

Seminar Softwareentwicklung in der Wissenschaft

# Unsupervised Deep Learning

Betreuer: Jakob Luettgau, Tobias Finn

von Jennifer Heizenreider  
Hamburg, den 31. August 2021

# Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis.....	1
1. Einführung.....	2
2. Arten der künstlichen Intelligenz.....	3
3. Teilbereiche.....	3
4. Supervised Machine Learning.....	4
5. Unsupervised Deep Learning.....	5
6. Clustering.....	6
6.1 Disjunktes / partitionierendes Clustering.....	7
6.2 Hierarchisches Clustering.....	9
7. Zusammenfassung.....	11
Literaturverzeichnis.....	12

# 1. Einführung

Ein da sein ohne mobile Geräte, Internet oder Computer und damit ein um Jahrzehnte zurückgeworfenes Leben zu führen ist heutzutage kaum noch vorstellbar. Die enorme Entwicklung der Technologie hat unsere Gesellschaft verändert. Wie bei jeder technischen Innovation, auch künstlicher Intelligenz, entsteht Misstrauen. Jedoch werden mittlerweile künstliche Intelligenzen in breiten Anwendungsgebieten verwendet. Einigen Nutzern ist unbewusst, dass sie derzeit zumindest einmal täglich künstliche Intelligenzen gebrauchen. In unzähligen Geräten wird künstliche Intelligenz eingesetzt. Wie etwa Sprachassistenten im Auto oder Alexa, Cortana und Siri. Sie werden bedenkenlos angewandt. Im Smartphone und TV-Geräten, Waschmaschinen arbeitet künstliche Intelligenz im Hintergrund. Sogar im Staubsaugerroboter, der sich beispielsweise einprägt an welchen Stellen gründlicher gesaugt werden muss.<sup>1</sup> Des Weiteren können Unternehmen ihren Gewinn verbessern, indem sie sich durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz besser als bisher auf Kundenbedürfnisse und Unternehmensziele ausrichten.<sup>2</sup> Banken erzielen eine höhere Rentabilität, denn das Nutzen von künstlicher Intelligenz ermöglicht eine Kostensenkung mithilfe automatisierter Kundenkommunikation und Betrugserkennung. Andererseits können Kunden schneller und besser auf sie angepasste Lösungen erhalten.<sup>3</sup> In der Medizin werden effizienter Diagnosen gestellt. Algorithmen können, ähnlich wie Ärzte, Muster in zum Beispiel CT-Scans erkennen, somit werden rapid Befunde geliefert.<sup>4</sup> Demzufolge kann künstliche Intelligenz immense Datenmengen, die aus der Digitalisierung folgen, schneller analysieren, als der Mensch es jemals könnte.

Diese Arbeit erstrebt eine Einführung in das Thema. Nachdem einige Einsatzgebiete geschildert wurden, werden Teilbereiche der künstlichen Intelligenz konkretisiert. Im weiteren Verlauf werden Verfahren der genannten Bereiche herausgearbeitet. Anschließend wird der Unterschied zwischen den erwähnten Verfahren Supervised Machine Learning und Unsupervised Deep Learning festgestellt. Im Anschluss daran

---

<sup>1</sup> Vgl. *Draese*, Künstliche Intelligenz – versteckt in zahlreichen Geräten, 2019

<sup>2</sup> Vgl. *Kirn, Weinhardt*, Künstliche Intelligenz in der Finanzberatung: Grundlagen-Konzepte-Anwendungen, 2013

<sup>3</sup> Vgl. *Fesidis, Gupta*, Künstliche Intelligenz im Bankwesen-Chancen und Herausforderungen personalisierter Kundenangebote, 2021

<sup>4</sup> Vgl. *o.V.*, Künstliche Intelligenz in der Medizin, 2020

wird weitläufiger die Methode Clustering im Unsupervised Deep Learning erklärt, indem Algorithmen präsentiert werden. Somit wechselt der Fokus auf das Thema.

## **2. Arten der künstlichen Intelligenz**

Künstliche Intelligenz ist ein Teilgebiet der Informatik, bei dem Maschinen menschenähnliches Denken und Handeln erbringen. Der Begriff formt die Vorstellung vom Menschen als Maschine, auch starke künstliche Intelligenz oder Superintelligenz genannt. Superintelligente Systeme sollen demnach menschliche Fähigkeiten, wie eigenständiges Probleme lösen oder logisches Denken in den verschiedensten Kontexten erlangen und haben demzufolge keine Beschränkungen. Demgegenüber beschränkt sich die schwache künstliche Intelligenz auf konkrete Aufgaben. Soll heißen schwach intelligente Computersysteme können beispielsweise ausschließlich ausgesprochene Sprache in Text umwandeln, aber ansonsten keine weiteren Anforderungen erfüllen. Diese Art der künstlichen Intelligenz verbirgt sich unter anderem hinter den bereits erwähnten Sprachassistenten. Bisher konnten allein schwache künstliche Intelligenzen entwickelt werden. Somit bleiben starke künstliche Intelligenzen erstmal Sciene-Fiction.<sup>5</sup>

