|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Projekt-  dokumentation |  |  |

Abschlussarbeit zur Vollendung des Volontariats   
und zum erfolgreichen Erwerb des Zertifikats zum  
„wissenschaftlicher Dokumentar / Information Specialist“

**Spezifikation und PoC der KI-gestützten**

**„Beta-Klassen-Recognition“ in der Presserecherche**



**Volontärjahrgang 2022**

|  |  |
| --- | --- |
| vorgelegt von: | Timo Schumacher B.A., M.A. |
|  | Turmstr. 89  55120 Mainz |
|  |  |
|  |  |
| Volontariats-/Traineepartner: | SWR |
| Referent: | Prof. Geribert E. Jakob |  |

Zusammenfassung

**1. Zielsetzung**

**Was war die Aufgabenstellung was waren die Rahmenbedingungen**

Die Recherche nach Interviews, Chronologien oder Kommentaren in Presseartikeln gehört zum Alltag am IDA-Desk des Südwestrundfunks (SWR). Im jetzigen System zur automatischen Verschlagwortung von Pressetexten werden nur Inhaltsklassen und Entitäten maschinell indexiert. Präsentationsformen werden bislang nur in Einzelfällen händisch indexiert. Dadurch wird die Recherche nach eben diesen erschwert und ist mit einem erhöhten Zeitaufwand verbunden. Die konkrete Suche nach Präsentationsformen ermöglicht es, schnell inhaltliche Schneisen zu schlagen. PAN soll ab dem 01.01.2023 durch MDH:Presse abgelöst werden. Dabei werden die bestehenden Daten in das neue System importiert und die PAN-spezifischen Präsentationsformen auf Normdatenbank-konforme Formen gemappt. Mit dem Umzug in MDH:Presse wird auch das aktuell eingesetzte Textmining abgelöst. In der zukünftigen Crossmedialen Suche in Medas kommen diverse Mining-Services zum Einsatz.   
Der Service soll die Recherche nach Beta-Klassen ermöglichen und dadurch die Qualität der Rechercheergebnisse für Rechercheure\*innen steigern. Dazu soll ein Proof of concept (PoC) erstellt werden, indem verschiedene in Frage kommende Technologien zur Kategorisierung von Textdaten getestet werden. Geplant ist das Testen von Modellen auf Basis von Support Vektor Maschinen (SVM) und Logistischer Regression, sowie Deep-Learning Netzwerken auf Transformer-Architektur wie zum Beispiel BERT. Als Trainingsmaterial dienen zunächst Presseartikel aus PAN. Die Modellanforderungen sind bislang noch nicht spezifiziert, da beim Einsatz von KI bzw. Machine Learning in den seltensten Fällen hun­dert­pro­zen­tige Genauigkeit erreicht werden kann.

**2. (vereinbarte) Ergebnistypen**

Folgende Ergebnistypen wurden als relevant für die erfolgreiche Durchführung des Projekts identifiziert und vereinbart:

* Auswahl, Testung und Finetuning verschiedener KI-Modelle zur Erkennung von Präsentationsformen in Pressetexten
* Ausarbeitung eines PoCs zur Weitergabe an die Entwickler\*innen der Mining-Plattform
* Erstellung einer Spezifikation des KI-Modells
* Einbettung des Modells in einen Service, welcher in die Mining-Plattform von Medas implementiert werden kann

**3. (gelieferte) Ergebnistypen**

Folgende Ergebnistypen wurden erarbeitet und geliefert:

* Tests verschiedener KI-Modelle zur Erkennung von Präsentationsformen in Pressetexten
* Ausgearbeiteter Proof of Concept inklusive einer Spezifikation des KI-Modells mit weiteren Handlungsempfehlungen
* Dokumentierte Python Skripte zur Implementierung in die Mining-Plattform

**[Erläuterung und Bewertung der Ergebnisse aus der Spiegelstrichliste]** Der Proof of Concept mit Handlungsempfehlungen und dokumentierten Python-Skripten konnte den Stakeholdern erfolgreich übergeben werden. Die Prüfung steht noch aus, da die Implementierung und weitere Tests auf das Jahr 2023 verschoben worden sind. Die vorläufigen Ergebnisse sind vielsprechend und zeigen, dass die Bestimmung von Beta-Klassen auf Basis der Pressetexte eingeschränkt möglich ist und somit die Recherche erleichtern kann.

**4. Change Requests**

Die meisten Ergebnistypen konnten geliefert werden und das Projekt konnte in großen Teilen fertiggestellt werden. Verzögerungen im Prozessverlauf und vorstellbar-kritische Zwischenergebnisse führten zu einer Anpassung der Ergebnistypen. Die Implementierung in den Miningservice, sowie Tests von weiteren KI-Modellen wurden auf 2023 verschoben. Stattdessen wurden die programmierten Skripte dokumentiert und sind zur Weitergabe an die Entwickler\*innen der Mining-Plattform bereit.

Analytic Design and Results

…

Synopsis

Spezifikation, Entwicklung und Implementierung eines KI-basierten Services zur Bestimmung der Präsentationsformen von Texten für die Presserecherche.

Schlagwörter

Künstliche Intelligenz, Textklassifikation, Verschlagwortung, Presse

Abstract

**1. Target**

**What was the task what were the general conditions**

Searching for interviews, chronologies or comments in press articles is part of everyday life at the IDA desk of Südwestrundfunk (SWR). In the current system for automatic indexing of press texts, only content classes and entities are indexed automatically. Presentation forms have so far only been indexed manually in individual cases. This makes the search for these more difficult and takes more time. The concrete search for presentation forms makes it possible to quickly cut content-related aisles. PAN is to be replaced by MDH:Presse from 01.01.2023. In the process, the existing data will be imported into the new system and the PAN-specific presentation forms will be mapped to standards database-compliant forms. The move to MDH:Presse will also replace the text mining currently in use. Various mining services will be used in the future cross-media search in Medas.

The service is to enable research according to beta classes and thus increase the quality of the research results for researchers. To this end, a proof of concept (PoC) is to be created by testing various possible technologies for categorizing text data. We plan to test models based on Support Vector Machines (SVM) and Logistic Regression, as well as Deep Learning Networks on Transformer architecture such as BERT. Press articles from PAN will initially serve as training material. The model requirements have not yet been specified, since in the use of AI or machine learning in the rarest cases optimal accuracy can be achieved.

**2. (agreed) result types**

The following types of deliverables were identified and agreed upon as relevant to the successful completion of the project:

* Selection, testing and fine-tuning of different AI models for the recognition of presentation forms in press texts.
* Elaboration of a PoC to be passed on to the developers of the mining platform
* Creation of a specification of the AI model
* Embedding of the model in a service that can be implemented in the Medas mining platform.

**3. (delivered) result tasks**

The following types of results were developed and delivered:

* Tests of different AI models for the recognition of presentation forms in press texts
* Elaborated proof of concept including a specification of the AI model with further recommendations for action
* Documented Python scripts for implementation in the mining platform.

**[Explanation and evaluation of the results from the mirror list]** The proof of concept with recommended actions and documented Python scripts was successfully handed over to the stakeholders. Testing is still pending as implementation and further testing has been postponed to 2023. The preliminary results are promising and show that the determination of beta classes based on press releases is possible in a limited way and can thus facilitate research.

**4. Change Requests**

Most result types could be delivered and the project could be completed in large parts. Delays in the process and conceivably critical intermediate results led to an adjustment of the result types. The implementation in the mining service as well as tests of further AI models were postponed to 2023. Instead, the programmed scripts were documented and are ready to be passed on to the developers of the mining platform.

Analytic Design and Results

…

Synopsis

Specification, development and implementation of an AI-based service for determining the presentation forms of texts for press research.

Keywords

Artificial intelligence, text classification, tagging, press

Vorwort/Persönliche Danksagung

…

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung 1

Abstract 3

Vorwort/Persönliche Danksagung 5

1 Einleitung 1

2 Analyse und Gestaltungsteil 5

2.1 IST-Problem 5

2.2 Zielsetzung und Ergebnistypen 6

2.3 Erwarteter Mehrwert 7

2.4 SWOT-Analyse 7

2.5 Text in Medas 9

2.5.1 Systemübersicht von MDH:Presse 11

2.6 Stakeholderanalyse 13

3 Grundlagen der natürlichen Sprachverarbeitung und KI 16

3.1 Natürliche Sprachverarbeitung 16

3.2 Vorprozessierung 17

3.2.1 Segmentierung und Tokenisierung 17

3.2.2 Stammformreduktion und Lemmatisierung 19

3.2.3 Stoppwortentfernung 20

3.2.4 Part-of-speech Tagging 21

3.3 Text als Zahlen 22

3.3.1 Sprachmodelle 22

3.3.2 Vektorisierung und Gewichtung 24

3.4 Textklassifkation 28

3.4.1 Machine Learning zur Textklassifikation 28

3.4.2 Logistische Regression 32

3.4.3 Support Vektor Machine 37

3.4.4 BERT / Deep Learning 42

3.4.5 Evaluation von Modellen 42

3.4.6 Warum Python 42

4 Datengrundlage 43

4.1 Struktur 43

4.2 Statistiken 43

5 Methodik 47

5.1 Warum Python 47

5.2 Pipeline 48

5.3 Parameter 52

6 Ergebnisse 55

6.1 Proof of Concept 55

7 Schluss 56

7.1 Best practices 56

7.2 Lessons learned 56

7.3 Ausblick 56

8 Projektbeschreibung und Einordnung 57

Dies ist eine Überschrift ohne Zahl – Ebene 1 58

8.1 Dies ist eine Überschrift x.x (z.B. 1.1.) – Ebene 2 58

8.2 Zielsetzung und projektbezogene Ergebnistypen 58

8.3 Konkrete Lieferobjekte 58

8.3.1 Dies ist eine Überschrift n.n.n – Ebene 3 58

8.4 Analyse, Ist-Zustand und Rahmenbedingungen 59

8.5 Brauch ich nicht Vorgehensweise und Methoden zur Bedarfsanalyse 59

9 Analyse- und Gestaltungsteil 60

9.1 Stakeholderanalyse 60

9.2 SWOT-Analyse 60

Quellen 61

Abbildungen 62

Tabellen 63

Abkürzungen und Akronyme 64

Anhang 65

Eidesstattliche Erklärung 66

# Einleitung

Um mit wachsenden Datenmengen umzugehen sind die privaten und öffentlich-rechtlichen Rundfunkarchive einerseits gefordert Innovationen voranzutreiben, um sie zu verarbeiten. Andererseits sehen sie sich mit strengen Kostensparzielen konfrontiert, die die Kapazitäten in Form von human Ressourcen für die Entwicklung solcher Innovationen beschränken.

