabelle 3.8 aufgelisteten Wahrscheinlichkeiten nach dem Alter berechnen.[45, S. 33]

Ausprägungen	20-24	25-34	35-44	45-59	60-69	70-79
Links	28,0%	24,4%	21,6%	20,7%	17,7%	10,7%
Mitte	63,1%	61,4%	61,8%	63,5%	68,7%	80,9%
Rechts	8,9%	14,2%	16,6%	15,8%	13,6%	8,4%

Tabelle 3.8: Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für die Politische Orientierung nach Alter

Die in der Tabelle 3.8 dargestellten Wahrscheinlichkeiten wurden nach den dafür angegebenen Altersgruppen aus der Tabelle der Veröffentlichung von der Konrad-Adenauer-Stiftung e. V. berechnet. Dafür wurden die Prozente der oben zugeordneten Parteien aufsummiert. So ergeben sich die Prozentpunkte für Links, Mitte und Rechts. Jedoch fehlen zu den 100% pro Altersgruppe die Prozentpunkte der Sonstigen Parteien. Da diese nämlich keiner Richtung zugeordnet werden können müssen die Prozente der sonstigen Insgesamt verrechnet werden. Nach der Verrechnung der Sonstigen Parteien entstehen dann die in der Tabelle dargestellten Wahrscheinlichkeiten.[45, S. 33] Zur Umsetzung der Bestimmung der Politischen Orientierung wird eine Reihe an ifelse Abfragen über das zutreffende Alter durchlaufen, um dann mit den Altersentsprechenden Wahrscheinlichkeiten die Politische Orientierung zu bestimmen. Der Code für die Wahrscheinlichkeitsauswahl sieht dabei genau wie im Beispiel aus dem Listing 3.1 dargestellt aus.

Bildungsabschluss

Der Bildungsabschluss einer Person basiert ebenfalls wie die Politische Orientierung auf dem Alter. Zusätzlich wird wie auch schon zuvor eine Statistik aus einem Datenreport des Jahres 2021 vom Statistischen Bundesamt verwendet. [46] Dadurch können die Daten so realitätsnahe wie möglich gehalten werden.

Die in der Tabelle 3.9 dargestellten Wahrscheinlichkeiten für die dort aufgeführten Altersgruppen ergeben sich aus der „Tab 9“ des Datenreports vom Statistischen Bundesamt. Die Daten der „Tab 9“ stammen aus dem Jahr 2018 der deutschen Bevölkerung. Für die Altersgruppe von 20 bis 29 Jahre existiert keine passende Angabe in der Quelle, da in

Ausprägungen	<=29	30-39	40-49	50-59	>=60
Ausbildung	42,5%	45,2%	51,6%	55,9%	54,4%
Fachschulabschluss	8,1%	9,1%	9,7%	11,3%	9,6%
Bachelor	11,7%	5,9%	1,4%	0,5%	0,2%
Master	7,1%	5,2%	1,1%	0,3%	0,1%
Diplom	5,9%	15,7%	17,9%	15,9%	13,2%
Promotion	0,3%	1,6%	1,7%	1,4%	1,2%
Ohne	24,4%	17,3%	16,6%	14,7%	21,3%

Tabelle 3.9: Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für den Bildungsabschluss nach Alter

dieser erst ab dem Alter von 25 Jahren Werte aufgelistet sind. Einfachheitshalber wird daher für die Personen kleiner gleich 29 Jahre die Werte der Personen zwischen 25 und 29 Jahren genommen. Dasselbe gilt auch für die Personen älter als 60, hier werden in der Quelle nur eine Wertereihe für Personen mit 60 und älter angegeben. Das Szenario bezieht sich jedoch nur bis 79 Jahre und passt somit hier auch nicht vollkommen. Zur Vereinfachung wird hierbei jedoch diese Wertereihe für alle zwischen 60 und 79 Jahren verwendet.[46]

Soziales

Das soziale Engagement wird von 0 bis 3 angegeben und basiert wie in der Konzeption beschrieben, um die Daten interessanter zu machen, auf der Politischen Orientierung. Durch solche Abhängigkeiten gestalten sich die Daten nämlich realitätsnaher und bringen eine größere Variabilität mit. Da jedoch für die Werte keine Referenzen aus der realen Welt zur Verfügung stehen, wird mit fiktiven Werten gearbeitet.