## **3. Teilbereiche**

Ein Teilbereich der künstlichen Intelligenz ist Machine Learning. Maschinelles Lernen ermöglicht Systemen eigenständig aus strukturierten Datenmengen zu lernen und seinen Programmcode allein zu schreiben. Zusätzlich verbessert sich der Algorithmus durch menschliches Feedback und wird insofern vom Menschen trainiert. Wenn dieser Lernprozess abgeschlossen ist, soll das System unbekannte Daten bewerten. Maschinelles Lernen kann beispielsweise eine Gruppierung eines Datensatzes erstellen oder Wahrscheinlichkeiten für bestimmte Ereignisse berechnen. Es gibt verschiedene Arten von Machine Learning Algorithmen nämlich Supervised Learning, Unsupervised Learning, Semi-Supervised Learning und Reinforcement Learning. Eine Teilmenge von Machine Learning ist Deep Learning. Deep Learning ist eine spezielle Form von Machine Learning in der Systeme ohne menschliche Anleitung enorme und unstrukturierte Datensätze analysieren und damit selbst prüfen, ob sich aufgrund eines

---

<sup>5</sup> Vgl. *Stadler*, Künstliche Intelligenz, 2021; ebenso o.V., Was unterscheidet schwache KI & starke KI?, o.A.

Input etwas verändert. Das bedeutet Deep Learning lässt Systeme eigene Entscheidungen treffen.<sup>6</sup>

#### 4. Supervised Machine Learning

Supervised Machine Learning heißt übersetzt überwachtes Lernen und ist eine Methode des maschinellen Lernens. Der Algorithmus erlernt mittels eines bekannten Trainingsdatensatzes, wobei das Ergebnis im Vorhinein bekannt ist, Muster und Zusammenhänge, die das bereits festgelegte Ergebnis erklären. Der Lernalgorithmus versucht eine möglichst zielsichere Vorhersage zu treffen. Diese Vorhersagen während des Lernprozesses werden mit dem bekannten und bereits festgelegten Ergebnis verglichen und somit vom Menschen überwacht. Nach dem Training wendet der Algorithmus die erlernten Muster auf unbekanntem Daten an und liefert das Ergebnis.<sup>7</sup>

„Überwachtes Lernen“

Beispiel: Algorithmen trainieren Orchideen von Knabenkraut zu unterscheiden.

Datenset → Input = Bilder

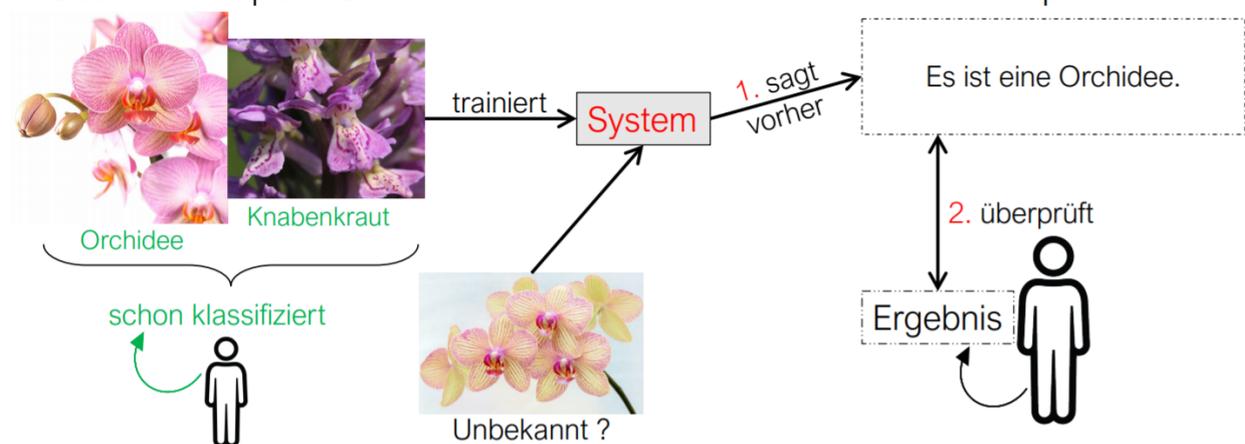


Abbildung 1: Funktionsweise von Supervised Learning

In Abbildung 1 wird die eben beschriebene Funktionsweise der Methode Supervised Learning dargestellt. Anhand eines Trainingsdatensatzes an Bildern lernt der Algorithmus Muster und Abhängigkeiten zu erkennen und versucht ein richtiges Ergebnis vorherzusagen. In diesem Fall erlernt der Algorithmus die richtige Kategorie vorherzusagen, also Bilder zuzuordnen. Wurde der Lernprozess erfolgreich

