Albert-Ludwigs-Universität Freiburg

**Automatisierte Identifizierung von Wirkstoffen in wissenschaftlicher Literatur mithilfe maschineller Lernverfahren**

Bachelorarbeit

*Pharmazeutische Wissenschaften*

Manuel Dorer

Fakultät für Chemie und Pharmazie,

Institut für Pharmazeutische Wissenschaften,

Pharmazeutische Bioinformatik

vorgelegt von

Manuel Dorer

am XX .XX 2021, Freiburg

Erstgutachter: Prof. Dr. Stefan Günther

Pharmazeutische Bioinformatik,

Albert-Ludwigs-Universität Freiburg

Zweitgutachter: Jun.-Prof. Dr. Jennifer Andexer,

Pharmazeutische und Medizinische Chemie,

Albert-Ludwigs-Universität Freiburg

Betreuer: Ammar Qaseem,

Pharmazeutische Bioinformatik,

Albert-Ludwigs-Universität Freiburg



Eigenständigkeitserklärung

Name des Studenten: Manuel Dorer

Matrikelnummer: 4531053

*ERKLÄRUNG*

*zur Abgabe der Bachelor-Arbeit   
im Studiengang B.Sc. Pharmazeutische Wissenschaften*

Hiermit versichere ich, dass ich die Bachelorarbeit selbstständig verfasst und keine andere als die von mir angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Alle Zitate sind gekennzeichnet und alle Abbildungen enthalten nur die originalen Daten und sind in keinem Fall inhaltsverändernder Bildbearbeitung unterzogen worden. Die abgegebene schriftliche und elektronische Fassung sind identisch. Weiterhin versichere ich, dass die Arbeit noch nicht anderweitig als Bachelorarbeit eingereicht wurde.

............................................ ........................................................

Ort/Datum Unterschrift des Studenten

# Abstract

Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet.

# Inhaltsverzeichnis

[Abstract i](#_Toc65548722)

[Inhaltsverzeichnis ii](#_Toc65548723)

[1 Einleitung 1](#_Toc65548724)

[1.1 Begriffe aus dem Feld der KI 1](#_Toc65548725)

[1.1.1 KI 1](#_Toc65548726)

[1.1.2 maschinelles Lernen 2](#_Toc65548727)

[1.2 ~~KI in der Pharmazeutischen Bioinformatik~~ bessere überschrift vlt datamining 9](#_Toc65548728)

[1.3 Überblick über State of the Art von “ cpi ppi textmining“ 9](#_Toc65548729)

[1.4 Zielsetzung der Arbeit 9](#_Toc65548730)

[2 Motivation der Arbeit 10](#_Toc65548731)

[3 Material und Methoden 10](#_Toc65548732)

[3.1 Systemspecs 10](#_Toc65548733)

[3.2 Installation 10](#_Toc65548734)

[3.3 Datensätze 10](#_Toc65548735)

[3.4 Statistische Parameter zur Bewertung 10](#_Toc65548736)

[3.5 10-fache Kreuzvalidierung 10](#_Toc65548737)

[4 Ergebnisse 10](#_Toc65548738)

[5 Diskussion und Ausblick 11](#_Toc65548739)

[6 Zusammenfassung 11](#_Toc65548740)

[7 Literaturverzeichnis 12](#_Toc65548741)

# Einleitung

Am 15 März 2016 stand es fest: AlphaGo besiegt den zu der Zeit als stärksten Spieler der Welt geltenden Lee Sedol in einer Partie Go mit 4:1 [1]. Doch was hat dieses Ereignis mit autonom fahrenden Autos, der Wettervorhersage oder Spracherkennung zu tun?