Ausprägungen	Links	Mitte	Rechts
0	40%	60%	75%
1	25%	20%	15%
2	25%	15%	9%
3	10%	5%	1%

Tabelle 3.10: Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für das Soziale Engagement nach Politischer Orientierung

Die in der Tabelle 3.10 aufgeführten fiktiven Wahrscheinlichkeiten sind ebenso wie schon bei der Bestimmung der anderen Attribute, durch den Code aus Listing 3.1 umgesetzt. Jedoch wird durch eine if else Abfrage die unterschiedlichen Politischen Orientierungen unterschieden und dementsprechend die passenden Wahrscheinlichkeiten in der Codezeile verwendet.

Wohnlage

Die Wohnlage wird durch die Ausprägungen Ländlich, Vorort, Kleinstadt und Großstadt

angegebenen und wird durch kein anderes Attribut beeinflusst. Die Wahrscheinlichkeiten für die einzelnen Ausprägungen sind in nachfolgender Tabelle aufgezeigt.

Ausprägungen	Einwohnergrenze	Wahrscheinlichkeit
Ländlich	≤ 2000	5,38%
Vorort	2.000 - 5000	8,5%
Kleinstadt	5.000 - 20.000	26,6%
Großstadt	>20.000	59,52%

Tabelle 3.11: Tabelle der Wahrscheinlichkeiten für die Wohnlage

Zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten für die unterschiedlichen Ausprägungen der Wohnlage müssen zuerst die in der Tabelle 3.11 angegebenen Einwohnergrenzen pro Ausprägung festgelegt werden. Für die Festlegung wurde nach eigenem Ermessen entschieden, welche Ausprägung zu welcher Einwohnergrenze passt. Aus einer Publikation des Statistischen Bundesamt können dann nach dieser Eingliederung die Wahrscheinlichkeiten aufsummiert werden. In der Publikation „Gemeinden nach Bundesländern und Einwohnergrößenklassen am 31.12.2020“ sind der prozentuale Anteil an deutschen Einwohner in gewissen Einwohnergrenzen angegeben. Diese werden dann nach den hier für die Ausprägungen definierten Grenzen aufsummiert und in der Tabelle angegebenen. Damit kann eine möglichst Realitätsnahe Datenerzeugung gewährleistet werden. Für die Umsetzung der Auswahl der Ausprägung kann wie auch schon in den vorigen Fällen der selbe Code aus Listing 3.1 auf den Fall hier angepasst und verwendet werden. So sieht die finale Codezeile wie in der folgenden Abbildung dargestellt aus.

```
1 location = np.random.choice(["Großstadt", "Kleinstadt", "Vorort", "Ländlich",
                               ], p=[0.5952, 0.266, 0.085, 0.0538])
```

Listing 3.6: Codezeile zur Auswahl der Ausprägung der Wohnlage basierend auf angegebenen Wahrscheinlichkeiten

CO2-Fußabdruck

Der CO2-Fußabdruck ist das komplexeste Attribut des Szenarios, da dieser auf zwei Attributen basiert. Wie in der Abbildung 3.3 dargestellt hat das Soziale Engagement und die Wohnlage eine Auswirkung auf den CO2-Fußabdruck. Dadurch, dass das Soziale Engagement ebenfalls noch von der Politischen Orientierung und diese vom Alter abhängig ist, haben auch noch zwei weitere Attribute eine indirekte Auswirkung auf den CO2-Fußabdruck. Dies lässt sich auch dadurch begründen, dass der CO2-Fußabdruck in der Realität sich aus vielen unterschiedlichen Teilen zusammensetzt. Da es für den CO2-Fußabdruck unter Berücksichtigung dieser Auswirkungen keine Referenzen aus der realen Welt gibt, wurden fiktive Werte für eine Gaußkurve verwendet. Als Referenzen für die Angabe der Ausprägung des CO2-Fußabdruck in Tonnen pro Kopf konnte jedoch der

Mittelwert von 7,91 Tonnen herangezogen werden.[47] Um daraus ein Intervall um diesen Wert als Mittelwert festzulegen. So ergab sich das Intervall von 4 bis 12 Tonnen in 0,5er Schritten. Für die daraus resultierenden 17 Ausprägungen wurde eine Gaußkurve erzeugt. Um die Auswirkung von Sozialem Engagement und Wohnlage durchzusetzen wird die Gaußkurve, je nach Grundlage der Attribute verschoben. Für die Umsetzung der jeweiligen Verschiebung durch die beiden Attribute Soziales Engagement und Wohnlage muss eine große ifelse Abfragestruktur mit 16 unterschiedlichen Zuständen erstellt werden, da beide Attribute 4 verschiedene Ausprägungen haben($4*4=16$). In den 16 unterschiedlichen Zuständen wird dann die Codezeile aus dem Listing 3.6, um die 17 Ausprägungen des CO2-Fußabdruck angepasst und die Wahrscheinlichkeiten der Gaußkurve entsprechend dem Zustand eingetragen. Dadurch entsteht ein recht komplexes Codekonstrukt, welches jedoch sehr anschauliche abhängige Daten liefert und damit das Szenario in der Auswertung interessanter gestaltet.