<sup>6</sup> Vgl. Wuttke, Machine Learning: Definition, Algorithmen, Methoden und Beispiele, 2020

<sup>7</sup> Vgl. Wuttke, Was ist Supervised Learning (Überwachtes Lernen)?, 2020

abgeschlossen können vertrauenswürdige Vorhersagen für unbekannte Bilder getroffen werden. Da der Input beziehungsweise Trainingsdatensatz im Vorfeld vom Menschen klassifiziert werden muss, ist überwachtes Lernen mit einem hohen menschlichen Aufwand verbunden.

Überwachte Lernverfahren werden zum Beispiel bei Spamfiltern bei E-Mails oder Empfehlungen von Streaming-Anbietern, wie Netflix eingesetzt.

## 5. Unsupervised Deep Learning

Beim Unsupervised Deep Learning, übersetzt unüberwachtes Lernen, sucht das System ohne menschliche Anweisung nach Mustern in der Datenmenge. Der Algorithmus teilt die Daten dann in Kategorien, sogenannte Cluster ein, die vorher allerdings unbekannt waren. Sprich das System arbeitet ohne Ergebnisse im Vorfeld zu kennen und somit ohne enormen menschlichen Aufwand im Gegensatz zur Methode Supervised Learning.<sup>8</sup>

„Unüberwachtes Lernen“

Beispiel: Algorithmen trainieren Orchideen von Knabenkraut zu unterscheiden.

größeres Datenset → Input = Bilder

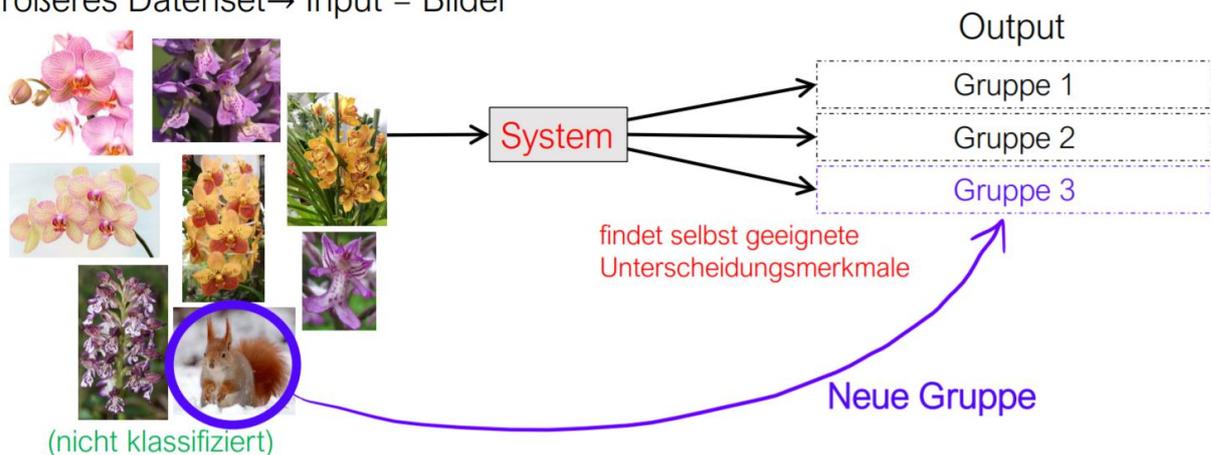


Abbildung 2: Funktionsweise von Unsupervised Learning

In Abbildung 2 wird die Funktionsweise von Unsupervised Learning anhand eines Beispiels erläutert. Hier wird dem Algorithmus eine Datenmenge an Bildern zur Verfügung gestellt. Das System sucht eigenständig nach geeigneten Mustern und

<sup>8</sup> Vgl. Paluv, Grundlagen des Machine Learning – überwachtes und unüberwachtes Lernen, 2018

ordnet die Bilder den dann entstandenen Kategorien zu. Es muss nicht auf Anhieb das gewünschte Resultat entstehen, daher wird der Algorithmus mehrfach durchlaufen. Innerhalb dieser Methode existieren zwei Ansätze nämlich Dimensionsreduktion und Clustering.