Technische Innovationen beruhen dabei häufig auf Verfahren des maschinellen Lernens. Ein Teilgebiet davon ist die natürliche Sprachverarbeitung oder im Englischen *Natural Language Processing* (**NLP**). Viele Archivanwendungen inkorporieren bereits Verfahren zur Verarbeitung von natürlicher Sprache. In der ARD werden für das Audiomining beispielweise *Speech-To-Text*-Verfahren angewendet, um Wort- und Bewegtbildbeiträge zu verschriftlichen. Auf Grundlage dieser Transkripte können Rechercheur\*innen Suchabfragen in den jeweiligen Datenbanken starten. Dokumentar\*innen nutzen die Transkripte dagegen für die Erschließung. Die Transkripte können zudem als Grundlage für weitere Verfahren wie die Erkennung von Entitäten oder die inhaltliche Verschlagwortung (Indexierung) verwendet werden[[1]](#footnote-1).   
In den Workflows der Pressearchive sind diese Verfahren bereits fester Bestandteil. Dennoch muss an vielen Stellen noch händisch nachbearbeitet oder fehlende Metadaten ergänzt werden. Das liegt zum einen an der teilweise mangelnden Qualität der automatisierten Verfahren. Zum anderen liegt es daran, dass manche Aspekte noch nicht automatisch erschlossen werden können oder die bereits angesprochenen Kapazitäten fehlen, um Innovationen voranzutreiben. Aktuell werden deshalb die verschiedenen Arbeiten und Workflows priorisiert. Das hat zur Folge, dass nicht mehr alle Quellen voll erschlossen werden und somit potenziell-wichtige Metadaten in der Recherche fehlen oder den Dokumentar\*innen bei der Erschließung nicht zur Verfügung stehen. Deshalb sind stetige Innovationen und Verbesserungen der Workflows in den Archiven durch Verfahren der natürlichen Sprachverarbeitung von großer Bedeutung, da sie bereits jetzt viele Aufgaben ohne menschlichen Input übernehmen und der Trend hin zu weiteren vollautomatischen Anwendungen geht.  
So sagen \citet[1]{bengfortAppliedTextAnalysis2018} unabhängig von den Anwendungsmöglichkeiten in den Archiven für die Zukunft von NLP-Anwendungen folgendes voraus:

*„We believe applications that rely on natural language interfaces are only going to become more common, replacing much of what is currently done with forms and clicks.“*

Ein Aufgabenbereich der natürlichen Sprachverarbeitung ist die Textklassifikation. Textklassifikation kann sich dabei auf verschiedene sprachliche Ebenen beziehen. Die Auszeichnung der grammatischen Funktion von Wörtern, das sogenannte *Part-of-Speech-*Tagging (POS-Tagging), ist ebenso eine Aufgabe der Textklassifikation wie die Zuweisung eines Themas oder die Auszeichnung der Präsentationsform bei einem Pressetext. Zum Einsatz kommen dabei verschiedene Algorithmen. In der Forschung geht es vor allem um die Optimierung und deren Vergleich, gemessen an der Klassifikationsleistung. Dabei spielen verschiedene Faktoren eine Rolle. Neben dem Klassifikator und den Parametereinstellungen sind dabei die zugrundeliegenden Daten ein Hauptfaktor. Natürliche Sprache ist komplex und die Auftretungserscheinungen variantenreich. Die Verarbeitung für eine Maschine ist daher nicht trivial.

Hier noch besserer Übergang  
Im zurzeit eingesetzten System zur automatischen Verschlagwortung von Pressetexten werden nur inhaltliche Aspekte wie Entitäten, Geographika oder Themen maschinell indexiert. Präsentationsformen zählen zu den sogenannten Beta-Klassen bzw. formalen Klassen, da sie nicht direkt den Inhalt eines Textes beschreiben, sondern dessen Form. Den Pressetexten wird als Standardeinstellung immer die Klasse „Bericht“ vergeben. Andere Formen werden händisch nachgetragen, sofern sie überhaupt nachgetragen werden. Allerdings gehören Recherchen nach Interviews, Chronologien oder Kommentaren in Presseartikeln am multimedialen Recherchedesk[[2]](#footnote-2) der Abteilung Information, Dokumentation und Archive(**IDA**) des Südwestrundfunks (**SWR**) zum Alltag, sodass eine automatisierte Klassifikation der Präsentationsformen von Pressetexten der Recherche Abhilfe verschaffen würde. Um die Recherche zukünftig zu ermöglichen, wurde im Rahmen des Projektes Text in Medas (**TiM**) untersucht, welche Methoden der künstlichen Intelligenz bzw. des maschinellen Lernens geeignet sind, Präsentationsformen automatisch zu bestimmen. Das Projekt TiM hat generell die Realisierung einer gemeinsamen Presseanwendung der Rundfunkanstalten im Media Data Hub (**MDH**) zum Ziel.   
Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Proof of concept (**PoC**) erstellt, indem verschiedene in Frage kommende Technologien zur Kategorisierung von Textdaten getestet werden. Als Trainingsmaterial dienen Presseartikel aus dem PAN-Datenbankbestand der Jahre 2013-2021. Die Modellanforderungen sind nicht spezifiziert, da beim Einsatz von KI bzw. Machine Learning in den seltensten Fällen hun­dert­pro­zen­tige Genauigkeit erreicht werden kann. Welche Merkmale pro Gattung für eine automatisierte Erkennung genutzt werden können ist dabei schwierig vorab zu definieren, da eindeutige und trennscharfe Kriterien für einen algorithmischen Ansatz nicht in jedem Fall identifiziert werden können. Auch für Dokumentar\*innen ist die Zuordnung in der Praxis schwierig. Da die Selektierung von geeigneten, im Text vorhandenen Merkmalen für alle Gattungen aufwändig ist und damit nicht garantiert ist, dass die trainierten Klassifikatoren anschließend funktionieren, wird grundsätzlich darauf verzichtet. Eine Fragestellung, die der PoC am Ende der Testphase beantworten soll, ist, inwieweit die „rohen“ Pressetexte ohne die Auswahl von bestimmten textlichen Merkmalen als Grundlage ausreichen, um die Gattung zu bestimmen.   
Teilaspekte im Klassifikationsprozess, die einfach beeinflusst werden können, ist unter anderem der Einfluss verschiedener **Preprocessing-**Schritte, wie das **Stemming** oder die **Lemmatisierung**. Außerdem werden verschiedene Vektorisierungsmethoden geprüft. Dazu zählen ein einfacher **Count-Vectorizer**, sowie eine **binäre** Vektorisierungsmethode (**One-hot**) und die häufig verwendete **TF:IDF‑**Vektorisierung. Bei der Auswahl des Klassifikationsalgorithmus werden drei Modelle aus dem Bereich des überwachten maschinellen Lernens miteinander verglichen, da die Untersuchung von allen Algorithmen, die zur Textklassifikation in Fragen kommen, den Rahmen dieser Arbeit sprengen würde. Diese werden häufig als B**aseline**-Modelle bezeichnet, weil sie entweder sehr simpel sind oder viel Potenzial besitzen, ohne große Rechenaufwände zu benötigen. Zu diesen zählen der **Naive Bayes**, die **Logistische Regression** und die **Support Vektor Maschinen** (SVM). Wegen seiner „naiven“ Annahme wird der Naive Bayes Algorithmus in der Literatur als simpel bezeichnet. Die Logistische Regression und die Support Vektor Maschinen erreichen allgemein gute Ergebnisse. In der Theorie wird auch ein nicht überwachtes Modell vorgestellt, dass aber aus praktischen Gründen nicht mehr angewendet werden konnte.[[3]](#footnote-3)

In Untersuchungen, die sich mit dem Vergleich verschiedener Algorithmen beschäftigen, mangelt es in vielen Fällen an einer tieferen Betrachtung der Funktionsweise. Es werden häufig lediglich die Ergebnisse der verschiedenen Algorithmen präsentiert. Währenddessen gibt es unzählige Anleitungen und Tutorials, die die praktische Anwendung nur bei „Spielzeugdaten“ veranschaulichen. Sie werden oft so bezeichnet, weile sie nur für einen bestimmten Einsatz optimiert sind. Diese Arbeit verbindet die ausführliche Herleitung und Erklärung der verschiedenen Prozesse, zeigt welche Aspekte bei der Klassifikation beachtet werden müssen und arbeitet dabei mit echten Datensätzen. Die genaue Beschreibung ist dabei essenziell für die Erstellung des PoCs, damit nicht nur die Entwickler\*innen die Funktionsweise verstehen, sondern auch Dokumentar\*innen diese nachvollziehen können.  
Die folgende Arbeit strukturiert sich in XY Kapitel. In Kapitel 2 wird die Arbeit in den Projektkontext eingeordnet und die Rahmenbedingungen beschrieben. Außerdem werden die Stakeholder analysiert und die SWOT-Analyse erläutert. Danach werden in Kapitel 3 die grundlegenden Begriffe und Techniken der Textklassifikation detailiert beschrieben und erklärt. Anschließend wird die Datengrundlage in Kapitel 4 vorgestellt, bevor in Kapitel 5 die Methodik und Kapitel 6 die Ergebnisse präsentiert werden. Im Schlussteil in Kapitel 7 werden dann die Best Practices und die Lessons learned diskutiert.

# Analyse und Gestaltungsteil

Der Zeitaufwand für die Durchführung wurde am Anfang der Projektphase analysiert und geschätzt. Nach eigener Schätzung sollte das Projekt an knapp 31 aktiven Projekttagen abgeschlossen werden. Wegen Krankheit in einer der geplanten Projektwochen verkürzte sich die verfügbare Zeit für die Umsetzung der Ergebnistypen auf ca. 24 Tage.

Die Arbeit entsteht, wie bereits erwähnt, im Rahmen des Projektes Text in Medas (TiM), auch wenn die Erkennung von Gattungen als Projekt als KI-Thema dem MDH: Mining zugeordnet werden könnte. Da das Thema allerdings nur für die Presse im Medas-Kontext relevant ist, sind die beteiligten Personen in diesem Stadium des Projektes noch aus dem Kreis von TiM. Die EG Mining ist als Stakeholder mit berücksichtigt und wird über Fortschritt im Projektablauf informiert. Im Abschnitt Abschnitt 2.1 wird auf die Systemstruktur von MDH:Presse eingegangen. Zunächst wird das IST-Problem ausgelegt, die Ergebnistypen vorgestellt, sowie der Mehrwert einer automatisierten Gattungserkennung und die SWOT-Analyse besprochen.