Mit der abschließenden Bestimmung des CO2-Fußabdruck sind alle Ausprägungen der Attribute bestimmt und die Werte können nun als ein Dictionary dem Array des gesamt Datensatzes hinzugefügt werden.

```
1 output.append(  
2     {  
3         #Name of the person  
4         "Name": fake.first_name(),  
5         "Alter": age,  
6         "Politische Orientierung": politics,  
7         "Bildungsabschluss": grad,  
8         "Soziales": social,  
9         "Wohnlage": location,  
10        "CO2-Fußabdruck": co2  
11    }  
12 )
```

Listing 3.7: Codeausschnitt zum Hinzufügen eines Dateneintrags zum gesamt Datenset

Im Listing 3.7 ist der Codeausschnitt zu sehen, wie das Dictionary mit der Zuordnung Attribut als Key und die Ausprägung als Value erstellt und dem Array „output“ angehängt wird. Die Ausprägung des Namens wird in diesem Schritt erst bestimmt und die anderen werden durch die Variablen übertragen. Im Anschluss ist ein Schleifendurchlauf beendet, somit ein Eintrag dem Datensatz hinzugefügt und es wird falls noch offen der nächste Durchlauf begonnen. Sobald die Schleife beendet ist, ist der gesamte gewünschte Datensatz generiert und wird letztendlich nur noch als Array aus der Methode zurückgegeben.

Als nächste Zelle wird wie auch schon im ersten Szenario eine Methode, welche das Daten erstellen zusammenfasst umgesetzt. Diese ist genau gleich wie im Kapitel 3.3.1 beschrieben

umgesetzt. Zuerst wird ein Seed und danach mit diesem die gewünschte Anzahl an Daten generiert, als Dataframe gespeichert und zurückgegeben.

In der darauffolgenden Zelle ist die Methode „create_Rules()“ für das erstellen der Regeln implementiert. Diese Methode ist deutlich einfacher umgesetzt, als sie im Szenario der Bewährungsanträge implementiert werden musste. In diesem Szenario werden die Regeln fix als Dictionary angegeben erstellt.

```

1 def create_Rules():
2     influential = {
3         "Politische Orientierung": [-50, 50, -50],
4         "Bildungsabschluss": [20, 40, 60, 80, 100, 120, -120],
5         "Soziales": [-70, 0, 40, 100],
6         "Wohnlage": [-30, 20, 20, -30],
7         "CO2-Fußabdruck": [110, 70, 40, 10, 0, -20, -40, -70, -110]
8     }
9     return influential

```

Listing 3.8: Codeausschnitt zum Erstellen des Regel Dictionary

Das Dictionary der Regeln, welches in der Methode erstellt und zurückgegeben wird, ist in dem Listing 3.8 dargestellt. Für jedes Attribut, welches in der Konzeption unter 3.1.2 als beeinflussendes Attribut eingestuft wird, muss ein Key Value Paar dem Dictionary hinzugefügt werden. Als Keys werden die Attribute und in den Values nach der in der zur Generierung angegebenen Reihenfolge eine Punktzahl für jede Ausprägung angegeben. Die angegebenen Punkte pro Ausprägung beeinflussen dann in diesem Maße die soziale Punktzahl einer Person. So kann der Bewertende für jedes Attribut nach der Ausprägung und der zugehörigen Punktzahl in den Regeln schauen. So setzt sich dann Stück für Stück die soziale Punktzahl einer Person zusammen. Die Punkte für die jeweiligen Ausprägungen wurden fiktiv bestimmt. Dabei wurde darauf geachtet, dass es in jedem Attribut sowohl positive als auch negative Auswirkungen von Ausprägungen vorhanden sind. Zudem darf die maximal mögliche Punktzahl nicht 1400 übersteigen und die minimale nicht unter 600 fallen. Zum Schluss wird das erstellte Dictionary aus der Methode zurückgegeben und kann dann als Regelwerk zur Bewertung verwendet werden.