## 6. Clustering

Clusterverfahren erkennen Ähnlichkeiten in großen Datenbeständen. Datenpunkte werden Gruppen, den sogenannten Clustern zugeordnet, wobei es innerhalb einer Gruppe möglichst homogen ist, das heißt die Elemente eines Clusters sollen sich möglichst stark ähneln. Dahingegen soll zwischen Clustern eine möglichst große Gegensätzlichkeit herrschen.<sup>9</sup> Wie eben beschrieben sind keine Kategorien für die Gruppierung vorgegeben, denn diese werden anhand Muster und Zusammenhänge innerhalb der Daten erst gebildet.<sup>10</sup>

Um Clustering auswerten zu können wird eine mathematische Modellierung definiert. Die Datenpunkte entsprechen Objekten aus der Menge  $O$ . Sie werden von Vektoren als Punkte in einem Vektorraum  $\mathbb{R}^n$  repräsentiert, deren Dimension entspricht den Eigenschaften oder vielmehr einer Ausprägung der Objektmerkmale.<sup>11</sup> Die Menge  $O$  von Objekten ist anhand der Indizes ansprechbar.  $n$  Objekte werden beim Clustern zu einer Partition  $C_i$  der Index-Menge  $\{1, \dots, n\}$ . Dementsprechend gilt:

$$C_1 \cup \dots \cup C_n = \{1, \dots, n\}$$

$$C_l \cap C_j = \emptyset \text{ für } l \neq j.$$

Im Grunde bedeutet das lediglich, dass jeder Datenpunkt genau einem Cluster, auch als Punktwolke bezeichnet, zugewiesen wird. Werden alle Partitionen  $C_i$  vereinigt entsteht wieder die gesamte Menge an Objekten, die über die Indizes gekennzeichnet werden,  $\{1, \dots, n\}$ . Die Schnittmenge zweier verschiedener Partitionen  $C_i$  ergibt in jedem Fall die leere Menge. Letzteres verhindert das mehrfache Auftreten eines Objektes und macht die Zuordnung somit eindeutig.

---

<sup>9</sup> Vgl. *Stein, Vollnhals*, Grundlagen clusteranalytischer Verfahren, 2011, S. 4

<sup>10</sup> Vgl. *o. V.*, Clusteranalyse: Anwendung, Methoden und Beispiele, 2021

<sup>11</sup> Vgl. *Beer*, Clusteranalyse mit Hilfe neuronaler Netze, 1995, S. 7

Angenommen die Datenmenge enthält 7 Objekte und 3 Cluster sollen gebildet werden. Dann sind die Teilmengen beispielsweise  $\{1,3,6\}$ ,  $\{2,4\}$ ,  $\{5,7\}$ . Eine Vereinigung würde die komplette Index-Menge  $\{1,2,3,4,5,6,7\}$  ergeben.

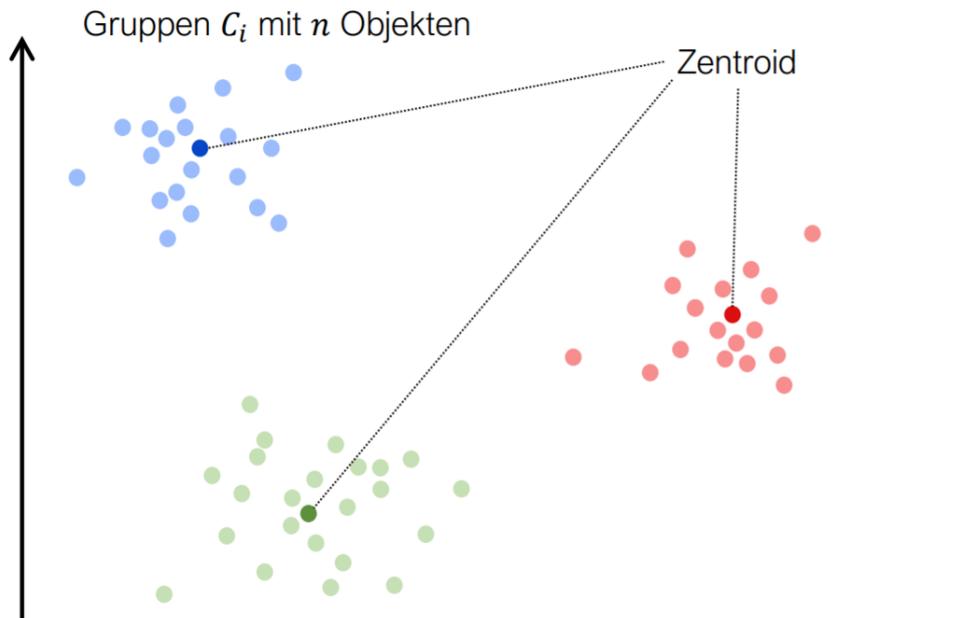


Abbildung 3: Clustering im zweidimensionalen Raum

In Abbildung 3 wird Clustering im zweidimensionalen Raum dargestellt. Deutlich zu erkennen ist eine disjunkte Aufteilung der Datenpunkte in drei Cluster. Zusätzlich wird der Begriff des Zentroiden eingeführt, der den Mittelwert darstellt. Für so eine Aufteilung der Objekte gibt es verschiedene Aufteilungsverfahren, wie das disjunkte / partitionierende Clustering und hierarchische Clustering.