## IST-Problem

Die Recherche nach Interviews, Chronologien oder Kommentaren in Presseartikeln gehört zum Alltag am IDA-Desk des Südwestrundfunks (SWR). Im jetzigen System zur automatischen Verschlagwortung von Pressetexten werden nur Inhaltsklassen und Entitäten maschinell indexiert. Die Präsentationsform, eine formale bzw. Beta-Klasse erhält als Default-Einstellung immer die Klasse „Bericht“. Sie bildet mit über 3.217.851 Treffern (Stand 25.01.2022) rund 71,5 Prozent der Treffermenge, während alle anderen Präsentationsformen in der Pressedatenbank (29 Formen mit kumulierten 1.281.310 Treffern, Stand 25.01.2022) auf rund 28,5 Prozent kommen. Diese Präsentationsformen werden bislang nur in Einzelfällen händisch indexiert. Dadurch wird die Recherche nach eben diesen erschwert und ist mit einem erhöhten Zeitaufwand verbunden. Die konkrete Suche nach Präsentationsformen ermöglicht es, schnell inhaltliche Schneisen zu schlagen. PAN soll im letzten Quartal 2022 durch MDH:Presse abgelöst werden. Dabei werden die bestehenden Daten in das neue System importiert und die PAN-spezifischen Präsentationsformen auf Normdatenbank-konforme Formen gemappt. Mit dem Umzug in MDH:Presse wird auch das aktuell eingesetzte Textmining abgelöst. Dieses stammt von der Firma Picturesafe. Da die Firma seit Jahren insolvent ist, erfolgen keine Updates mehr. In der zukünftigen Crossmedialen Suche in Medas kommen diverse Mining-Services zum Einsatz. Diese konzentrieren sich auf verschiedene Aufgaben wie *Keyword Extraction, Semantic Tagging, Topic Modelling* oder *Named Entity Recognition (NER)*. Für die einzelnen Mining-Services wird dabei auf verschiedene Technologien zurückgegriffen, die in Zusammenarbeit mit dem Frauenhofer-Institut für Intelligente Analyse- und Informationssysteme (FIAIS) entwickelt werden. Das Semantic Tagging wird durch das neuronale Netzwerk [*Starspace*](https://github.com/facebookresearch/StarSpace) von *facebookresearch* durchgeführt. Die Keyword Extraction nutzt die sogenannte *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (*TF-IDF*) als Grundlage.Für die NER greift der Service auf die in [Standford entwickelte](https://nlp.stanford.edu/software/CRF-NER.html) und im [DKPro](https://dkpro.github.io/) implementierte Software zurück. Das Topic Modelling basiert auf der in [Mallet](https://mimno.github.io/Mallet/topics) verwendeten Implementierung des LDA-Algorithmus (Latent Dirichlet Allocation). Die Beta-Klassen-Recognition soll neben diesen bereits entwickelten Services die Textmining-Pipeline ergänzen.

## Zielsetzung und Ergebnistypen

Der Service soll die Recherche nach Beta-Klassen ermöglichen und dadurch die Qualität der Rechercheergebnisse für Rechercheure\*innen steigern. Der im Rahmen dieses Projektes entstehende Proof of concept (PoC) ist einer der Ergebnistypen . Dieser beinhaltet einen weiteren vorab vereinbarten Ergebnistypen - das Testen der verschiedenen in Frage kommende Technologien zur Kategorisierung von Textdaten. Getestet worden sind Modelle auf Basis von Support Vektor Maschinen (SVM) und Logistischer Regression und einem Naiven Bayes-Klassifikator. 2023 sollen weitere Tests mit Deep-Learning Netzwerken auf Transformer-Architektur wie zum Beispiel BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) erfolgen. Die Modellanforderungen sind bislang noch nicht spezifiziert, da beim Einsatz von KI bzw. Machine Learning in den seltensten Fällen hun­dert­pro­zen­tige Genauigkeit erreicht werden kann. Dennoch werden die möglichen Parametereinstellung getestet und die bestmöglichen zur Weitergabe ausgewählt.

## Erwarteter Mehrwert

Von einem fertig entwickelten Service wird vor allem die automatisierte Erschließung von weiteren Metadaten erwartet. Durch bessere technisch-formale Metadaten werden Presseartikel im Archiv schneller recherchier- und nutzbar. Dies hat außerdem zur Folge, dass Kosten-, Ressourcen und Zeit gespart werden, wenn automatisierbare Aufgabe nicht mehr von hochqualifiziertem Personal ausgeführt werden müssen. Aus den Erkenntnissen aus dem PoC können außerdem weitere Schlüsse gezogen werden, die bei der Entwicklung von weiteren Modellen für andere Mining-Aufgaben hilfreich sein könnten oder das entwickelte Modell für die Erkennung von anderen formalen Klassen genutzt werden kann.

## SWOT-Analyse

Zu Beginn des Projektes wurde eine SWOT-Analyse durchgeführt. Die Abkürzung SWOT besteht aus den englischen Wörtern **strengths, weakness, opportunities** und **threats**. Mit Hilfe der SWOT-Analyse können die Stärken und Schwächen und die Chancen und Risiken eines Projektes gegenübergestellt werden.  
Zu den wichtigsten Stärken zählt, dass von Seiten der Archive ein enormer Innovationswille vorhanden ist, der Projekte wie die Erkennung von Gattungen begrüßt und fördert. Ein anderes Beispiel dafür ist die agile Umstrukturierung der Abteilung IDA im SWR. Mit der langjährigen Kooperation mit externen sowie internen IT-Partnern ist im Laufe der Zeit auf der einen Seite eine mächtige Infrastruktur gewachsen, auf die zurückgegriffen werden kann. Außerdem besteht dadurch ein wertvolles Fachwissen, mit dem die bestmöglichen Produkte entwickelt werden können.  
Auf der anderen Seite kann die gewachsene Infrastruktur für eine Lähmung des Fortschritts sorgen, da die gewachsenen Strukturen oft schwierig aufzulösen sind. Das hat nicht unbedingt immer einen technischen Hintergrund, sondern liegt allgemein oft auch an der fehlenden Bereitschaft für Veränderungen. Dieser Aspekt ist, zumindest für die IDA gesprochen, aber zu vernachlässigen, da wie erwähnt ein großer Innovationswille vorhanden ist.  
Die Chancen sind offensichtlich. Mit der automatischen Erkennung von Gattungen können Kosten, Ressourcen und dadurch Zeit gespart werden. Außerdem wird dadurch die mehr Metadaten generiert. Diese können vereinzelnd allerdings ein Risiko darstellen, da davon auszugehen ist, dass eine Maschine nicht die gleiche Qualität erreichen kann, wie ein menschlicher Dokumentar. Der große Vorteil ist Zeitersparnis. Das bedeutet, dass ein Kompromiss eingegangen werden muss. Auf der einen Seite können Zeit, Kosten und Ressourcen gespart werden mit dem Nachteil, dass die Metadatenqualität unter Umständen darunter leidet. Auf der anderen Seite könnten qualitativ hochwertige Metadaten generiert werden mit dem Nachteil, dass das sehr zeitaufwendig wäre und Ressourcen blocken würde. Aus den vier Faktoren ergeben sich vier Strategien, die verfolgt werden können, die neben den Stärken, Schwächen, Chancen und Risiken in Abbildung XY zu sehen sind.

![Ein Bild, das Tisch enthält.

Automatisch generierte Beschreibung]()

Es muss unbedingt darauf geachtet werden, dass mit den Kapazitäten schonend umgegangen wird, damit keine Stilllegung des Projektes droht. Gleichzeitig muss die IT-Infrastruktur gesichert sein, um Ausfälle der Software, Schnittstellen oder Datenbank zu vermeiden. Kommunikation ist elementar für jedes Projekt. Zu Beginn dieses Projektes war die Kommunikation mit den Stakeholdern noch ausbaufähig und aufzuholen. Die Nutzung des Know-Hows und der IT sichert Ausfälle und Probleme ab, da schnell eingegriffen werden kann. Das bestehende Fachwissen über die Daten und die Technik sind immer ausbaufähig, um den Automatisierungsprozess optimal zu gestalten.

## Text in Medas

TiM hat ein gemeinsames Pressearchiv (**MDH:Presse**) für die gesamte ARD inklusive der Sphinx-Partner BR, DRadio, HR und MDR als Ziel. Das soll zum einen Kosten und zum anderen Aufwände sparen. Das wird erreicht indem Betriebskosten geteilt und dokumentarische Workflows vereinheitlicht werden. Für MDH:Presse wurden zu diesem Zweck die drei Leitplanken „Reduzierung“, „Standardisierung“ und „Automatisierung“ ausgesprochen. Teil des Projektes ist die Entwicklung eines Primärdatenspeichers für Textinhalte ohne die Endnutzerrecherche oder das Textmining. Diese sind von der eigentlichen Datenspeicherung entkoppelt. Zeitplan für die Fertigstellung ist nach Verschiebungen nun das erste Quartal 2023. Grund für die Verzögerungen waren sowohl personale Engpässe als auch die Corona-Pandemie. Aus Kosten und Ressourcengründen wurde außerdem beschlossen, dass sich alle Projektressourcen auf die Umsetzung von MDH:Presse konzentrieren sollen und sich TiM-seitig vorerst nicht mehr mit MDH:Mining befasst werden kann. Aus der Perspektive von TiM sind weitere Textmining-Funktionalitäten in MDH:CS nicht kritisch für Projektabschluss.

An dem Projekt sind neben dem Projektteam und der Projektleitung auch ein Migrationsteam für die Sphinx-Partner beteiligt. Aus Sphinx wurden alle Artikel von Regionalquellen, die es in der PAN Textdatenbank nicht gab, und alle Artikel aus Regionalausgaben überregionaler Quellen, die es in der PAN Textdatenbank nicht gab, migriert. Die Erschließungsdaten wurden dabei, soweit es möglich war, auf das vorhandene NDB-Vokabular gemappt. Zusätzlich wurden alle Sphinx-Erschließungsdaten in Rettungsfeldern gesichert.  
TiM ist Teil des Kooperationsprojektes MEDAS, dass den Media Data Hub Entwickelt. Der Datenspeicher (MDH:Presse) ist, wie bereits erwähnt, von den anderen Komponenten abgekapselt. Die Crossmediale Suchfunktion (MDH:CS) und das Mining (MDH:TM) sind separat (siehe Abbildung XY).



Abbildung : Übersicht Komponenten MDH

In der Abbildung wird deutlich, dass die zukünftige Recherche keinen direkten Zugang zum Datenspeicher mehr hat. In diesem Modell hat das zur Folge, dass die Anpassung von Metadaten rechercheseitig nicht mehr möglich ist. Das Textmining ist nicht an MDH:Presse angebunden (keine TM-Vorschläge mehr auf Input-Seite). Es spielt erst für die Recherche in der MDH:CS eine Rolle. Recherchen für redaktionelle Zwecke werden ausschließlich in der MDH:CS ausgeführt. MDH:Presse bietet rudimentäre Suchmöglichkeiten, die zur Bearbeitung auf der Input-Seite notwendig sind. Generell enthält die MDH:Presse aber ein reduziertes Nutzer\*innenkonzept bei dem alle Beteiligten alle Publikationen sehen und bearbeiten können, aber der Umfang der Editierungsrechte unterschiedlich sein wird. Das bedeutet, dass bestimmte Rollen (Dokumentation, Datenpflege oder Administration) unterschiedlich-tiefgreifende Rechte haben werden. Mit diesem Konzept ist also keine Feinerschließung im bisherigen Workflow mehr möglich. Die Indexierung einzelner Metadaten erfolgt sofern notwendig für z.B. Biografisches, Interviewte etc., mit dem NDB-Standardvokabular. Eine Neuanlage wird nur direkt in der NDB möglich sein und wandert so über Umwege in MDH:Presse, dass dazu selbst keine Möglichkeit bietet.

### Systemübersicht von MDH:Presse

In Abbildung XY ist das aktuelle, auslaufende System abgebildet. Dort liefern die Verlage und internen Scanstation der unterschiedlichen RFAs die Pressedaten an. Anschließend werden sie in einer Art und Weise ingestiert und sind dann sowohl für die Erschließung bereit als auch für die Recherche verfügbar. Der Ablauf für die vier Sphinx- und sieben PAN-Partner ist dabei nahezu identisch. Bei den PAN-Partnern erfolgt beim Ingest ein zusätzlicher PAN-Convert unabhängig von der Textdatenbank in das PAN-XML-Format. Dieser Schritt ist im Sphinx-System neben der Erschließung und der Recherche bereits integriert, nutzt dafür aber eine anderes Inputformat.