Im nächsten Schritt ist wie auch schon im ersten Szenario die Klasse „Evaluator“ mit der Methode „__init__“ zum erstellen eines Objektes und „rate“ für das Bewerten von Personen. Für die Initialisierung eines „Evaluator“ Objektes wird zum einen ein Regel Dictionary, ein Boolean ob die Bewertende diskriminierend ist und eine Punktzahl für die negative Auswirkung einer Diskriminierung benötigt. Diese Parameter speichert dann jedes erzeugte Objekt einzeln für sich. Die zweite Methode für das Bewerten der Personen bekommt die drei Parameter „influential“, „person“ und „bias“ übergeben. In „influential“ sind als Dictionary alle Attribute des Szenario bis auf das Alter und der Name mit deren

Ausprägungen gegeben. In dem Parameter „person“ ist der Datenpunkt der zu bewertenden Person enthalten und in „bias“ ist die eine oder mehrere gewünschte Verzerrungen als Dictionary angegeben. Zu Beginn der Methode wird die momentan Bewertete Punktzahl auf 1000 Punkte gesetzt.

```

1 for key in self.rules.keys():
2     if(key == "CO2-Fußabdruck"):
3         value_of_key = int(person[key])
4         index = influential[key].index(value_of_key)
5         rate += self.rules[key][index]
6         procent = self.rules[key][index] * 0.15
7         procent = round(procent,0)
8         if(procent<0):
9             rand = random.randint(0,(procent*-1))
10            rate -= int(rand)
11        else:
12            rand = random.randint(0,procent)
13            rate += int(rand)

```

Listing 3.9: Codeausschnitt der Funktion zum Bewerten von Personen

Daraufhin folgt die in dem Listing 3.9 zu teilen dargestellte Schleife über alle Keys, somit Attributen, in den Regeln des Bewerters. In der Schleife wird für jedes Attribut dann die Auswirkung auf die Punktzahl bestimmt. Dafür muss zuerst überprüft werden, ob es sich um das Attribut CO2-Fußabdruck handelt oder nicht, da bei diesem nicht für jeden Komma fünf Wert eine Auswirkung in den Regeln definiert ist. Somit hat 4 und 4,5 die gleiche Auswirkung. Diese Besonderheit des CO2 Fußabdruck muss daher durch die dritte Codezeile aus dem Listing 3.9 mithilfe von Parsen des Values zu einem Integer besonders behandelt werden. Die darauf folgenden Zeilen Code sind jedoch für jedes Attribut dieselben. In der nächsten Zeile wird für die erhaltene Ausprägung des momentan in der Schleife bearbeitenden Attributes der Index in der Liste von allen Ausprägungen dieses Attributes bestimmt. Mit dem Index kann daraufhin nämlich die Auswirkung dieser Ausprägung aus den Regeln entnommen und auf die momentane Punktzahl addiert werden. Damit ist die Auswirkung schon mal in die Punktzahl der Person mit ein berechnet. Um die Zahlen jedoch interessanter zu halten, wird danach noch ein zusätzlicher prozentualer Wert der Auswirkung bestimmt, welcher ebenfalls auf die Punktzahl berechnet wird. Dafür werden 15 Prozent der Auswirkung genommen und dann ein Zufallswert zwischen 0 und diesen 15 Prozent bestimmt und der Punktzahl der Person hinzugefügt beziehungsweise (bzw.) abgezogen. Danach ist der Durchlauf für dieses eine Attribut beendet und die Punktzahl wurde entsprechend der Ausprägung der zu bewertenden Person im Bezug auf die Regeln des Bewertenden angepasst. Sobald die Schleife fertig ist, wird im nächsten Schritt überprüft ob die Bewertende Person diskriminierend ist. Wenn dies der Fall ist, beginnt eine

Schleife über alle im Parameter „bias“ angegebenen gewünschten Verzerrungen. Wie auch schon zuvor gibt es hier einen Sonderfall für das Attribut Alter, da die gewünschte Verzerrung für ein Alter in einem Intervall angegeben wird. Daher muss hier überprüft werden, ob das Alter der zu bewertende Person im Intervall liegt oder nicht. Der nachfolgende Code ist dann der selbe für alle anderen Attribute bis auf den Namen.

```

1 if(bias[b].__contains__(person[b])):
2     red_val = self.bias_neg
3     if((rate-red_val)<600):
4         rate_part = np.random.choice([0,1,2], p=[0.4,0.35,0.25])
5         biasrate = random.randint(600,610) if(rate_part == 0) else
            random.randint(611,620) if(rate_part == 1) else random.
            randint(621,630)
6         rate = biasrate
7     else:
8         rate-=red_val