Die Antwort auf diese Frage ist: In allen genannten Bereichen wird zunehmend mit künstlicher Intelligenz (KI) gearbeitet, bzw. gibt es immer mehr Ansätze, welche auf einer KI basieren [2] [3] [4] [5]. KI’s kommen häufig dort zum Einsatz, wo große Datenmengen anfallen und zeitnah bewertet werden müssen. Dabei erkennen KI’s Muster in den Daten und können Vorhersagen über die weitere Entwicklung treffen, was für das Fällen von Entscheidungen von großer Bedeutung ist. Nicht zuletzt haben KI’s auch auf vielfältige Art und Weise ihren Weg in die naturwissenschaftliche Forschung gefunden. Anwendungsgebiete sind z.B.: Das Stellen von Hautkrebsdiagnosen in der Medizin [6], Optimierung von Molekülsimulationen für die Werkstoffforschung in der Physik; ~~dem Finden von neuen potentiellen Wirkstoffen in der Pharmazie;~~ oder generell das Extrahieren von Wissen aus Daten. Besonders letzteres gewinnt im Zeitalter von Big Data immer mehr an Relevanz und soll in dieser Bachelorarbeit im Mittelpunkt stehen.

## Begriffe aus dem Feld der KI

In diesem Kapitel werden für die Arbeit wichtige Begriffe aus dem großen Themengebiet der KI erläutert. Dies stellt einerseits eine Basis für ein Grundverständnis dar und soll andererseits dazu dienen diese Arbeit, mit der verwendeten Methode, in das sehr weitläufige Gebiet der KI besser einzuordnen.

### KI

Eine einfache universelle Definition von KI gibt es nicht. Das liegt daran, dass der Begriff Intelligenz selbst nur schwer zu definieren ist. Die Fraunhofer-Gesellschaft beschreibt KI in einer Studie als „ein Teilgebiet der Informatik mit dem Ziel, Maschinen zu befähigen, Aufgaben »intelligent« auszuführen“ [7, s.8]. Dabei wird versucht die menschliche Intelligenz bzw. die Entscheidungsstrukturen des Menschen mithilfe von Algorithmen und mathematischen Modellen in Computersystemen nachzubilden und diese auf eigene Problemstellungen anzuwenden. Im Zusammenhang mit KI wird zwischen schwacher und starker KI differenziert. Schwache KI’s können nur in einem Bereich ein konkretes Anwendungsproblem bewältigen. D.h. sie sind nicht in der Lage Erlerntes auf andere Bereiche zu übertragen. Typische Anwendungsgebiete sind: Schach/- GO-Computer, Bilderkennung, Spracherkennung, personalisierte Werbung und automatisierte Übersetzung.

Starke KI’s hingegen sind zurzeit nicht existent. Eine starke KI besitzt intellektuelle Fähigkeiten auf Augenhöhe eines Menschen. Diese beruhen darauf, dass die KI in der Lage ist erlerntes Wissen in andere Bereiche zu übertragen und auf neue Probleme anzuwenden. Ob und wann es eine solche allgemeine Intelligenz geben wird, ist in der Wissenschaft umstritten [8]. Der Streitpunkt ist dabei, inwiefern sich typisch menschliche Eigenschaften, wie das Vorhandensein eines Bewusstseins, mit einer KI vereinbaren lassen.

Die Anfänge in der Forschung und Entwicklung KI lassen sich auf das Jahr 1956 datieren, als am Dartmouth College eine Konferenz namens Dartmouth Conference stattfand. Einen ersten Boom verzeichneten KI’s in den 1980er Jahren über die sogenannten Expertensysteme. Die Entscheidungen, welche von den Expertensystemen getroffen werden, basieren auf einer langen Kette von Wenn-Dann-Verknüpfungen. Im zweiten KI-Winter sank das öffentliche Interesse an KI und damit auch die Gelder für die Forschung. Durch die Verwendung von maschinellem Lernen, einer weiteren, bedeutsameren Untergruppe der KI, erlebt diese in dem 21. Jahrhundert eine Blütezeit (siehe Abbildung 1).



Abbildung 1: Entwicklung der Publikationen im Bereich maschinelles Lernen für Deutschland (DE), Frankreich (FR), Großbritannien (UK), USA (US) und China (CN) sowie die restlichen EU-Staaten und übrige Länder  
Quelle: Frauenhofer…. S.

### maschinelles Lernen

Maschinelles Lernen stellt ein wichtiger Zweig von KI dar. Abbildung 2 veranschaulicht das grundlegende Prinzip des maschinellen Lernens.