Abbildung : Systemübersicht (Aktuell)

Im neuen System, wie in Abbildung XY zu sehen, findet ein gemeinsamer ARD Convert beim Ingest der Daten statt. Alle Artikel werden über das IVZ zugeliefert, können aber verschiedene Quellen haben. Zum einen die Inhouse Abos, also die Bereitstellung über die Verlage bzw. deren Dienstleister, die sich momentan noch in Verhandlungen befinden und den Clipping- und Scan-Stationen für Artikel aus ePaper oder Papierquellen).

Die Ingest-Komponente konvertiert die Datenlieferungen in TiM-XML und liefert die Artikel an den MDH:Presse Primärdatenspeicher. Zu diesem Zeitpunkt enthalten die Artikel lediglich Daten, die aus ihren Quellsystemen übernommen werden konnten. Die manuelle Vergabe weiterer Metadaten ist zu diesem Zeitpunkt optional. Von MDH:Presse aus werden die Datensätze in die MDH:Umgebung weitergegeben. Dort werden sie durch Textmining Services der MDH:Mining analysiert, mit Daten angereichert und an die Suchüberfläche MDH:CS weitergegeben. Die Mining Daten werden nicht an MDH:Presse zurückgegeben. In MDH:Presse gibt es keine „Vorschläge“ aus einem Mining-System. Das Mining läuft, nachdem ein Artikel in den MDH ingestiert wurde. Ein Zurückschreiben der Miningdaten nach MDH:Presse erfolgt nicht. Mining-Ergebnisse können in MDH:CS teilweise betrachtet, aber nicht editiert oder korrigiert werden.



Abbildung : Systemübersicht (zukünftig)

Die Unterschiede zum alten System (Abbildung XY) sind deutlich. Jeder Prozessschritt findet in einem in sich geschlossenen System statt. Der Ingest ist getrennt vom Datenspeicher und dieser wiederum getrennt von der Recherche und dem Mining. Außerdem werden alle Rundfunkanstalten von einem System bedient.  
Die Komponenten, die MDH:Presse besitzt, sind in Abbildung XY dargestellt.



Abbildung : Systemübersicht – Komponenten MDH:Presse

Über die Importkomponente werden die Daten aus dem neuen ARD Presse Convert, sowie aus den Bestandsdaten aus Sphinx und PAN importiert. Die Export-Komponente auf der anderen Seite bildet die Schnittstelle zur MDH:CS und zum MDH:Mining. Eine rudimentäre, Suchfunktion dient vornehmlich der Bearbeitung auf der Inputseite. Eine weitere wichtige Komponente ist die Quellensteuerung zur Bearbeitung von Sperrvermerken und der Steuerung der Rechte-und Lizenzlage. Außerdem besitzt das System eine Image-Anzeige für die Faksimile und einen Editor zur Erschließung und Bearbeitung der gelieferten Quellen. Der Editor ist eine wichtige Komponente, da er das Werkzeug ist, mit dem die Metadaten gepflegt werden können.

## Stakeholderanalyse

Beim MDH-Projekt mit allen Untergruppen wie z.B. TiM sind alle Rundfunkanstalten innerhalb der ARD beteiligt. Um den Überblick zu bewahren, ist es im Vorfeld deshalb wichtig eine Stakeholderanalyse durchzuführen, um einerseits alle relevanten Personen und Gruppen zu identifizieren und deren Einfluss und Interesse abzuschätzen, aber auch andererseits nicht in die Gefahr zu laufen es allen Beteiligten/Interessierten recht machen zu wollen. Der Einfluss und das Interesse der Stakeholder können dabei variieren. Während es manche Stakeholder mit hohem Interesse und gleichzeitig niedrigem Einfluss gibt, haben andere Stakeholder mehr Einfluss auf das Projekt, aber dafür ein geringeres Interesse.   
Bei der Analyse der Stakeholder bietet sich dabei eine sogenannte Einfluss/Interessen-Matrix (engl. Influence/Interest-Matrix) an (siehe Abbildung XY). Dort werden die Stakeholder in verschiedenen Zonen gruppiert und idealerweise je nach Zone unterschiedlich behandelt. Stakeholder mit einem hohen Einfluss und einem geringen Interesse müssen vor allem zufrieden gestellt werden. In diesem Projekt sind das unter anderem die Archivleiter\*innen der unterschiedlichen Landesrundfunkanstalten.

Zu den Stakeholdern mit einem ebenso geringen Interesse wie Einfluss sind die Öffentlichkeit oder auch Entwickler\*innen. Während die Öffentlichkeit von den Entwicklungen nichts aktiv mitbekommen und im besten Fall nur passiv durch bessere Berichterstattung davon profitieren, spielen die Entwickler\*innen im Projektrahmen noch keine Rolle, da die Implementierung noch aussteht.

Wichtiger sind die Stakeholder im unteren rechten Quadrat. Vor allem die Dokumentar\*innen haben ein großes Interesse am Projekt. Ihr Input ist dabei vor allem in der Anfangsphase wichtig zu berücksichtigen. Später ist der Einfluss allerdings geringer. Dennoch sollten sie regelmäßig den Fortschritt informiert werden. Das führt später zu einer höheren Akzeptanz des Ergebnisses.   
Hohen Einfluss und hohes Interesse haben dagegen die Projektverantwortlichen von TiM, sowie die AG Mining, die das Mining in der MDH:Mining betreut. Mit diesen Stakeholdern muss ein ständiger Austausch gewährleistet sein, um deren Bedürfnisse zufriedenzustellen und um auf Änderungen eingehen zu können.

****

Abbildung : Influence/Interest-Matrix (eigene Darstellung)

# Grundlagen der natürlichen Sprachverarbeitung und KI

## Natürliche Sprachverarbeitung

Eines der Alleinstellungsmerkmale der Menschheit ist die hochkomplexe Kommunikation durch natürliche Sprache. Sie entwickelte sich im Lauf der Zeit immer weiter und wurde extrem effizient. Der Entwicklungsprozess ist dabei nie abgeschlossen. Sprache und Wörter können mehrdeutig sein. So könnte mit *Maus* beispielsweise ein Nagetier oder die Maus des Computers gemeint sein. Diese Ambiguität wird meistens durch den Kontext aufgelöst. Mit der Veränderung der Wortform geht auch immer eine Änderung der Bedeutung einher. In \citet[96]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020} wird dieses Phänomen das Kontrastprinzip genannt. So würde $H\_{2}0$ in einem wissenschaftlichen Kontext durchaus angebracht sein, in einer Getränkewerbung eher nicht. Die Annahme liegt deshalb nahe, dass bestimmte Wörter, Wortformen oder Satzstrukturen typisch für gewisse Gattungen sein können und Pressetexte eine auf ihre Art und Weise eigene Sprache verwenden.

Die stetige Veränderung und die Variation von Sprache machen den maschinellen Umgang mit ihr zu einer Herausforderung ~~\cite[vgl.][88]{kamathDeepLearningNLP2019}.~~ Maschinelle Systeme müssen damit umgehen, dass Texte auf verschiedenen Sprachen verfasst werden, verschiedenen Gattungen angehören oder verschiedene demographische Eigenschaften der Sprecher:innen oder Schreiber:innen reflektieren \cite[vgl.][13]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. ~~Algorithmen müssen sich deshalb mit der Sprache verändern \cite[vgl.][291]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}.\\~~

Mathematisch betrachtet, ist Sprache hochdimensional, weil sich der Inhalt oder die Aussage eines Dokumentes sich aus dem Gesamtkontext ergibt und sich Wörter aufeinander beziehen. Wie in Abschnitt XY näher beschrieben wird, muss Text deshalb in eine nummerische Darstellung umgewandelt werden, damit Algorithmen ihn verarbeiten können. Dadurch entstehen komplexe, hoch dimensionale Vektoren.

Bei der natürlichen Sprachverarbeitung geht es generell darum, dass Maschinen bzw. Algorithmen, Sprache verstehen und interpretieren [11]{kamathDeepLearningNLP2019}. Deren Bedeutung nimmt stetig zu, denn viele Anwendungen inkorporieren in irgendeiner Form Technologien der natürlichen Sprachverarbeitung. Diese sind auch in der ARD mittlerweile schon zu festen Bestandteilen in Systemen wie zum Beispiel dem MDH:Mining geworden oder auch in PAN und den Fernseh- und Hörfunkdatenbanken. Für die Verschlagwortung oder Bestimmung von Spam müssen Algorithmen relevante Informationen erkennen und extrahieren, um sie nutzen zu können.[[4]](#footnote-4) Ob nun Emails in Spam oder nicht Spam oder Dokumente anhand ihrer Schlagwörter in verschiedene Kategorien aufgeteilt werden, ist methodisch ähnlich. So schlussfolgern \citet[109]{kamathDeepLearningNLP2019}, dass die meisten Probleme im Bereich der natürlichen Sprachverarbeitung eine Klassifikationsaufgabe sind. Für sie bietet \citet[1]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a} eine treffende Definition in dem er sie allgemein als "[…] the activity of labeling natural language texts with thematic categories from a predefined set [...]" bezeichnet.

## Vorprozessierung

Nicht nur vor der Klassifikation von Texten, sondern vor nahezu jeder Verarbeitung natürlicher Sprache müssen Normalisierungsprozesse erfolgen \cite[vgl.][14]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Zur Vorprozessierung von Textdaten zählen mehrere Schritte, die nicht alle zwingend notwendig sind, in der Regel aber häufig durchgeführt werden. Notwendig ist in jedem Fall immer die Segmentierung und Tokenisierung der Textdaten (Abschnitt XY). Oft wird ebenfalls eine Lemmatisierung oder Stammformreduktion durchgeführt (Abschnitt XY) und die Parts-of-speech getaggt (Abschnitt XY).

### Segmentierung und Tokenisierung

Im ersten Schritt müssen die Texte tokenisiert bzw. segmentiert werden. Dies bedeutet allgemein die Zerlegung des Textes in kleinere Einheiten. Im Bereich der natürlichen Sprachverarbeitung meint Tokenisierung meistens die Zerlegung in einzelne Wörter. Dabei können zwei Arten unterschieden werden, um über Wörter zu sprechen. Mit **Types** sind alle einzigartigen Wörter eines Korpus gemeint. Diese Wörter bilden das sogenannte Vokabular **V** eines Korpus \cite[vgl.][1]{baayenWordFrequencyDistributions2001}. Im Vergleich dazu meint **Tokens** "jedes einzelne Vorkommen eines Wortes (oder einer anderen Einheit) in einem Text" (vgl. \href{https://de.wiktionary.org/wiki/Token}{\underline{de.wiktionary.org/wiki/Token}}). Während also jeder Type in einem Korpus einzigartig ist, können Tokens beliebig oft auftauchen.

Die Relation zwischen Types und Tokens (**Type-Token-Relation, TTR**) beschreibt also, wie häufig jedes einzigartige Wort in einem Korpus vorkommt. Dafür wird die Anzahl der Types durch die Anzahl der Tokens geteilt.