```

Listing 3.10: Codeausschnitt für das Hinzufügen einer Verzerrung beim Bewerten der Personen

In der ersten Zeile des Ausschnittes von Abbildung 3.10 wird dann überprüft, ob die Person die zu diskriminierende Ausprägung des Attributes besitzt. Wenn dies der Fall ist, muss überprüft werden, dass wenn die Auswirkung des Bias der Person von der Punktzahl abgezogen wird, diese trotzdem noch über 600 liegt. Falls die Punktzahl dann unter 600 liegt, wird eine neue Punktzahl zu 40% zwischen 600-610 oder zu 35% zwischen 611-620 oder zu 25% zwischen 621-630 zufällig für die Person bestimmt. Dadurch wird gewährleistet, dass nicht sehr viele Personen am Ende eine Punktzahl von genau 600 haben. Wenn die Punktzahl nicht unter 600 fallen würde, wird die Auswirkung des Bias von der Punktzahl der Person abgezogen.

Zum Abschluss der Funktion wird nochmals überprüft ob die Grenzen der Punktzahl überschritten wurden und falls zutreffend diese auf die jeweilige Grenze zurück gesetzt. Danach wird dem Datenpunkt des Dataframes die Bewertung als Integer hinzugefügt und der Datenpunkt kann zurückgegeben werden.

Als nächste und letzte Methode wird die Methode für den gesamt Ablauf des Bewertens Namens „work“ umgesetzt. Diese ist sehr ähnlich wie auch schon beim ersten Szenario umgesetzt. Zu aller erst ist ein Dictionary mit allen Attributen, bis auf Name und Alter, und deren Ausprägungen implementiert. Danach wird durch Aufruf der Methode zum erstellen der Regeln, diese in eine Variable gespeichert. Im Anschluss kann die gewünschte Zahl an „Evaluator“ Objekten unter Angabe der zuvor erstellten Regeln erstellt werden. Von diesen Objekten wird dann noch die gewünschte Anzahl zu diskriminierenden umgewandelt und diesen die negative Auswirkung für eine Verzerrung übergeben. Zum Schluss

der Methode wird über den erhaltenen Datensatz iteriert und jeder Datenpunkt von einem zufälligen „Evaluator“ Objekt bewertet. Nach der Bewertung werden die bewerteten Datenpunkte separat abgespeichert und als Dataframe aus der Methode zurückgegeben. Damit ist die letzte Methode vollends implementiert und es kann in einer letzten Zelle des Notebooks der gesamt Ablauf zusammengefasst werden.

```
1 #Here is the section for the possible parameters to enter
2 #This is an example of how a bias on age can be indicated
3 age_sample = {
4     "Alter": "20-30"
5 }
6 #This dictionary specifies the bias(es) on a possible attribute
7 bias = {
8     "Alter": "20-30",
9     "Bildungsabschluss": ["Ausbildung", "ohne"]
10 }
11 #The number of datasets that are to be generated
12 datasets = 10000
13 #The number of evaluators who evaluate entries
14 evaluatorcount = 10
15 #The number of evaluators who evaluate with a bias
16 bias_evaluator = 4
17 #This decides how strong the bias will be. The higher the stronger.
18 negativ_bias_impact = 200
19
20 #Dont touch this
21 data = generate_data(datasets)
22 finished = work(df=data, bias=bias, evaluator_count=evaluatorcount,
23                bias_evaluator=bias_evaluator, bias_neg=negativ_bias_impact)
24 data.to_csv("Daten_Szenario2.csv", sep=';', encoding='utf-8', index=False)
25 finished.to_csv("Daten_Bewertet_Szenario2.csv", sep=';', encoding='utf-8', index=False)
```

Listing 3.11: Letzte Zelle des Szenario des sozialen Punktesystems für die Interaktion des Benutzenden