Abbildung 2: Grundlegendes Prinzip des maschinellen Lernens; icon quelle

Ein IT-System, bestehend aus Lernalgorithmen und mathematischen Modellen, bekommt als Input einen Datensatz und ist in der Lage in diesem Muster und Zusammenhänge zu erkennen. Das erlernte Wissen wird von dem System genutzt, um selbständig ein Modell zu trainieren, welches eine mathematische Beschreibung der im Datensatz gefundenen Gesetzmäßigkeiten ist. Dieses Modell ist der Output des Systems und kann anschließend, auf für das System unbekannte Daten, angewendet werden, um neue Erkenntnisse zu gewinnen. Zusammenfassend kann man sagen, dass der große Unterschied von maschinellem Lernen zu herkömmlichem Programmieren ist, dass der Mensch dem IT‑System keine direkten Regeln vorgibt, nach denen ein bestimmter Output auszugeben ist, sondern, dass das IT‑System diese selbständig finden muss.

Mit der Technik des maschinellen Lernens ist es möglich riesige Datenmengen effizient zu bearbeiten, was dem Menschen schlicht aufgrund der großen Menge nicht möglich wäre. Maschinelles Lernen lässt sich heutzutage in Bereichen wie der Bilderkennung oder der Textanalyse finden.

Ein viel zitiertes Beispiel ist der Einsatz in Antispamfiltern für E-Mails [9]. Hierfür wird ein Modell mit einem Trainingsdatensatz, bestehend aus vielen E-Mails und dem zugehörigen Label *Spam‑E‑Mail* oder *keine Spam‑E‑Mail*, trainiert. Das trainierte Modell ist dann in der Lage bei einer unbekannten E‑Mail zu erkennen, ob es sich um eine *Spam‑E‑Mail* handelt, oder nicht.

Die klassischen Schritte des maschinellen Lernens sind:

**Datenerfassung:** Überführen der Rohdaten, inklusive der Label, in eine maschinenlesbare Form.

**Datenaufbereitung:** Vorbereitung der Daten (z.B. Normalisieren und Durchmischen der Reihenfolge); Am Ende wird der fertige Datensatz auf einen getrennten Test- und Trainingsdatensatz aufgeteilt. Das Verhältnis in dem zufällig gesplittet wird ist standardmäßig 70 % Trainingsdatensatz zu 30 % Testdatensatz, kann aber auch variiert werden. Es ist wichtig sicherzustellen, dass die Verteilung der Daten zwischen den beiden erzeugten Datensätzen ähnlich ist. Eine Möglichkeit die Ähnlichkeit zu bewerten, ist der Vergleich der Anteile der identischen Label in beiden Datensätzen. Bei dem oben beschriebenen Antispamfilter, stellt man so sicher, dass der Anteil der Spam-E-Mails in beiden Datensätzen ähnlich groß ist. Es wird vermieden, dass das Modell einseitig trainiert wird und dadurch eine spätere Bewertung des Models weniger aussagekräftig werden würde.

**Auswahl des passenden Modells:** Je nach Anforderung, wird aus mehrenden Modellen ein passendes ausgewählt. In Abbildung 3 sind einige Modelle hierarchisch dargestellt. Grundsätzlich wird, wenn keine Labelung der Daten vorhanden ist, von unüberwachtem Lernen gesprochen. Der Antispamfilter ist ein Beispiel für überwachtes Lernen, da wie oben beschrieben, eine Labelung vorliegt. Ein überwachtes Lernen Modell wird mit gelabelten Daten trainiert, dass es zukünftig zu ungelabelten Daten ein Label als Output ausgeben kann. Innerhalb des überwachten Lernens wird zwischen den beiden Aufgabentypen Regression und Klassifizierung differenziert. Das Entscheidende einer Klassifizierung, zu der auch der Antispamfilter gehört, ist, dass die Anzahl möglicher Label eine endliche Zahl ist. Bei einer Regression hingegen weist das Modell dem Datenpunkt einen stetigen Wert zu, d.h. das Label hat unendlich viele Ausprägungen. Die für diese Arbeit wichtigen Modelle sind Kern‑Methodenund neuronale Netze. Bei beiden handelt es sich um überwachtes Lernen in Verbindung mit einer Klassifizierungsaufgabe.