Bei einem Wert von **eins** würde auf jeden Type genau ein Token kommen. Je näher der Wert an **eins** ist, desto vermeidlich komplexer ist der Text. Die Häufigkeitsverteilung von Wörtern in einem Korpus ist dabei tendenziell immer sehr ungleichmäßig \cite[vgl.][425]{leopoldTextCategorizationSupport2002}.

Diese Ungleichmäßigkeit wird durch das **Zipfsche Gesetz** beschrieben. In seiner Lebenszeit ordnete Zipf Wörter seiner Texte absteigend nach ihrer Häufigkeit \cite[vgl.][13]{baayenWordFrequencyDistributions2001}. Daraus ergab sich immer eine ähnliche Häufigkeitsverteilung. Als Faustregel beschreiben \citet[425]{leopoldTextCategorizationSupport2002}, dass ungefähr $50$ Prozent aller Types nur einmal vorkommen.

Bevor Häufigkeitsverteilungen von Types und Tokens eines Korpus erstellt werden können, müssen die Grenzen zwischen einzelnen Tokens bestimmt werden. Dabei ergibt sich eine Reihe von Schwierigkeiten. Generell könnte angenommen werden, dass Tokens an Leerzeichen getrennt werden \cite[vgl.][12]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. In vielen Fällen ergibt es Sinn, Schreibweisen zu vereinheitlichen. Zum Beispiel ergibt die Vereinheitlichung bei Zahlen und Währungsangaben (\textit{$504$ Mio. EUR, $157.000.000$€ oder $32$ Tausend}) Sinn. Darüber hinaus ist es sinnvoll Abkürzungen wie **SWR** und die ausgeschriebene Variante **Südwestrundfunk** zu standardisieren, da sie dieselbe Entität beschreiben. Probleme entstehen beispielsweise, wenn Tokens am Leerzeichen getrennt werden, da es viele Begriffe gibt, die sich aus mehreren Wörtern zusammensetzen **Hochschule Darmstadt Dieburg**.

Ein anderer Faktor ist die Groß- und Kleinschreibung. Die Schreibweise kann vereinheitlicht werden. Das kann Auswirkungen darauf haben, wie gut Nomen von Verben und Adjektiven unterschieden werden können. Für Textklassifikationsaufgaben, sowie für die Extraktion von Informationen oder auch die maschinelle Übersetzung kann die Groß- und Kleinschreibung hilfreich sein. Die Beibehaltung der Unterschiede zwischen zwei Wörtern durch ihre Schreibweise kann den Vorteil der Generalisierung überwiegen \cite[vgl.][21]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

Die Einordnung von Satzzeichen ist generell herausfordernd. Während Frage- und Ausrufezeichen laut \citet[][22]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020} relativ eindeutige Funktionen haben, sind Satzzeichen wie Punkte, Kommata, Anführungszeichen, Apostrophe oder Bindestriche ambig \cite[vgl.][16]{indurkhyaHandbookNaturalLanguage2010}. Der Punkt kann z.B. nicht nur ein Satzende markieren, sondern auch als Dezimaltrennzeichen (157.000) fungieren oder am Ende von Abkürzungen stehen (Mio., ca.). In diesen Fällen sollten Punkte entfernt werden \cite[vgl.][17]{indurkhyaHandbookNaturalLanguage2010}. Wie mit Satzzeichen umgegangen wird und ob sie als einzelne Tokens gezählt oder ignoriert werden, hängt von der Anwendung ab \cite[vgl.][11]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

### Stammformreduktion und Lemmatisierung

Die aus der Tokenisierung entstanden Tokens könnten nun dem Algorithmus zur Klassifikation übergeben werden. Es gibt allerdings diverse Gründe, die für weitere Schritte bei der Vorprozessierung der Daten sprechen. Angenommen ein Text, mit dem der Algorithmus trainiert wird, enthält die Wörter **Lauf** und **Läuferin**. Ein Text aus den Daten, mit denen der Algorithmus getestet wird, enthält hingegen nur das Wort **laufen**. Menschen erkennen diesen Zusammenhang leicht. Für den Algorithmus ist dies ohne weiteres nicht möglich, weil das Wort aus den Testdaten nicht in den Trainingsdaten vorkommt. Deswegen kann es in vielen Anwendungsbereichen sinnvoll sein, nach der Tokenisierung bzw. Segmentierung von Textdaten weitere Schritte zur Normalisierung der Daten vorzunehmen.

Eine Reduzierung auf den Stamm hilft bei dem oben genannten Beispiel. Diese Aufgabe übernehmen spezielle Algorithmen, die im englischen **Stemmer** genannt werden. Ein Stemmer trennt die Affixe der Wörter ab, sodass nur noch der Wortstamm übrig bleibt \cite[vgl.][72]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}. Die Wörter **laufen** und **Lauf** werden von einem Stemmer beide auf **lauf** reduziert. Die auf den Stamm reduzierten Dokumente kann der Klassifikator nun erkennen und dasselbe Thema bestimmen.

Ein Stemmer kommt bei stark flektierenden Sprachen wie der Deutschen an seine Grenzen. Oft ändern sich in diesen Sprachen Stämme. Im Deutschen passiert dies oft bei der Pluralbildung wie in **Haus** und **Häuser**. Für solche Sprachen bietet sich deshalb die Lemmatisierung von Wörtern an. \citet[3]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020} bezeichnen sie bei komplexen Sprachen sogar als essenziell. Hierbei werden Wörter auf ihre Grundform, das **Lemma** zurückgeführt. Beispielsweise lassen sich die Wörter **gewesen** und **war** auf die Grundform **sein** zurückführen. Algorithmen zur Lemmatisierung von Wörtern greifen häufig auf Wörterbücher zurück, um die Lemmata zu erkennen \cite[vgl.][72]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}. Diese Algorithmen sind relativ komplex und zeitaufwendig, weshalb oft darauf verzichtet wird und lediglich ein Stemmer zum Einsatz kommt \cite[vgl.][21]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Dies erfolgt dann auf Kosten der Genauigkeit und Generalisierungsfähigkeit für spätere Sprachmodelle.

### Stoppwortentfernung

Neben der Stammformreduktion und Lemmatisierung werden häufig sogenannte Stoppwörter aus den Daten entfernt. Stoppwörter sind sehr frequente Wörter, denen generell eine geringe Bedeutung zugeordnet wird \cite[vgl.][61]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Damit sind sie nicht entscheidend für die Bestimmung einer Klasse. \citet[458]{indurkhyaHandbookNaturalLanguage2010} nennen unter anderem Artikel, Präpositionen, Konjunktionen oder Pronomen als typische Beispiele für Stoppwörter im Englischen. Diese lassen sich auch auf das Deutsche übertragen. Um die Stoppwörter eines Korpus zu ermitteln, könnten alle Wörter absteigend nach ihrer Frequenz sortiert werden und anschließend die beispielswese 100 häufigsten entfernt werden. Eine andere Möglichkeit bietet die Verwendung einer der vordefinierten Stoppwortlisten \cite[vgl.][61]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

Ob die Entfernung von Stoppwörtern die Leistung der Algorithmen oder Modelle erhöht, kann diskutiert werden. Für \citet[13]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a} ist sie bei der Kategorisierung von Texten wiederum fraglich, da dadurch immer etwas Bedeutung verloren geht. Diese Erkenntnis teilen auch \citet[61]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020} und fügen hinzu, dass es eher üblich sei, das ganze Vokabular eines Korpus zu verwenden. \citet[118]{nigamTextClassificationLabeled2000} berichten, dass die Entfernung der Stoppwörter der Leistung ihres Klassifikationsalgorithmus schadet. In \citet[438]{leopoldTextCategorizationSupport2002} wird das Problem des Bedeutungsverlustes anhand von zwei deutschen Sätzen illustriert Stoppwörter wie Pronomen können den Inhalt eines Dokumentes beeinflussen und können somit doch Bedeutung tragen.

### Part-of-speech Tagging

Ein weiterer Prozess, der in einer höheren Genauigkeit der Klassifikationsalgorithmen resultieren kann, ist das sogenannte Part-of-speech-Tagging (POS-Tagging). Das gleiche Token kann je nach Kontext verschiedene Funktionen in der Sprache erfüllen. Beim POS-Tagging bestimmt ein Algorithmus deshalb die grammatische Funktion eines Tokens im konkreten Kontext, um so etwaige Ambiguitäten in der Bedeutung aufzulösen. Für Englisch nennen \citet[97]{kamathDeepLearningNLP2019} neun Basisklassen bzw. Wortarten, die häufig in weitere Subkategorien aufgeteilt werden. Zu den Basiswortarten zählen:

* Nomen
* Verben
* Adjektive
* Artikel
* Adverben
* Präpositionen
* Konjunktionen
* Pronomen
* Interjektionen

Diese gelten ebenso für die deutsche Sprache. Der Algorithmus weist jedem Wort das passende POS-Tag zu. Diese Paare aus Token und Tags können anschließend dem Klassifikationsalgorithmus übergeben werden oder werden von manchen Algorithmen zur Lemmatisierung genutzt.

Für die Wirksamkeit der in diesem Kapitel vorgestellten Schritte zur Vorprozessierung von Textdaten gibt es verschiedene Meinungen. Für \citet{sebastianiMachineLearningAutomated2002a} ist die Reduktion der Features ein wichtiger Schritt, da unnötige entfernt werden und die Leistung und Genauigkeit der Algorithmen somit erhöht werden kann. Zu beachten ist sicherlich der Zeitpunkt des erschienenen Aufsatzes. Anderer Meinung sind \citet{leopoldTextCategorizationSupport2002}. Für sie bedeutet die Lemmatisierung nicht nur einen hohen Zeitaufwand, sondern auch keine Verbesserung der Ergebnisse.   
Durch die Entfernung von Featuren und die Stammformreduktion gehen allerdings immer Informationen verloren (vgl. \cite[3]{joachimsTextCategorizationSupport1998}, \cite[12]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a}). Deshalb sind auch \citet[74]{bengfortAppliedTextAnalysis2018} der Ansicht, dass diese Schritte nur optional sein sollten und vorsichtig anzuwenden sind. Letztlich muss abgewogen werden, ob der hohe Zeitaufwand zu signifikant besseren Ergebnissen führt oder ein schlechteres Ergebnis zu Gunsten der Schnelligkeit in Kauf genommen wird.[[5]](#footnote-5)

## Text als Zahlen

### Sprachmodelle

Während die Entscheidung darüber, ob die Textdaten unbehandelt bleiben oder vorprozessiert werden, diskutabel ist, ist die Vektorisierung der Daten ein unerlässlicher Schritt für die Textklassifikation \cite[vgl.][55]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}. Die Autor:innen weisen weiter daraufhin, dass dafür ein Umdenken darüber stattfinden muss, wie Sprache verstanden wird. Formal muss Sprache also weg von einer Sequenz von Wörtern hin zu Punkten in hoch-dimensionalen Räumen verstanden werden. Diese Punkte können, so beschreiben Sie weiter, nahe beieinander, weit voneinander entfernt, eng gebündelt oder gleichmäßig verteilt sein. Daraus ergibt sich, dass Dokumente mit ähnlicher Bedeutung im Vektorraum auch näher zusammenstehen und nicht verwandte Dokumente weiter voneinander entfernt sind.