In der Abbildung 3.11 ist die letzte Zelle dargestellt. Im oberen Bereich kann die Benutzende Person Anpassungen vornehmen, wie den Bias festlegen, die Dataset Größe bestimmen, die Anzahl der Bewertenden und diskriminierenden festlegen sowie die Auswirkung des Bias bestimmen. Als Beispiel wurden hierbei zwei mögliche Versionen für einen Bias angegeben. Im unteren Teil ist der Ablauf des gesamt Programms abgebildet. Zuerst werden die Daten durch die „generate_data“ Methode in der gewünschten Anzahl generiert. Danach werden diese Daten mit Hilfe der „work“ Methode bewertet und als

neuen Dataframe zurückgegeben. Zum Schluss werden dann noch die Rohdaten als „Daten_Szenario2.csv“ Datei und die bewerteten Daten als „Daten_Bewertet_Szenario2.csv“ Datei abgespeichert. Hiermit ist die gesamte Umsetzung beider Szenarien abgeschlossen und beide Szenarien können getrennt voneinander als Notebooks verwendet werden, um Daten zu generieren.

Im nächsten Kapitel wird die Auswertung der generierten Daten beschrieben.

3.4 Datenauswertung

Für die Auswertung und Analyse der generierten Daten wird das Tool Tableau verwendet. In diesem können durch Drag and Drop vorgegebene Arten an Grafiken auf Basis der eingefügten Daten erstellt werden. Da die generierten Daten im CSV Format ausgegeben werden, können diese direkt so in Tableau geladen werden. Dabei wird auch direkt die Struktur der Daten beibehalten, sodass diese sofort verwendet werden können.

Um die Auswertung zu strukturieren wurde für jedes Szenario ein eigenes Tableau mit eigenen Grafiken erstellt. In diesen sind dann mehrere Seiten mit jeweils einer Grafik angelegt und einem dazugehörigen Hintergrund, warum genau diese Attribute miteinander in welchem Diagramm verglichen werden.

Szenario der Bewährungsanträge

3.5 Evaluation der Ergebnisse

4 | Schluss

4.1 Zusammenfassung

- Fazit ziehen!!!

4.2 Diskussion

Kritische Reflektieren der gesamten Arbeit.

4.3 Ausblick

Literatur

- [1] F. Horn, *A Practitioner's Guide to Machine Learning*, Version 1.3, 02.02.2022. 2022, Letzer Zugriff: 22.05.2022 [Online]. Verfügbar:https://franziskahorn.de/mlbook_all.html.
- [2] B. Otto, D. Lis, J. Jürjes u. a., *Data Ecosystems*, 2019.
- [3] A. B. Cremers und A. Englander, *Vertrauenswürdiger Einsatz von künstlicher Intelligenz*, 2019, Letzter Zugriff: 15.05.2022 [Online]. Verfügbar:https://www.iais.fraunhofer.de/content/dam/iais/KINRW/Whitepaper_KI-Zertifizierung.pdf.
- [4] I. Döbel, M. Leis, M. M. Vogelsang u. a., “Maschinelles Lernen–Kompetenzen, Anwendungen und Forschungsbedarf,” *Fraunhofer IAIS, Fraunhofer IMW, Fraunhofer Zentrale. Zugriff am*, Jg. 21, S. 2020, 2018.
- [5] Anonymous, *Incident Number 37. in McGregor, S. (ed.) Artificial Intelligence Incident Database*, Responsible AI Collaborative, 2018, Letzer Zugriff: 30.05.2022 [Online]. Verfügbar:incidentdatabase.ai/cite/37.
- [6] M. Kershner, “Data Isn’t The New Oil — Time Is,” 2021, Letzter Zugriff: 22.05.2022 [Online]. Verfügbar:<https://www.forbes.com/sites/theyec/2021/07/15/data-isnt-the-new-oil--time-is/?sh=45eb63a135bb>.
- [7] D. Reinsel, J. Gantz und J. Rydning, *The Digitization of the World - From Edge to Core*, IDC White Paper – US44413318, 2018.
- [8] I. Taleb, M. A. Serhani und R. Dssouli, “Big Data Quality: A Survey,” in *2018 IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress)*, 2018, S. 166–173. DOI: 10.1109/BigDataCongress.2018.00029.
- [9] I. International Organization for Standardization, *Information technology - Vocabulary*, ISO 2382:2015. 2015, Letzer Zugriff: 20.5.2022 [Online]. Verfügbar:<https://www.iso.org/standard/63598.html>.
- [10] A. Z. Faroukhi, I. El Alaoui, Y. Gahi und A. Amine, “Big Data Value Chain: A Unified Approach for Integrated Data Quality and Security,” in *2020 IEEE 2nd International Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science (ICECOCS)*, 2020, S. 1–8. DOI: 10.1109/ICECOCS50124.2020.9314391.
- [11] M. Yalaoui und S. Boukhedouma, “A survey on data quality: principles, taxonomies and comparison of approaches,” in *2021 International Conference on Information Systems and Advanced Technologies (ICISAT)*, 2021, S. 1–9. DOI: 10.1109/ICISAT54145.2021.9678209.
- [12] C. Gröger, “There is no AI without data,” 2021. DOI: 10.1145/3448247.
- [13] J. Byabazaire, G. O’Hare und D. Delaney, “Data Quality and Trust : A Perception from Shared Data in IoT,” in *2020 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, 2020, S. 1–6. DOI: 10.1109/ICCWorkshops49005.2020.9145071.