Abbildung 3: Übersicht über verschiedene Modelle des maschinellen Lernens. Die für diese Arbeit relevanten Modelle sind in orangener Farbe dargestellt. Quelle(selber gemacht, vorlage aus dem Paper)

**Trainieren des Modells:** Beim Modelltraining geht wird das Modell mit dem Testdatensatz dahingehend optimiert, dass es später möglichst gut mit den unbekannten Daten zurechtkommt. Es kann beim Trainieren des Modells zu den in Abbildung 4 gezeigten Szenarien kommen.



Abbildung 4: Unteranpassung *(underfit),* gute Anpassung *(good fit)* und Überanpassung *(overfit)* beim Modelltraining einer Regression. Die blauen Punkte sind die genauen Werte des Datensatzes und die rote Linie gibt die Näherung durch das trainierte Model an. Quelle: XXXXXXXXXXXXXXX

Von einer Überanpassung ist die Rede, wenn das Modell anfängt sich die Beispiele zu merken, anstelle sich die Werte über gefundene Muster und Zusammenhänge selbst zu erschließen. Bei der Vorhersage mit dem Testdatensatz ist das Modell nicht mehr flexibel genug, um eine gute Vorhersage zu treffen [10]. Das bedeutet, dass die Testgenauigkeit sinkt und dadurch die Differenz zwischen Trainings- und Testgenauigkeit signifikant größer wird, was ein Indiz für eine Überanpassung sein kann. Hingegen liegt eine Unteranpassung vor, wenn das Modell unfähig ist, ein Muster in den Trainingsdaten zu erkennen, um daraus einen Trend ableiten zu können. Zu Unteranpassung kommt es, wenn zu wenige Trainingsdaten vorhanden sind, oder die Komplexität der zu erledigenden Aufgabe, die des Modells wesentlich überschreitet. Das Ziel des Trainings ist es, eine Anpassung zu erreichen, die genau zwischen der einer Überanpassung und der einer Unteranpassung liegt.

**Bewertung des Modells:** Zur Bewertung wird das Modell mit gelabelten Daten des Testdatensatzes getestet, welche bei der Datenerfassung von dem gesamten Datensatz abgetrennt wurden. Als Ergebnis erhält man, mehrere Maßzahlen, welche die generelle Leistung des Modells beschreiben (siehe. Statistische parameter). Zusätzlich können mithilfe einer Validierung die übergeordneten Parameter zur Steuerung des Models *(Hyperparameter)* überprüft und gegebenenfalls angepasst werden. Die Validierung kann mit einem Datensatz gemacht werden, welcher wie der Testdatensatz, dem Trainingsdatensatz vorenthalten wurde (Houldout-Methode). Das Aufteilen auf diese Teildatensätze bringt oftmals das Problem mit sich, dass der Trainingsdatensatz zu klein wird. Um eine Unteranpassung zu vermeiden, kann die Validierung auch mit einer Kreuzvalidierung erfolgen (siehe. 10-fache Kreuzvalidierung).

**Vorhersage:**  Das Modell wird an unbekannten Daten angewandt.

Im Folgenden wird die Funktionsweise der beiden Modelle Kern-Methoden und neuronale Netze näher erläutert.

#### Kern-Methoden

Mithilfe von Kern‑Methoden (engl. kernel‑methods) lassen sich nicht linear klassifizierbare Daten klassifizieren. Für das Verständnis von Kern‑Methoden ist es sinnvoll erst die lineare Klassifizierung zu betrachten.

Bei einer **linearen Klassifizierung** ist das Ziel eine Hyperebene zu finden, welche die Datenpunkte eines Datensatzes in zwei Klassen einteilt (binäre Klassifizierung). Im zweidimensionalen Vektorraum ist diese Hyperebene eine Gerade (siehe Abbildung 5). Allgemein können Hyperebenen mit der Funktion beschrieben werden. Später kann anhand des Vorzeichens der Funktion bei Einsetzung eines zu klassifizierenden Datenpunktes , die Klasse bestimmt werden. Um die optimale Hyperebene zu finden, muss der Rand (Margin) um die Klassengrenzen möglichst breit werden (engl. *large‑margin‑classification*) [11] , bzw. , was dem Margin entspricht, maximiert werden. Mithilfe des Sattelpunktes der Lagrange-Funktion [12] lassen sich die beiden Stützvektoren definieren, die sich bei einer Margin von befinden und somit die Hyperebene umgeben (siehe Abbildung 5).