Mit einem Vektorraum wird eine Kollektion von einzelnen Vektoren beschrieben. Jeder Vektor steht dabei für ein einzelnes Dokument \cite[vgl.][100]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

Bei der Modellierung des Vektorraums gibt es nun verschiedene Optionen. Eine Variante ist die Umwandlung in das sogenannte **Bow-**Modell (Bag of words) \cite[vgl.][55]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}. Dazu werden alle Dokumente als Vektor mit der Länge des Vokabulars **V** des Gesamtkorpus repräsentiert. Wie in Abschnitt Abschnitt XY beschrieben, wird mit dem Vokabular eines Korpus die Menge aller einzigartigen Wörter (Types) bezeichnet.

Ein Dokument im Vektorraum enthält also für jedes Wort im Vokabular **V** eine Dimension, auch wenn das Dokument nicht alle Wörter aus **V** enthält. Der Vektorraum **X** eines Korpus mit **n-**Dokumenten könnte wie in **Abbildung XY** aussehen. Jede Zeile steht dabei für ein Dokument im Korpus, dass aus Featuren **xn** mit der Länge des Vokabulars **V** = **n** besteht.

***X =***

Anstelle der Wörter steht in jeder Dimension, wenn nicht weiter spezifiziert, dann die Häufigkeit ihres Auftretens im Dokument. An vielen Stellen im Vektor stehen lediglich Nullen für die Wörter im Vokabular, die gleichzeitig aber nicht im Dokument auftauchen. Die Vektoren, die daraus entstehen, werden deshalb als spärlich bezeichnet. Außerdem geht in dieser Repräsentation die Wortfolge und somit der Kontext verloren. Dadurch ist das Modell einerseits simpel aufgebaut und einfach nachzuvollziehen, andererseits entstehen durch den Verlust der Wortfolge eine Reihe von Problemen. So können zwei Sätze bei Verwendung gleicher Wörter die gleiche Repräsentation, aber unterschiedliche Bedeutungen haben:

*Die Katze frisst die Maus.*

*Die Maus frisst die Katze.*

Trotz der Nachteile sind BoW-Modelle als Basismodell nützlich \cite[vgl.][125]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}.

Eine andere Art der Repräsentation sind sogenannte **n-gram**-Modelle. Anders als bei BoW-Modellen wird bei diesen ein kleines Kontextfenster für jedes Wort betrachtet und somit zumindest die unmittelbare Wortfolge berücksichtigt. Das **n** steht für die Anzahl der Wörter im Kontextfenster. \citet[125]{bengfortAppliedTextAnalysis2018} merken an, dass bei n-Gramm-Modellen viele, nicht aussagekräftige Kandidaten entstehen und dadurch der Rechenaufwand die Verwendung dieser Modelle nicht rechtfertigt.

Wie bereits erwähnt, wird ein \ac\*{BoW}-Modell initial mit den Termfrequenzen der Wörter gebildet. Für viele Anwendungen genügt diese Repräsentation von Dokumenten, obwohl dadurch ein signifikanter Verlust an Informationen mit einhergeht \cite[vgl.][95]{kamathDeepLearningNLP2019}.

### Vektorisierung und Gewichtung

#### Einfache Termfrequenz

Grundsätzlich wird mit der Vektorisierung der Textdaten direkt eine Gewichtung vorgenommen. Bei der bereits kurz eingeführten Termfrequenz erhalten Wörter, die besonders häufig auftauchen, höhere Gewichte als seltene Wörter.Es ist generell sinnvoll, die Termfrequenz noch zu normalisieren. Zum Beispiel durch die Dokumentenlänge \cite[vgl.][57]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}. Dies ist nötig, da Dokumente eines Korpus unterschiedliche Längen haben und somit Wörter häufiger in langen Dokumenten auftauchen können als in Kurzen. Dadurch kann dann die Annahme entstehen, dass ein häufiges Wort in einem langen Dokument wichtiger sei, als in einem kurzem Dokument. Die einfache Termfrequenz ist deshalb verzerrt \cite[vgl.][105]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

Für die Normalisierung kann die Termfrequenz eines Wortes durch die Anzahl von allen Termen im Dokument geteilt werden.

#### One-Hot Enkodierung

Die zweite Möglichkeit Textdokumente in Vektoren darzustellen, ist durch die **One-Hot** Enkodierung. Statt der Häufigkeit jedes Wortes, steht hierbei in jedem Vektor lediglich der Wert **eins** wenn ein Wort im Dokument vorkommt oder der Wert **null** wenn es nicht vorkommt. Mehrfachnennungen spielen also keine Rolle, wodurch das Ungleichgewicht durch die Termfrequenz entfällt \cite[vgl.][60]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}. \cite{bengfortAppliedTextAnalysis2018} führen weiter an, dass dieser Ansatz besonders gut für sehr kleine Korpora funktioniert, die nicht viele wiederholende Wörter enthalten. Nachteilig ist zum einen, dass ähnlich wie bei der Termfrequenz, der Kontext keine Rolle mehr spielt. Zum anderen sind alle daraus entstehenden Vektoren gleich weit voneinander entfernt. In dieser Vektordarstellung sind deshalb Normalisierungsmethoden wie die Stammformreduktion und Lemmatisierung besonders wichtig, um verwandte Wörter so zu vereinheitlichen \cite[vgl.][61f]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}.

#### TF-IDF

Der Begriff TF-IDF ist eine Abkürzung und bedeutet **Termfrequenz, inverse Dokumentenfrequenz**. Die bisher besprochenen Möglichkeiten BoW-Modelle zu erstellen, konzentrieren sich bei der Vektorisierung immer nur auf das eigentliche Dokument und lassen den restlichen Korpus außer Acht. Bei der Vektorisierung mit TF-IDF werden die vektorisierten Wörter einesDokumentes zusätzlich kontextualisiert. Dabei wird die relative Termfrequenz einesWortes in einem Dokument in Beziehung zur Frequenz in allen anderen Dokumentengesetzt (vgl. Bengfort et al., 2018, 62). Dahinter steckt folgende Intuition: Wörter,die häufig in einem oder wenigen Dokumenten vorkommen, aber gleichzeitig seltenin allen anderen, beschreiben die Dokumente, in denen sie auftauchen besonders gut. Hingegen sind Wörter, die besonders häufig in allen Dokumenten auftauchen, nicht sehr aussagekräftig (vgl. Jurafsky and Martin, 2020, 106). TF-IDF setzt sich, wie der Name bereits verrät, aus der bereits vorgestellten Termfrequenz (tf) und zusätzlich noch aus der inversen Dokumentfrequenz (idf) zusammen. Die Dokumentfrequenz eines Wortes (dfi) ist die Anzahl der Dokumente, in denen das Wort **i** vorkommt. Daraus kann die inverse Dokumentfrequenz gebildet werden. Dafür wird für jedes Wort die Gesamtzahl der Dokumente Nd durch die Dokumentfrequenz des jeweiligen Wortes geteilt.

Für das TF-IDF-Maß werden nun die Werte aus Termfrequenz und inverser Dokumentfrequenz miteinander multipliziert.

Logarithmiert liegen die daraus resultierenden Werte zwischen 0 und 1. Je näher der Wert an 1 ist, desto informativer ist dieses Wort für die Dokumente, in denen es auftaucht. Umgekehrt sind Wörter nahe dem Wert 0 kaum informativ (vgl. Bengfort et al., 2018, 63). In der Literatur wird das TF-IDF-Maß oft als Ausgangspunkt zur Gewichtung genutzt (vgl. Jurafsky and Martin, 2020, 100).

## Machine Learning zur Textklassifikation

Die Klassifikation ist eine Methode des überwachten maschinellen Lernens, weil Algorithmen Daten eine vordefinierte Klasse zuweisen.[[6]](#footnote-6) Die Entscheidung über die Zugehörigkeit der Daten zu einer Klasse lernt der Klassifikator aus bereits ausgezeichneten Daten mit einer Klasse.

Grundsätzlich sind Klassifikatoren in der Lage, jegliche Art von Daten zu verarbeiten. Unterschiede gibt es nur in der Art der Vorprozessierung und Vektorisierung. Die für Textdaten spezifischen Schritte wurden bereits ausführlich besprochen. Genauso vielseitig wie Textdaten sind auch die Einsatzgebiete von Textklassifikatoren. \citet[56f]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020} geben hier eine gute Übersicht. Darunter zählt die allgemeine Kategorisierung von Texten oder Büchern beispielsweise nach Themen, Genres oder Autor\*innen. Die Erkennung letzterer bildet dabei wiederum ein eigenständiges Einsatzgebiet namens **authorship attribution**.

Ebenso interessant ist die Sentimentanalyse. Bei dieser wird die Stimmung eines Textes bestimmt. Sentimentanalyse kommt beispielsweise bei der ARD/ZDF Kooperation von **FUNK** zum Einsatz, um Hatespeech in Kommentaren zu erkennen.

Die Grundlage einer jeden Klassifikation sind die gelabelten Daten. Diese werden oft in Handarbeit und unter hohem Zeitaufwand erstellt, bis genug Daten für das Training des Klassifikationsmodells vorhanden sind. \citet[113]{kirkThoughtfulMachineLearning2017} hält das händische Labeln von Texten am sinnvollsten. Der Autor betont allerdings, dass sich Menschen nicht immer über den Inhalt oder Labels einig sind. Das führt dazu, dass immer eine gewisse Grundvarianz beim Labeln durch Menschen gegeben ist. Die für diese Arbeit zugrundeliegenden Daten sind in Jahren mühevoller Arbeit von den Dokumentar\*innen händisch gelabelt worden.

Bei den oben beschriebenen Anwendungsgebieten muss noch ein wichtiger Punkt unterschieden werden. Spam in Emails zu erkennen, ist eine binäre **Ja-Nein** Entscheidung. Eine Email ist entweder Spam oder sie ist es nicht. Bei der Analyse des Sentiments muss hingegen eine Entscheidung aus mehr als nur zwei Kategorien getroffen werden. Des Weiteren kann ein Text mehrere Themen beinhalten und müsste somit auch mehr als einer Kategorie zugeordnet werden. In diesen Fällen wird in der Literatur von einer **multilabel** Klassifikation gesprochen.

Das Ergebnis aller Algorithmen ist immer die Zuweisung einer Klasse. Wie sie ihre Entscheidungen treffen, unterscheidet sich je nach Architektur der Algorithmen. \citet[75]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020} differenzieren grundsätzlich zwischen **generativen** und **diskriminierenden** bzw. Klassifikatoren. Diesen Unterschied illustrieren die Autoren anhand folgenden Beispiels: Angenommen es sollen Bilder von Katzen und Hunden klassifiziert werden. Ein generativer Klassifikator würde versuchen, die Merkmale der Tiere zu lernen. Dabei handelt es sich um die Features, die sie auszeichnen. Erhält er nun ein zu klassifizierendes Bild, entscheidet der Klassifikator, welches Tier anhand aller gelernten Features am wahrscheinlichsten abgebildet ist. Im Gegensatz dazu würde ein diskriminierender Klassifikator nur versuchen, die Features zu lernen, die Katzen von Hunden unterscheiden. Ist beispielsweise das Tragen eines Halsbandes ein Merkmal, dass Hunde von Katzen unterscheiden, würde die Entscheidung lediglich anhand dieses Features getroffen werden. Ein Beispiel für einen generativen Klassifikator ist der **Naive Bayes**. Beispiele für Diskriminierende sind die **Logistische Regression** und **SVM**.