## 6.1 Disjunktes / partitionierendes Clustering

Eine klassische Aufteilungsstrategie in der Clusteranalyse ist der disjunkte / partitionierende Verfahrenstyp. Die Ausgangslage ist bei all den dazugehörigen Algorithmen dieses Aufteilungsverfahrens dieselbe. Zunächst wird ein Parameter  $k \in \mathbb{N}$  festgelegt, der die Anzahl der Cluster bestimmt.<sup>12</sup> Des Weiteren wird jedes Cluster  $C_i$  vom jeweiligen Zentroiden  $c_i$  aus dem Vektorraum  $\mathbb{R}^n$  repräsentiert. Unter anderem gehört der  $k$ -means Algorithmus zu diesem Verfahren.

---

<sup>12</sup> Vgl. o.V., Clusteranalyse, 2021

Dieser  $k$ -means Algorithmus führt folgenden Vorgang durch:

1. Zunächst werden zufällige  $k$  Punkte  $c_1, \dots, c_k$  aus dem Vektorraum  $\mathbb{R}^n$  als Zentroide ausgewählt.
2. Alle Objekte  $o$  aus der Menge von Objekten  $O$  werden dem ähnlichsten Zentrioden  $c_i$  zugeordnet.
3. Sei  $C_i$  das Cluster, das heißt die Menge der Objekte, die  $c_i$  zugeordnet wurden. Berechne ausgehend von  $C_i$  den Zentroid  $c_i$  neu.
4. Falls sich im dritten Schritt mindestens ein Zentroid geändert hat, wird das Verfahren ab Schritt 2 wiederholt.  
Sollte sich kein Zentroid geändert haben stoppt der Algorithmus an dieser Stelle, denn dann ist eine Aufteilung beziehungsweise Partitionierung  $C_1, \dots, C_n$  der Objektmenge  $O$  entstanden.<sup>13</sup>

Die im zweiten Schritt erwähnte Ähnlichkeit zwischen zwei Objekten lässt sich über Distanzfunktionen messen. Bekannt sind insbesondere die euklidische Distanz und die Manhattan Distanz.

Die euklidische Distanz lässt sich wie folgt berechnen  $d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$ .

Die Formel der Manhattan Distanz ist  $d(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$ .

Wobei  $n$  die Dimension der Vektoren  $x = (x_1, \dots, x_n)$  und  $y = (y_1, \dots, y_n)$  ist und die Vektoren die Datenpunkte repräsentieren. Erzielt eine der Formeln den Abstand 0 sind beide Objekte äquivalent.<sup>14</sup>

Das Resultat des  $k$ -means Algorithmus hängt stark von der anfänglichen Zuweisung der zufällig gewählten Zentroide ab. Um dennoch ein zuverlässiges Ergebnis zu erzielen, kann der Algorithmus mehrfach mit verschiedenen Startzentroiden gestartet werden. Weiterhin kann ein falsch gewähltes  $k$ , also die Anzahl der Startzentroide, ein schlechtes Clustering ergeben. Der Parameter  $k$  sollte nicht zu groß gewählt werden, da ansonsten die Gefahr zum Overfitting steigt. Overfitting bedeutet Überanpassung und ist mit dem menschlichen Halluzinieren vergleichbar, denn der Algorithmus erkennt in diesem Fall nicht vorhandene Muster in der Datenmenge. Infolgedessen

---

<sup>13</sup> Vgl. Szott, Einführung in das Data Mining Clustering / Clusteranalyse, 2008

<sup>14</sup> Vgl. o.V., Euklidische Distanz, 2021

resultiert ein falsches Ergebnis. Auch hier ist die einzige Abhilfe den Algorithmus mehrfach mit verschiedenen Werten für  $k$  zu durchlaufen.<sup>15</sup>