Abbildung 5: Lineare Klassifizierung eines Datensatzes mit zwei Eigenschaften pro Datenpunkt. Variablen beschreiben noch

Die *large‑margin‑classification* erreicht ihre Grenzen, wenn bereits wenige Ausreißer im Datensatz vorhanden sind. Der Margin würde sehr klein werden und es würde sich eine große Ungenauigkeit für die Klassifizierung ergeben. Die Einführung der Schlupfvariable , welche einerseits Fehleinordnungen erlaubt, diese aber andererseits auch bestraft, stellt eine Möglichkeit dar, diesen potenziellen Fehler zu vermindern. ist Bestandteil der *soft‑margin‑classification* (engl.), einem flexibleren Konzept der Klassifizierung.

Das Modell kann auch in höhere Dimensionen angewandt werden. Die Größe der Dimension des verwendeten Vektorraums wird festgelegt durch die Anzahl der Eigenschaften, die für jeden Datenpunkt gegeben sind (siehe Achsenbeschriftung in Abbildung 5). Die Dimension der Hyperebene ist dabei immer um eins geringer als die Dimension des Modells. Im dreidimensionalen Vektorraum hat die Hyperebene so die Gestalt einer Ebene, oder allgemein ausgedrückt: In der ‑ten Dimension hat die Hyperebene genau Dimensionen.

Oftmals sind die Datenpunkte eines Datensatzes aber nicht linear trennbar (siehe Abbildung 6). Bei der **nichtlinearen Klassifizierung** kommt der sogenannte Kernel-Trick zum Einsatz. Der Trick besteht darin, die Daten in einen höher dimensionalen Raum zu transformieren, in dem eine lineare Trennung (siehe lineare Klassifizierung) möglich ist. Die Problematik ist, dass die Berechnung der genauen Datenpunkte in der höheren Dimension sehr rechenlastig ist [11]. Für das Bestimmen der Hyperebene in der höheren Dimension werden diese genauen Datenpunkte aber gar nicht benötigt, vielmehr genügt es die Skalarprodukte der Datenpunkte zu kennen. Die Kernel-Funktion ist eine Funktion, welche die jeweiligen Skalarprodukte bereits aus den untransformierten Datenpunkte berechnen kann [13].

Es gibt verschiedene Arten von Kernel-Funktionen, wie z.B. lineare Kernel, polynomiale Kernel, Sigmoid Kernel oder die Gaußsche Radiale Basis-Funktion (RBF).



Abbildung 6: Nicht linear trennbare Daten eines Datensatzes mit zwei Eigenschaften pro Datenpunkt.

#### Neuronale Netze

Neuronale Netze, besser *künstliche neuronale Netze (KNN)*, bezeichnen eine Art von Modellen des maschinellen Lernens. KNN wurden ihrem Vorbild, dem menschlichen Gehirn, nachempfunden. Die Lernfähigkeit des menschlichen Gehirns resultiert daraus, dass in dem riesigen Netzwerk aus Neuronen und Synapsen, die Synapsen die Effektivität der Signalübertragung zwischen den Neuronen variieren können [14]. So werden neue synaptische Verbindungen geschaffen und andere getrennt oder vermindert. Ein einzelnes Neuron kann über Dendriten Signale anderer Neuronen empfangen, diese in dem Zellkörper verarbeiten und über die Axone ein resultierendes Signal an andere Neurone weiterleiten. Im Meschen existiert ein riesiges Netz aus Neuronen und Synapsen.