Der Fokus der Forschung im letzten Jahrzehnt liegt aber vor allem auf dem Bereich der **neuronalen Netzwerke**. Die steigende Computerleistung und die Entwicklung neuer Sprachmodelle (\cite{mikolovEfficientEstimationWord2013a}, \cite{petersDeepContextualizedWord2018} oder \cite{devlinBERTPretrainingDeep2019}) ermöglichten große Fortschritte in diesem Bereich. Da letztgenannte Methoden mittlerweile als **State-of-the-Art** bezeichnet werden, wird ihnen auch ein Abschnitt in dieser Arbeit gewidmet (Abschnitt XY).   
In der Anfangsphase des Projektes war auch die Klassifikation auf Basis der Transformer-Architektur geplant. Im Laufe des Projektes hat sich aber gezeigt, dass der Aufwand dieses Modell anzuwenden zu groß werden würde.   
Auf eine genaue Erklärung der Funktionsweise der genannten Algorithmen wird verzichtet, da sie in dieser Arbeit nicht verwendet werden. Eine kompakte und übersichtliche Auflistung findet sich bei \citet[17f]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}.

### Naiver Bayes

Der erste Klassifikator, der hier besprochen und später auf die PAN-Daten angewendet wird, ist der sogenannte **Naive Bayes**. Er trifft keine eindeutigen Entscheidungen, sondern vergibt Wahrscheinlichkeiten für die Zugehörigkeit von Klassen \cite[vgl.][43]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}. Der Algorithmus ist nach Thomas Bayes, einem englischen Mathematiker, benannt und basiert auf seinem Theorem zur Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeiten (vgl. \href{https://de.wikipedia.org/wiki/Bayes-Klassifikator}{\underline{wikipedia.org/Bayes-Klassifikator}}).\\

Die bedingte Wahrscheinlichkeit beschreibt die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten eines Ereignisses **P(A)**, wenn zuvor bereits ein anderes Ereignis **P(B)** eingetreten ist. Die mathematische Notation dafür ist **P(A|B)** - die Wahrscheinlichkeit von A gegeben B.

Angenommen es werden die Wahrscheinlichkeiten für das Bestehen eines Tests betrachtet. Die Frage wäre, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass der Test bestanden wird, wenn dafür gelernt wurde. Gegeben ist die Ausgangswahrscheinlichkeit, dass für den Test gelernt wurde **P(A)**. Darüber hinaus ist auch die Wahrscheinlichkeit bekannt, dass wenn gelernt wurde, der Test auch bestanden wurde **P(B|A)**. Um zu berechnen, wie hoch die Wahrscheinlichkeit für das Bestehen ist, wenn gelernt wurde, müssen die beiden Wahrscheinlichkeiten einfach miteinander multipliziert werden.

Ist z.b. bekannt, dass **80%** der Schüler für den Test gelernt haben und ist zudem bekannt, dass von diesen **90**% bestanden haben, ist die Wahrscheinlichkeit, dass gelernt und bestanden wird **72%**.

Im Beispiel ist die Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeit noch relativ simpel, da nur die Abhängigkeit von einem vorangegangenen Ereignis betrachtet wird. Erhöht sich die Anzahl, wird die Berechnung komplexer. Deshalb wird die **naive** Annahme gemacht, dass alle Ereignisse unabhängig sind und sich die Wahrscheinlichkeiten somit einfach multiplizieren lassen \cite[vgl.][47f]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}.

Bei der Textklassifikation wird statt von der Wahrscheinlichkeit von Ereignissen wird von der Wahrscheinlichkeit einer Klasse **P**(**c**) und einem Dokument **P**(**d**) gesprochen. Die Wahrscheinlichkeit einer Klasse wird später für jedes Dokument einzeln berechnet. Die Abhängigkeit einer Klasse, wenn ein Dokument gegeben ist, ist also nichts anderes als die Abhängigkeit der Klasse gegeben aller Wörter bzw. Features innerhalb des Dokumentes **\cite[vgl.][59]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.**

Im folgenden Beispiel werden Dokumente betrachtet, die bereits in zwei Kategorien (**Spam** oder **Kein Spam**) eingeteilt sind. Zur besseren Übersicht kann angenommen werden, dass die Dokumente in **Tabelle XY** nur aus einzelnen Wörtern bestehen. Zudem werden zur Berechnung der Zugehörigkeit nur die Termfrequenzen der Wörter in einer Klasse verwendet. Dafür werden in der Regel alle Dokumente einer Klasse zu einem großen Dokument zusammengeführt, dass alle Wörter der Klasse beinhaltet \cite[vgl.][60]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Das Vokabular, also die Anzahl aller einzigartigen Wörter in den gesamten Trainingsdaten ist **V** = **12**.

|  |  |
| --- | --- |
| Klasse | Dokumente |
| Spam | Bitcoin, Geld, sparen |
| Spam | Visa, Rendite, Bitcoin |
| Spam | Hallo, gratis, Fond |
| Kein Spam | Hallo, Urlaub, Spaß |
| Kein Spam | Freund, reden, Spaß |

Tabelle : Beispieldokumente Spam | Kein Spam

Die Auftretenswahrscheinlichkeit für Dokumente mit Spam (+) oder ohne (-) ist die Anzahl der Dokumente einer Kategorie geteilt durch die Anzahl aller Dokumente:

Die Wahrscheinlichkeit eines Wortes in einer Klasse ist hier einfach die Termfrequenz des Wortes in der Klasse, geteilt durch die Gesamtzahl der Wörter in der Klasse. Für das Wort **Bitcoin** wäre sie z.B. .

Ein neues Dokument mit den Wörtern **Bitcoin** und **Hallo** soll nun klassifiziert werden. Dafür werden die Wahrscheinlichkeiten der Wörter für die jeweilige Klasse mit den A-priori Wahrscheinlichkeiten der Klassen, wie in Formel \textbf{\ref{Formel: Vereinfachter Naive Bayes}} beschrieben, multipliziert:

In Formel wird ein Problem dieses Klassifikators deutlich. Durch die Multiplikation der Wahrscheinlichkeiten aller Wörter ist die Gesamtwahrscheinlichkeit gleich Null, sobald ein Wort nicht in den Trainingsdaten auftaucht \cite[vgl.][49]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}. Um diese Nullwahrscheinlichkeiten zu vermeiden, wird ein sogenanntes **Smoothing** verwendet. Besonders einfach ist das **Add-One Smoothing**. Dabei wird zu jedem Wort ein Pseudocount hinzugefügt \**cite[vgl.][49]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}**. Beim Add-One Smoothing ist dieser beispielsweise **eins.** Durch diese Addition erhöht sich allerdings die Anzahl an Wörtern in der Klasse. Würde in der obigen Gleichung mit der Null-Wahrscheinlichkeit ein Smoothing durchgeführt, ergibt sich eine Klassenwahrscheinlichkeit von ungefähr **0,0025**.

Je mehr Wahrscheinlichkeiten miteinander multipliziert werden, desto kleiner wird das Ergebnis. Deshalb werden solchen Berechnungen in der Regel im logarithmischen Raum vorgenommen \**cite[vgl.][35]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.** Dadurch wird auch die Schnelligkeit bei der Berechnung gesteigert **\cite[vgl.][60]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}**.

Trotz geringer Klassifikationsleistung im Vergleich zu anderen Klassifikatoren ergibt der Einsatz des Naiven Bayes oft Sinn. Der Klassifikator kann schnell konstruiert und in Echtzeit aktualisiert werden \cite[vgl.][84]{bengfortAppliedTextAnalysis2018}.

Der Naive Bayes gilt als gutes Einstiegsmodell, da die Entscheidungsfindung simpel ist. Im folgenden Abschnitt wird der nächste populäre Algorithmus vorgestellt. Die **Logistische Regression** liefert nicht nur eigenständig gute Ergebnisse bei der Klassifikation, sondern bildet auch die Basis für viele der State-of-the-Art-Modelle \cite[vgl.][75]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

### Logistische Regression

Die Logistische Regression ist die Übertragung der linearen Regression auf ein Klassifikationsproblem. Wie der Naive Bayes vergibt sie auf Basis von Textdaten, die in irgendeiner Form umgewandelt werden, eine Klasse. Ähnlich ist auch, dass die Logistischen Regression binäre Klassenentscheidungen treffen oder auch mit mehr als zwei Klassen umgehen kann. Es bietet sich wieder an, mehrere Klassifikatoren für jede Klasse zu bauen. Der Grund ist derselbe. Die Berechnung und Veranschaulichung bei Zwei-Klassen-Problemen ist einfacher \cite[vgl.][75]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.\\

Um die Logistische Regression zu verstehen, bietet sich ein kleiner Exkurs zur linearen Regression an. Bei Regressionsanalysen wird generell versucht, eine abhängige Variable durch mehrere unabhängige Variablen zu beschreiben. In der einfachsten Form kann ein linearer Zusammenhang mit einer Geraden visualisiert werden. Diese Gerade versucht auf Basis der Daten möglichst viele Datenpunkte in einer Punktewolke zu treffen. Je kleiner der Abstand der Datenpunkte zur Geraden, desto besser beschreibt die Regressionsgerade den Zusammenhang. Um eine Regressionsgerade durch die Datenpunkte zu zeichnen, muss die abhängige Variable metrisch skaliert sein. Das bedeutet, dass sie einen kontinuierlichen Wert annehmen muss. Zum Beispiel kann der Zusammenhang von erreichten Punkten in einer Klausur in Abhängigkeit von der Lernzeit (in Stunden) dargestellt werden. Wenn statt einem stetigen Wert für die Lernzeit lediglich bekannt ist, ob gelernt wurde oder nicht, ist die Darstellung der Abhängigkeit nicht mehr durch eine lineare Regression beschreibbar. An dieser Stelle ermöglicht die Logistische Regression die Darstellung dieser kategorialen Variablen. Das Ergebnis einer Logistischen Regression liegt zwischen $0$ und $1$. Binär ausgedrückt also ob ein Schüler gelernt hat oder nicht oder, auf das Problem der Textklassifikation übertragen, ob ein Dokument zu einer Klasse gehört oder nicht. Die Linien, zu denen die Abstände der Datenpunkte minimiert werden sollen, sind in Abbildung \textbf{\ref{fig: Vergleich Regressionen}} gegenübergestellt\footnote{Abbildung \textbf{\ref{subfigure: Beispielhafte LinReg}} wurde mit randomisierten Daten erstellt. Abbildung \textbf{\ref{subfigure: Beispielhafte Sigmoid}} basiert auf Code aus \href{geeksforgeeks.org/implement-sigmoid-function-using-numpy/}{\underline{geeksforgeeks.org/sigmoid-function/}}}.