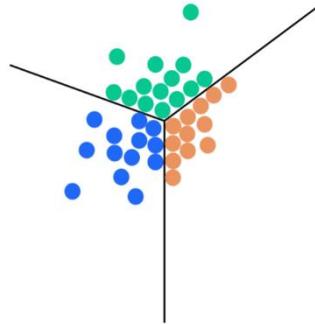


Abbildung 4: schlechtes Clustering

Abbildung 4 stellt ein schlechtes Clustering, durch einen falsch gewählten Wert für den Parameter  $k$ , dar. Ein falsches Ergebnis ist sichtbar, denn die Datenpunkte liegen so dicht beieinander, dass diese eher ein Cluster bilden müssten, anstatt drei. Dementsprechend hat der  $k$ -means Algorithmus eine falsche Struktur gebildet.<sup>16</sup>

## 6.2 Hierarchisches Clustering

Hierarchisches Clustering ist ein weiteres klassisches Aufteilungsverfahren. Zu unterscheiden sind hier zwei Ansätze bottom-up und top-down.

Ausgangspunkt des top-down Algorithmus ist ein einziges Cluster  $C$  in dem alle Objekte  $o \in O$  liegen. Folgende Schritte werden durchgeführt:

1. Spalte  $C$  in zwei Cluster unter der Verwendung des bereits bekannten  $k$ -means Algorithmus mit  $k = 2$ .
2. Wähle aus den vorhandenen Clustern  $C_i$  ein Cluster  $C$  zum Aufspalten aus.
3. Wiederhole die Schritte 1 und 2 so lange bis die gewünschte Anzahl an Clustern erreicht ist oder jedes Cluster  $C_i$  nur noch ein Objekt  $o$  umfasst.

An dieser Stelle stoppt der Algorithmus, weil in einem Cluster mindestens ein Objekt liegen muss.

Beim bottom-up Algorithmus ist die Ausgangslage genau umgekehrt. Jedes Objekt  $o$  aus der Datenmenge repräsentiert ein Cluster  $C_i$ . Der Algorithmus führt den folgenden Vorgang aus:

---

<sup>15</sup> Vgl. Szott, Einführung in das Data Mining Clustering / Clusteranalyse, 2008

<sup>16</sup> Vgl. o.V., Wie man die Nachteile von  $k$ -means versteht, o.A.

1. Es gibt  $n$  verschiedene Objekte, folglich startet der Algorithmus mit  $n$  Clustern.
2. Paarweise werden alle Abstände zwischen den Clustern bestimmt. Die beiden Cluster, die am nächsten zueinander liegen werden zu einem neuen Cluster  $C$  vereinigt. Demzufolge wird die Clusteranzahl um eins verringert.
3. Wenn die gewünschte Anzahl an Clustern erreicht ist oder nur noch ein Cluster, in dem alle Objekte liegen existiert stoppt der Algorithmus, andernfalls wird ab Schritt 2 wiederholt.<sup>17</sup>

Die im zweiten Schritt erwähnte Ähnlichkeit zwischen zwei Clustern wird über Fusionierungsalgorithmen, wie Single-Linkage, Complete-Linkage, Average-Linkage und Centroid-Linkage berechnet.<sup>18</sup>

Beim Single-Linkage wird der kleinste Abstand zwischen zwei Objekten aus verschiedenen Clustern als Abstand der Cluster gewählt. Für diese Methode muss zunächst der Abstand zwischen allen Punkten der beiden Cluster berechnet und der geringste ausgewählt werden. Demgegenüber steht das Complete-Linkage. Beim Complete-Linkage werden erneut alle Abstände zwischen den Objekten der beiden verschiedenen Cluster berechnet, jedoch wird diesmal der größte Abstand als Abstand der Cluster gewählt. Das Average-Linkage wählt den mittleren Abstand zwischen Objekten aus zwei verschiedenen Clustern als Abstand der Cluster und das Centroid-Linkage bestimmt den Abstand zwischen den Zentroiden der beiden Cluster als Abstand der Cluster.<sup>19</sup>

Das hierarchische Clustering liefert zur Visualisierung ein Dendrogramm. Das Dendrogramm hat eine umgekehrte Baumstruktur wobei die Wurzel ein einziges Cluster darstellt, das die gesamte Menge an Objekten enthält. Die Blätter hingegen repräsentieren Cluster, die nur ein einzelnes Objekt beinhalten. Knoten stellen eine Vereinigung zweier Cluster dar, die sich am ähnlichsten sind. Eine Achse kann das Ähnlichkeitsmaß festhalten. Vorteilhaft ist, dass die gewünschte Anzahl an Clustern ausgewählt werden kann, indem das Dendrogramm an einer gewünschten Stelle durchtrennt wird.<sup>20</sup>

---

<sup>17</sup> Vgl. Szott, Einführung in das Data Mining Clustering / Clusteranalyse, 2008