Das einfachste Modell eines künstlichen Neurons wurde bereits 1943 von Warren McCulloch und Walter Pitts beschrieben [15]. Ihr Neuronenmodell folgt dem Alles-oder-nichts-Prinzip: Nur, wenn die Summe der Eingaben in das Neuron einen festen reellen Schwellenwert überschreitet, feuert das Neuron, d.h. es wird eine 1 weitergegeben. Bleibt der Schwellenwert unterschritten, wird eine 0 ausgegeben. Die Eingabe und Ausgabe sind stets binär. Mit Hilfe eines kleinen Netzes dieser Neuronen lassen sich so bereits einfache logische Verknüpfungen wie UND oder ODER darstellen.

1958 veröffentlichte Frank Rosenblatt das Modell des Perzeptrons [16]. Es beschreibt ein künstliches Neuron, bei dem nicht nur binäre Ein- und Ausgabewerte vorkommen. Außerdem kommt es zu einer Gewichtung der Eingabewerte, wodurch jeweils die Stärke des Einflusses der einzelnen Eingangssignale festgelegt ist. Ein einzelnes Neuron dieses Modells *(einlagiges Perzeptron)* stellt bereits ein linearer Klassifikator dar. Es ist in Abbildung 7 dargestellt.



Abbildung 7: Einlagiges Perzeptron. (selbst gemacht)

Jedem Eingangssignal des Perzeptrons wird ein Gewicht mit zugeordnet. In der Eingangsfunktion wird die gewichtete Summe über die gesamte Eingabe gebildet. Zusätzlich wird auf diese Summe der Bias addiert. Der Bias gibt den Schwellenwert an, ab dem das Perzeptron feuern soll.

Mithilfe einer Aktivierungsfunktion wird die Ausgabe des Perzeptrons bestimmt:

Als Aktivierungsfunktion können verschiedene Funktionen Verwendung finden. Die Sigmoidfunktion findet häufig in modernen KNN Anwendung.

Bei der Sigmoidfunktion handelt es sich um eine differenzierbare, nicht lineare Funktion. Sie führt, verglichen mit einer einfachen Schwellenwertsfunktion, zu einer weicheren Aktivierung des Neurons [17]. Das Modell des Perzeptrons bildet die Grundlage für KNN.

Mit einem einfachen einlagigen Perzeptron lässt sich aber noch keine XOR-Verknüpfung (exklusiv-ODER-Verknüpfung) darstellen. Um diese darstellen zu können wird ein dreilagiges Netz aus an Perzeptren benötigt. Ein solches ist in Abbildung 8 dargestellt.



Abbildung 8: Mehrlagiges XOR-Netz. Achtung, hier stellt jeder Kreis ein komplettes Perzeptron dar (wichtiger Unterschied zu Abbildung 7). X und y stehen für die Eingabeoperanden 1 (wahr) und 0 (falsch). Auf den Pfeilen ist je das Gewicht angegeben. Die Neuronen der verdeckten Schicht besitzen zudem einen Schwellenwert, welcher in dem jeweiligen Kreis angegeben ist. Allgemein ist der Schwellenwert nichts anderes als der negative Wert des oben erwähnten Bias. Z ist die Variable für den Ausgabewert.

Wenn die beiden Eingabewerte identisch sind, ergibt sich für die gewichtete Summe der Ausgabewerte der verdeckten Schicht (für ) oder (für ). In diesem Fall wird als z = 0 (falsch) ausgegeben. Nur wenn die beiden Eingabewerte sich unterscheiden, ist z = 1 (wahr) [18].

Aufbau

Das in Abbildung 8 gezeigte mehrlagiges Perzeptron ist ein KNN und besteht aus drei Schichten (eine Eingabeschicht, eine verdeckte Schicht und eine Ausgabeschicht). Die Eingabeschicht dient nur der Netzeingabe, die Aufgabe der Ausgabeschicht ist ausschließlich die Netzausgabe. In einem KNN befinden sich dazwischen die verdeckten Schichten (bei dem XOR-Netz ist das eine einzige).