- [14] L. Dominik, N. Tagalidou, K. Lingelbach und M. Spiekermann, *Ökosysteme für Daten und künstliche Intelligenz*, Positionspapier, 2019. DOI: DOI10.24406/ISST-N-543753.
 - [15] HEG-KI und Europäische-Kommission, *Eine Definition der KI: Wichtigste Fähigkeiten und Wissenschaftsgebiete*, Brüssel, 2019.
 - [16] Dathenethikkommission, C. Wendehorst und C. Woopen, *Gutachten der Datenethikkommission*, 2019.
 - [17] HEG-KI und Europäische-Kommission, *Ethik-Leitlinien für eine Vertrauenswürdige KI*, Brüssel, 2019.
 - [18] OpenAI, I. Akkaya, M. Andrychowicz u. a., “Solving Rubik’s Cube with a Robot Hand,” *CoRR*, Jg. abs/1910.07113, 2019. arXiv: 1910.07113. Adresse: <http://arxiv.org/abs/1910.07113>.
 - [19] A. Kharwal, *What is Supervised Learning in Machine Learning*, 2020, Letzter Zugriff: 28.05.2022 [Online]. Verfügbar:<https://thecleverprogrammer.com/2020/10/23/what-is-supervised-learning-in-machine-learning/>.
 - [20] A. Ng, *Machine Learning Yearning - Technical Strateg for AI Engineers, In the Era of Deep Learning*, 2018.
 - [21] S. Lapuschkin, A. Binder, G. Montavon, K.-R. Müller und W. Samek, “Analyzing Classifiers: Fisher Vectors and Deep Neural Networks,” Juni 2016, S. 2912–2920. DOI: 10.1109/CVPR.2016.318.
 - [22] L. Goasduff, *2 Megatrends Dominate the Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2020*, 202, Letzter Zugriff: 25.05.2022 [Online]. Verfügbar:<https://www.gartner.com/smarterwithgartner/2-megatrends-dominate-the-gartner-hype-cycle-for-artificial-intelligence-2020>.
 - [23] B. Beckert, “Trustworthy artificial intelligence: Selected practical projects and reasons for the implementation deficit,” *TATuP - Zeitschrift für Technikfolgenabschätzung in Theorie und Praxis*, Jg. 30, Nr. 3, S. 17–22, 2021. DOI: 10.14512/tatup.30.3.17. Adresse: <https://www.tatup.de/index.php/tatup/article/view/6926>.
 - [24] J. Heesen, *Ethik-Briefing. Leitfaden für eine verantwortungsvolle Entwicklung und Anwendung von KI-Systemen*, Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, 2020.
 - [25] T. Hagendorff, “Blind spots in AI ethics,” *AI and Ethics*, S. 1–17, 2021.
 - [26] S. Hallensleben und C. Hustedt, *From Principles to Practice An interdisciplinary framework to operationalise AI ethics*, Imprint, 2020.
 - [27] T. Hagendorff, “The ethics of AI ethics: An evaluation of guidelines,” *Minds and Machines*, Jg. 30, Nr. 1, S. 99–120, 2020.
 - [28] A. Jobin, M. Ienca und E. Vayena, “The global landscape of AI ethics guidelines,” *Nature Machine Intelligence*, Jg. 1, Nr. 9, S. 389–399, 2019.
 - [29] S. Fabi und T. Hagendorff, *Why we need biased AI – How including cognitive and ethical machine biases can enhance AI systems*, 2022. DOI: 10.48550/ARXIV.2203.09911. Adresse: <https://arxiv.org/abs/2203.09911>.
-