<sup>18</sup> Vgl. o.V., Hierarchische Clusteranalyse, 2021

<sup>19</sup> Vgl. o.V., Verschiedene Abstandsbegriffe bei Clustern, 2009

<sup>20</sup> Vgl. o.V., Hierarchische Clusteranalyse, 2021

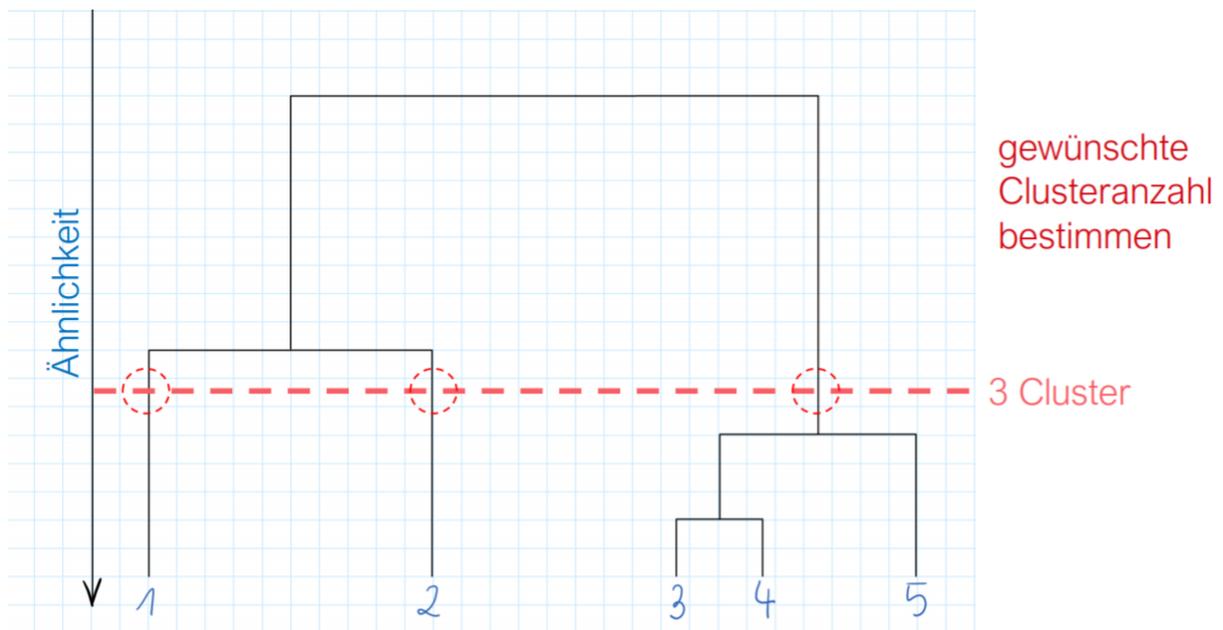


Abbildung 5: Dendrogramm

In Abbildung 5 ist ein eben beschriebenes Dendrogramm zu sehen. Das Objekt 3 und 4 ähneln sich am stärksten und werden daher zuerst zu einem Cluster vereinigt.<sup>21</sup>

## 7. Zusammenfassung

Supervised Machine Learning trifft anhand kategorisierter Daten eine Vorhersage, die möglichst mit dem Ziel übereinstimmen soll. Unsupervised Learning hingegen erkennt eigenständig Merkmale in nicht kategorisierten Daten. Es gibt viele Algorithmen und alle liefern recht unterschiedliche Resultate. Distanzfunktionen messen die Ähnlichkeit zwischen zwei Datenpunkten. Für das Ähnlichkeitsmaß zwischen zwei Clustern existieren Fusionierungsalgorithmen.

<sup>21</sup> Vgl. Brill, [Datenanalyse] Cluster-Verfahren, 2017

## Literaturverzeichnis

*Beer, Winfried*: Clusteranalyse mit Hilfe neuronaler Netze, 1995, in:

[https://elib.dlr.de/22269/1/beer\\_diplomarbeit1995.pdf](https://elib.dlr.de/22269/1/beer_diplomarbeit1995.pdf)

*Brill, Manfred*: [Datenanalyse] Cluster-Verfahren, 2017, in:

[https://www.youtube.com/watch?v=Q0-DZ\\_1Y\\_g4](https://www.youtube.com/watch?v=Q0-DZ_1Y_g4)

*Draese, Nina*: Künstliche Intelligenz – versteckt in zahlreichen Geräten, 2019, in:

<https://www.ingenieur.de/technik/fachbereiche/elektronik/kuenstliche-intelligenz-versteckt-in-zahlreichen-geraeten/>

*Fesidis, Bitá; Gupta, Sophie*: Künstliche Intelligenz im Bankwesen-Chancen und Herausforderungen personalisierter Kundenangebote, 2021, in:

[https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-658-32427-8\\_2](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-658-32427-8_2)

*Kirn, Stefan; Weinhardt, Christof*: Künstliche Intelligenz in der Finanzberatung: Grundlagen-Konzepte-Anwendungen, 2013, in:

[https://scholar.google.de/scholar?q=einsatz+k%C3%BCnstlicher+intelligenz&hl=de&as\\_sdt=0&as\\_vis=1&oi=scholart#d=gs\\_qabs&u=%23p%3DipQNYosijrQJ](https://scholar.google.de/scholar?q=einsatz+k%C3%BCnstlicher+intelligenz&hl=de&as_sdt=0&as_vis=1&oi=scholart#d=gs_qabs&u=%23p%3DipQNYosijrQJ)

o. V., Clusteranalyse, 2021, in: <https://de.m.wikipedia.org/wiki/Clusteranalyse>

o. V., Clusteranalyse: Anwendung, Methoden und Beispiele, 2021, in:

<https://www.qualtrics.com/de/erlebnismanagement/marktforschung/clusteranalyse/>

o. V., Euklidische Distanz, 2021, in: <https://studyflix.de/mathematik/euklidische-distanz-1972>

o. V., Hierarchische Clusteranalyse, 2021, in:

[https://de.wikipedia.org/wiki/Hierarchische\\_Clusteranalyse#Fusionierungsalgorithmen](https://de.wikipedia.org/wiki/Hierarchische_Clusteranalyse#Fusionierungsalgorithmen)

o. V., Künstliche Intelligenz in der Medizin, 2020, in:

<https://www.datarevenue.com/de-blog/kuenstliche-intelligenz-in-der-medizin>

o. V., Verschiedene Abstandsbegriffe bei Clustern, 2009, in: [https://www-m9.ma.tum.de/material/felix-](https://www-m9.ma.tum.de/material/felix-klein/clustering/Methoden/Hierarchisches_Clustern_Beiispiel.php)

[klein/clustering/Methoden/Hierarchisches\\_Clustern\\_Beiispiel.php](https://www-m9.ma.tum.de/material/felix-klein/clustering/Methoden/Hierarchisches_Clustern_Beiispiel.php)

o. V., Was unterscheidet schwache KI & starke KI?, o.A., in: <https://epic-insights.com/schwache-ki/>

o. V., Wie man die Nachteile von k-means versteht, o.A., in: <https://qastack.com.de/stats/133656/how-to-understand-the-drawbacks-of-k-means>

*Paluv, Rastislav*: Grundlagen des Machine Learning – überwachtes und unüberwachtes Lernen, 2018, in: <https://plus-it.de/blog/machine-learning-ueberwachtes-vs-unueberwachtes-lernen/>

*Szott, Sascha*: Einführung in das Data Mining Clustering / Clusteranalyse, 2008, in: [https://hpi.de/fileadmin/user\\_upload/fachgebiete/naumann/folien/SS08/Liga/szott\\_clustering.pdf](https://hpi.de/fileadmin/user_upload/fachgebiete/naumann/folien/SS08/Liga/szott_clustering.pdf)

*Stadler, Max-Ludwig*: Künstliche Intelligenz, 2021, in: <https://mindsquare.de/knowhow/kuenstliche-intelligenz/>

*Stein, Petra; Vollnhals, Sven*: Grundlagen clusteranalytischer Verfahren, 2011, in: [https://www.uni-due.de/imperia/md/content/soziologie/stein/skript\\_clusteranalyse\\_sose2011.pdf](https://www.uni-due.de/imperia/md/content/soziologie/stein/skript_clusteranalyse_sose2011.pdf)

*Wuttke, Laurenz*: Machine Learning: Definition, Algorithmen, Methoden und Beispiele, 2020, in: [https://datasolut.com/was-ist-machine-learning/?\\_gl=1\\*7heuo7\\*\\_ga\\*YW1wLUtvNzNnVY1Mkd5UmlHdUI3SnZhX3hDcVF4aENWcHBJV090Tk5nLXZfZGZKLTcwZjQtQk5UdGxpQ3hZMIJreEq](https://datasolut.com/was-ist-machine-learning/?_gl=1*7heuo7*_ga*YW1wLUtvNzNnVY1Mkd5UmlHdUI3SnZhX3hDcVF4aENWcHBJV090Tk5nLXZfZGZKLTcwZjQtQk5UdGxpQ3hZMIJreEq)

*Wuttke, Laurenz*: Was ist Supervised Learning (Überwachtes Lernen)?, 2020, in: <https://datasolut.com/wiki/supervised-learning/>