Dann DL

Inkl trauing ujnd bezuig zu Anfangsbsp von alphagho

Im layer bekommt jedes neuron alle werte aller neurone der vorherigen schicht, und gibt eine neue zahl zwiscxhen 1 unhd 0 weiter(selbst art funktion )

Training nichts anderes als bias und gewichte zu finden (gute) ; am anfang zufällig mithilfe von average cost (je größer desto schlechter)

https://data-science-blog.com/blog/2017/12/20/maschinelles-lernen-klassifikation-vs-regression/

https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/introduction-to-neural-networks/anatomy

„Grundlage neuronale netze „

https://machinelearningmastery.com/what-is-deep-learning/

Tief = viele hiden units (tausende von neuronen)

Input ….hidden(ganz viele)…..output schicht

🡺neuronale netze mit abbildung maybe aus frauenhofer

Selnbständiges lernen und vorhersagen

„Unter Deep Learning versteht man heute neuronalen Netze, die über mehr als einen Hidden Layer verfügen.“

https://www.statworx.com/de/blog/deep-learning-teil-1-einfuehrung/

## ~~KI in der Pharmazeutischen Bioinformatik~~ bessere überschrift vlt datamining

Fraunhofer gesamt s.36 (1.6)

Im datamining kommen Algorithmen des ML zu Einsatz

Drug screening erkären 🡺 mit abb 🡺 basis dafür sind daten

Auf data science und big data zu sprewchen kommen

„sinngemäß schon sehr viele daten erarbeitet aber nicht kompakt“

https://www.sanofi.de/de/sanofi-in-deutschland/news-storys/sanofi-gesundheitstrend-forschung-entwicklung-arzneimittel

<https://www.merckgroup.com/en/research/science-space/envisioning-tomorrow/precision-medicine/generativeai.html>

🡺 große datanbänke gebraucht 🡺 problem dass es diese daten zwar gibt aber nicht schön

Immer mehr literatur... 🡺 nlp

pharma kommen das diese auch (für wirkstoiff finden zb wichtig ist.)

einmal direkt stoff finden

Dass schon viel geforscht wurde (zig millionen paper  unmengen von informatoinen und arbeit) aber unmöglich diese alle durchzulesen  textmining

🡺 probelom in zukunft eher gute datensätze zu haben um damit zu arbeiten

Auf den begriff cpi ppi textmining kommen als anwendung für

## Überblick über State of the Art von “ cpi ppi textmining“

Zeitstrahl inklusive freiburg

- PPI CPI

Freiburg erklären

- aber nur 0 1 ohne weitere klassifizierung

Am ende zu biobert

## Zielsetzung der Arbeit

1) Daten in bracuhbare Form zu überführen

2) vergleichen zu dem paper (freiburg) wie gut sich das problem mit DL lösen lässt 🡺 10cv val

3) abhängigkeit von der größe des training-datensatzes zu bestimmen

Bezug zu paper ganz am ende (freiburg)

# Motivation der Arbeit

Allgemeine entwicklung von ML krass…

Wie in ba „david Baum“

# Material und Methoden

## Systemspecs

Als tabelle

(als envirement)

Tensorflow vs pytorch

## Installation

## Datensätze

Allgemein mit pipelin wie in git

Scripte teilweise erkären

## Statistische Parameter zur Bewertung

https://www.jeremyjordan.me/evaluating-a-machine-learning-model/

Siehe [..\ProceedingsBCVI\_v2\_seite 140.pdf](file:///C:\Users\Manuel%20Dorer\Desktop\BA_win\ProceedingsBCVI_v2_seite%20140.pdf)

Oder doktorarbeit von freidok s 39

## 10-fache Kreuzvalidierung

https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-47217-1\_9

# Ergebnisse

* Gleicher split wie in fr paper zum dir vergleich
* Validation zum Sagen das Hyperparameter okay waren aber auch zum vergleich nutzen
* Veränderung der DS größe um

# Diskussion und Ausblick

Overfitting underfitting?

Ml paper generell fig 1b performance kernek´l methiden schlechter als dl

[einleitung\einleitung\_paper\ML\_paper\_generell.pdf](file:///C:\Users\Manuel%20Dorer\Desktop\BA_win\schreiben\einleitung\einleitung_paper\ML_paper_generell.pdf)

hyperparamter optimierung noch was rausholen

pytoech vs tensorflow (sollte eig nix machen aber vlt überprüfen)

# Zusammenfassung

# Literaturverzeichnis

[1] “Google-Software besiegt Go-Genie auch im letzten Match.” https://www.faz.net/aktuell/gesellschaft/menschen/google-computer-alphago-besiegt-go-weltmeister-14125664.html (accessed Feb. 15, 2021).