- [30] C. Dilmegani, *Bias in AI: What it is, Types, Examples and 6 Ways to Fix it in 2022*, 2020, Letzter Zugriff: 30.05.2022 [Online]. Verfügbar: <https://research.aimultiple.com/ai-bias/>.
 - [31] J. Silberg und J. Manyika, "Notes from the AI frontier: Tackling bias in AI (and in humans)," *McKinsey Global Institute*, S. 1–6, 2019.
 - [32] E. Ntoutsis, P. Fafalios, U. Gadiraju u. a., "Bias in data-driven artificial intelligence systems—An introductory survey," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, Jg. 10, Nr. 3, e1356, 2020.
 - [33] R. Srinivasan und A. Chander, "Biases in AI systems," *Communications of the ACM*, Jg. 64, Nr. 8, S. 44–49, 2021.
 - [34] N. Mehrabi, F. Morstatter, N. Saxena, K. Lerman und A. Galstyan, "A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning," *ACM Comput. Surv.*, Jg. 54, Nr. 6, Juli 2021, ISSN: 0360-0300. DOI: 10.1145/3457607. Adresse: <https://doi.org/10.1145/3457607>.
 - [35] D. Roselli, J. Matthews und N. Talagala, "Managing Bias in AI," in *Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference*, Ser. WWW '19, San Francisco, USA: Association for Computing Machinery, 2019, S. 539–544, ISBN: 9781450366755. DOI: 10.1145/3308560.3317590. Adresse: <https://doi.org/10.1145/3308560.3317590>.
 - [36] P. A. A. Jawaid, S. Dev und V. M S, "The Patterns that Don't Exist : Study on the effects of psychological human biases in data analysis and decision making," in *2018 3rd International Conference on Computational Systems and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS)*, 2018. DOI: 10.1109/CSITSS.2018.8768554.
 - [37] Anonymous, *Incident Number 16. in McGregor, S. (ed.) Artificial Intelligence Incident Database*. Responsible AI Collaborative. 2015, Letzter Zugriff: 23.05.2022 [Online]. Verfügbar: incidentdatabase.ai/cite/16.
 - [38] Anonymous, *Incident Number 6. in McGregor, S. (ed.) Artificial Intelligence Incident Database*, Responsible AI Collaborative, 2016, Letzer Zugriff: 30.05.2022 [Online]. Verfügbar: incidentdatabase.ai/cite/6.
 - [39] *Tay Microsoft Chatbot*, 2016, Letzer Zugriff: 01.06.2022 [Online]. Verfügbar: pic.twitter.com/xuG1u9S1A.
 - [40] T. Hagendorff, "Maschinelles Lernen und Diskriminierung: Probleme und Lösungsansätze," *Österreichische Zeitschrift für Soziologie*, Jg. 44, Nr. 1, S. 53–66, 2019.
 - [41] Google, *Responsible AI practices*, 2022, Letzer Zugriff: 01.06.2022 [Online]. Verfügbar: <https://ai.google/responsibilities/responsible-ai-practices/?category=fairness>.
 - [42] J. Angwin, J. Larson, M. Surya und L. Kirchner, *Machine Bias - There's software used across the country to predict future criminals. And it's biased against blacks*. Pro Publica artikel, 2016, Letzer Zugriff: 28.05.2022 [Online]. Verfügbar: <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing>.
 - [43] J. Bronson und E. A. Carson, *Prisoners in 2017*, 2019, Letzter Zugriff: 17.05.2022. [Online]. Verfügbar: <https://bjs.ojp.gov/content/pub/pdf/p17.pdf>.
-

- [44] S. R. Department, *Bevölkerung - Zahl der Einwohner in Deutschland nach Altersgruppen am 31. Dezember 2020*, 2022, Letzter Zugriff: 23.05.2022. [Online]. Verfügbar: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1112579/umfrage/bevoelkerung-in-deutschland-nach-altersgruppen/>.
- [45] K.-A.-S. e. V., *Wahlverhalten nach Alter und Geschlecht*, 2021, Letzter Zugriff: 23.05.2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.kas.de/documents/291186/291235/Datensammlung+Alter+und+Geschlecht.pdf/a25fb063-b305-d567-2d98-e77b1104f713?version=1.1&t=1618912553715>.
- [46] S. Bundesamt, *Datenreport 2021 - Kapitel 3: Bildung*, 2021, Letzter Zugriff: 23.05.2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.destatis.de/DE/Service/Statistik-Campus/Datenreport/Downloads/datenreport-2021-kap-3.html>.
- [47] D. W. R. I. Washington, *Climate Watch Historical GHG Emissions*, 2022, Letzter Zugriff: 23.05.2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.climatewatchdata.org/ghg-emissions>.