[2] D. Silver *et al.*, “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,” *Nature*, vol. 529, no. 7587, pp. 484–489, 2016, doi: 10.1038/nature16961.

[3] S. Rasp, P. D. Dueben, S. Scher, J. A. Weyn, S. Mouatadid, and N. Thuerey, “WeatherBench: A Benchmark Data Set for Data-Driven Weather Forecasting,” *J. Adv. Model. Earth Syst.*, vol. 12, no. 11, 2020, doi: 10.1029/2020MS002203.

[4] A. El Sallab, M. Abdou, E. Perot, and S. Yogamani, “Deep reinforcement learning framework for autonomous driving,” *arXiv*, pp. 70–76, 2017.

[5] E. V. Polyakov, M. S. Mazhanov, A. Y. Rolich, L. S. Voskov, M. V. Kachalova, and S. V. Polyakov, “Investigation and development of the intelligent voice assistant for the Internet of Things using machine learning,” *Moscow Work. Electron. Netw. Technol. MWENT 2018 - Proc.*, vol. 2018-March, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/MWENT.2018.8337236.

[6] A. Esteva *et al.*, “Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks,” *Nature*, vol. 542, no. 7639, pp. 115–118, 2017, doi: 10.1038/nature21056.

[7] I. Döbel *et al.*, “Maschinelles Lernen: Kompetenzen, Forschung, Anwendung,” *Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung e.V.*, 2018. https://www.bigdata-ai.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publikationen/Fraunhofer\_Studie\_ML\_201809.pdf.

[8] R. Fjelland, “Why general artificial intelligence will not be realized,” *Humanit. Soc. Sci. Commun.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–9, 2020, doi: 10.1057/s41599-020-0494-4.

[9] “How To Design A Spam Filtering System with Machine Learning Algorithm.” https://towardsdatascience.com/email-spam-detection-1-2-b0e06a5c0472 (accessed Feb. 20, 2021).

[10] “Verhindern von Überanpassung und unausgeglichenen Daten durch automatisiertes maschinelles Lernen.” https://docs.microsoft.com/de-de/azure/machine-learning/concept-manage-ml-pitfalls (accessed Feb. 22, 2021).

[11] “Support Vector Machines (SVM); Universität Ulm.” http://www.mathematik.uni-ulm.de/stochastik/lehre/ss07/seminar\_sl/fischer.pdf (accessed Feb. 24, 2021).

[12] “Support Vector Machines (SVM) Ausarbeitung; Universität Ulm.” http://www.mathematik.uni-ulm.de/stochastik/lehre/ss07/seminar\_sl/ausarbeitung\_fischer.pdf (accessed Feb. 24, 2021).

[13] “The Kernel Trick in Support Vector Classification.” https://towardsdatascience.com/the-kernel-trick-c98cdbcaeb3f (accessed Feb. 24, 2021).

[14] “Das Gehirn,” *MAX-PLANCK-GESELLSCHAFT*. https://www.mpg.de/gehirn (accessed Feb. 26, 2021).

[15] W. S. McCulloch and W. Pitts, “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity (reprinted from bulletin of mathematical biophysics, vol 5, pg 115-133, 1943),” *Bull. Math. Biol.*, vol. 52, no. 1--2, pp. 99–115, 1990, [Online]. Available: http://journals2.scholarsportal.info/pdf/00928240/v52i1-2/99\_alcotiiina.xml.

[16] F. Rosenblatt, “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain,” *Psychol. Rev.*, vol. 65, no. 6, pp. 386–408, 1958, doi: 10.1037/h0042519.

[17] A. Scherer and A. Scherer, “Das Perzeptron,” *Neuronale Netze*, pp. 65–70, 1997, doi: 10.1007/978-3-322-86830-5\_5.

[18] “Neuronale Netze; Univerität Ulm.” .