\begin{figure}[h]

\begin{subfigure}[b]{0.49\textwidth}

\includegraphics[width=1\textwidth]{./Lin\_Gerade.png}

\subcaption{Lineare Regression}

\label{subfigure: Beispielhafte LinReg}

\end{subfigure}

\hfill

\begin{subfigure}[b]{0.49\textwidth}

\includegraphics[width=1\textwidth]{./Sig\_Kurve.png}

\subcaption{Logistische Regression}

\label{subfigure: Beispielhafte Sigmoid}

\end{subfigure}

\caption[Vergleich von linearer und logistischer Regression]{Vergleich von Gerade bzw. Kurve, die bei den Regressionen optimiert werden sollen. }

\label{fig: Vergleich Regressionen}

\end{figure}

Die Logistische Regression ist, ebenso wie der Naive Bayes, ein probabilistischer Klassifikator \cite[vgl.][76]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Sie vergibt also nur Wahrscheinlichkeiten für Klassen. Die Werte in Abbildung \textbf{\ref{subfigure: Beispielhafte Sigmoid}} nähern sich also nur der $0$ im Minimum und der $1$ im Maximum an. Anders als der generative Naive Bayes ist die Logistische Regression ein diskriminierender Klassifikator. Es werden also nur die Features gesucht, die zwischen den möglichen Klassen am besten unterscheiden können \cite[vgl.][57]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

\newpage

Dabei ist das grundlegende Ziel dasselbe. Die Berechnung der Klasse, in Abhängigkeit von einem Dokument $P(c\mid d)$, wobei das Dokument $d$ wieder als $n$ Features dargestellt werden kann $x\_{1}\cdots x\_{n}$. Im Gegensatz zum Naiven Bayes versucht die logistische Regression die Klasse eines Dokumentes direkt ohne die Berechnung aus Formel \textbf{\ref{Formel: Bayes ohne Nenner}} zu bestimmen \cite[vgl.][76]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Für die Bestimmung einer Klasse wird jedes Feature aus den Trainingsdaten $x\_{i}$ mit einem Gewicht $w\_{i}$ multipliziert. Anschließend wird ein sogenannter \textit{Biasterm} dazu addiert. Das Ergebnis ist die Summe der gewichteten Features $z$ \cite[vgl.][77]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}:

\begin{align}\label{Formel: LogReg Formel}

z = (\sum\_{i=1}^{n}w\_{i}x\_{i}) + b

\end{align}

Zur besseren Übersicht wird die Summe der Multiplikationen in Formel \textbf{\ref{Formel: LogReg Formel}} vereinfacht wie folgt dargestellt:

\begin{align}\label{Formel: LogReg Dotproduct}

z = w\_{i}\cdot x\_{i} + b

\end{align}

Diese Schreibweise wird auch \textit{Skalarprodukt} bezeichnet. Die Gewichte geben an, wie wichtig das Feature für die Klassifikation ist. Ein anderer Begriff für den Biasterm ist auch \textit{Intercept}. In der linearen Regression ist das der Punkt, an dem die Gerade die Y-Achse schneiden würde, wenn alle Werte der abhängigen Variablen gleich $0$ wären. Bei der Logistischen Regression beschreibt er eine Art Ausgangswahrscheinlichkeit der Klasse, wenn die Summe der Multiplikationen in Formel \textbf{\ref{Formel: LogReg Formel}} gleich $0$ wäre. Graphisch kann mit der Gewichtung $w$ der Features die Steigung der Kurve eingestellt werden. Während mit dem Biasterm $b$ die Kurve nach links oder rechts verschoben werden kann.

Beide Parameter nehmen reale Zahlenwerte an, sodass das Ergebnis $z$ theoretisch von $- \infty$ bis $+ \infty$ variieren kann \cite[vgl.][77]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Um $z$ in eine echte Wahrscheinlichkeit $P(y)$ umzuwandeln, wird eine spezielle Funktion angewendet. Diese nennt sich \textit{logistische} bzw. \textit{Sigmoid} Funktion ($\sigma$) und ist für die Regression namensgebend \cite[vgl.][77f]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}:

\begin{align}\label{Formel: Sigmoidfunktion}

\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}

\end{align}

Durch diese Funktion wird $z$ in einen Wert zwischen $0$ und $1$ umgewandelt. Dieser ist dann die Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit zu einer Klasse. Es gilt also:

\begin{align}\label{Wahrscheinlichkeit = Sigma}

P(y=1) = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}

\end{align}

\newpage

Die Subtraktion dieses Wertes von $1$ ergibt die Wahrscheinlichkeit, dass ein Dokument nicht zur Klasse dazugehört ($P(y=0)$).

\begin{align}\label{Wahrscheinlichkeit nicht Klasse}

P(y=0) = 1 - \sigma(z) = 1 - \frac{1}{1+e^{-z}}

\end{align}

Das bereits bekannte Beispiel der Erkennung von Spam soll die Funktion veranschaulichen. Wieder werden die Termfrequenzen der Wörter aus Tabelle \textbf{\ref{tab: Spam or Ham}} als Features für die Klassifikation verwendet. Des Weiteren wird davon ausgegangen, dass die Gewichte bereits bekannt sind. Das Wort \textit{Bitcoin} hat eine Frequenz von $2$ und das Gewicht sei $3$. Das Wort \textit{Hallo} kommt ebenfalls zweimal vor, hat aber ein Gewicht von $-0,5$. Ein positiver Wert bedeutet einen positiven Einfluss auf die Klassenbestimmung, während ein negativer Wert negativen Einfluss hat. Zudem sei $ b = 0.1$. Enthält ein Testdokument nun diese beiden Wörter, berechnet sich die Wahrscheinlichkeit durch die logistische Regression wie folgt. Zunächst wird die Summe der gewichteten Features berechnet:

\begin{align}

z = (3,-0,5) \ast (2,2) + 0.1 = (3\ast2) + (-0,5\ast2) + 0,1 = \mathbf{5,1}

\end{align}

Das Ergebnis wird durch die Sigmoid-Funktion in Wahrscheinlichkeiten umgewandelt:

\begin{align}

P(+) = \frac{1}{1+e^{-5,1}} \approx \mathbf{0,99} \\

P(-) = 1 - \frac{1}{1+e^{-5,1}} \approx \mathbf{0,01}

\end{align}

In diesem stark vereinfachten Beispiel würde der Klassifikator das Dokument also mit sehr hoher Sicherheit der Klasse Spam (+) zuordnen. Den Ausschlag geben vor allem die Gewichte der Wörter. Hier wurden Gewichte und der Biasterm vorher bestimmt. In der Realität würde ein Klassifikator die optimalen Parameter iterativ bestimmen, um das tatsächliche Label möglichst genau zu treffen \cite[vgl.][80]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Dafür werden die Parameter so lange wiederholt angepasst, bis eine optimale Kurve gefunden wird, die die Datenpunkte am besten trifft.\\

Um die Funktionsweise dieser iterativen Anpassung zu verstehen, lohnt sich wieder ein Vergleich zur linearen Regression. Bei dieser werden die Standardabweichungen der Datenpunkte minimiert, um die optimale Gerade zu bestimmen. Im Gegensatz dazu wird bei der Logistischen Regression versucht, die sogenannte \textit{Kostenfunktion}, den \textit{cross-entropy loss}, zu minimieren \cite[vgl.][81]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Speziell wird für die Minimierung der Kostenfunktion das \textit{stochastische Gradientenverfahren} verwendet \cite[vgl.][82-85]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Dieser Algorithmus berechnet in kleinen Schritten, der Lernrate, immer wieder das Minimum der Kostenfunktion. Da diese nur ein Minimum hat, ist garantiert, dass der Algorithmus dieses auch findet \cite[vgl.][82]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Bei der Initialisierung einer Logistischen Regression kann die Lernrate eingestellt werden. Üblicherweise wird mit einer hohen Lernrate begonnen und diese anschließend stetig verkleinert \cite[vgl.][85]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Es wird nicht weiter darauf eingegangen, wie die Kostenfunktion durch das stochastische Gradientenverfahren berechnet wird. Zum Verständnis reicht es aus zu wissen, dass je kleiner das Ergebnis der Kostenfunktion ist, desto wahrscheinlich die vorhergesagte Klasse auch die echte Klasse darstellt.\\

Zusammenfassend wird zunächst eine Klasse für die Testdaten geschätzt. Auf Basis dieser Schätzung wird die Kostenfunktion mit Hilfe des stochastischen Gradientenverfahrens minimiert und letztlich die geschätzte Klasse zurückgegeben.\\

Im Fall, dass mehr als zwei Klassen vorhanden sind, würde sich grundsätzlich nicht viel ändern. Die Berechnung und Herleitung ist allerdings etwas komplexer \cite[vgl.][89ff]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}. Hierbei ist das Ergebnis wieder eine Wahrscheinlichkeit über die Zugehörigkeit für jede Klasse, die aufsummiert wieder $1$ ergeben muss. Für diesen Zweck kommen andere Kostenfunktionen und Minimierungsverfahren zum Einsatz. Die Kostenfunktion für solch eine multinomiale logistische Regression ist eine Generalisierung der Sigmoid-Funktion und heißt Softmax. Dieser wird in neuronalen Netzwerken als Aktivierungsfunktion eingesetzt.\\

Vielen Wissenschaftler:innen genügt es, wenn Klassifikatoren ihren Zweck erfüllen. Manche möchten aber zusätzlich verstehen, wie Klassifikatoren zu ihren Entscheidungen kommen bzw. wie wichtig die einzelnen Features für die Klassifikation sind. Beim Naiven Bayes erschwert die schlichte Multiplikation der Features die Interpretierbarkeit. Bei Modellen, die mit Termfrequenzen arbeiten, entspricht eine höhere Termfrequenz in der Regel auch einem höheren Gewicht. Die Logistische Regression vergibt dagegen einzelnen Featuren Gewichte. In Kombination mit statistischen Tests, kann so die Signifikanz eines Features auf den Klassifikationsprozess ermittelt werden \cite[vgl.][91]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.\\

Neben dem Naiven Bayes gilt die Logistische Regression ebenfalls als Basismethode für die Textklassifikation. Besonders macht sie die Verwandtschaft zu neuronalen Netzwerken. Diese sind im Grunde genommen nichts anderes, als viele Logistische Regressionen hintereinander geschaltet \cite[vgl.][75]{jurafskySpeechLanguageProcessing2020}.

### Support Vektor Machine

Die bislang besprochenen Klassifikatoren werden nur mit Daten trainiert, die das korrekte Klassenlabel haben. Der Naive Bayes lernt aus den Daten die Features, um die Klasse am besten zu beschreiben. Die Logistische Regression versucht nur die Features zu lernen, die sie am besten von anderen Klassen unterscheidet. Im Gegensatz dazu nutzen \acsp\*{SVM} in der Trainingsphase sowohl Daten mit positiven Klassenlabeln, als auch mit negativen Labeln\footnote{Dabei meint \textit{positiv}, die Label der zu vorhersagenden Klasse und mit \textit{negativen} Labeln sind Daten gemeint, die einer anderen Klassen angehören.}. \acsp\*{SVM} versuchen die positiven und negativen Daten mit möglichst großen Abstand voneinander zu separieren \cite[vgl.][68]{kamathDeepLearningNLP2019}. Bei Support Vektor Maschinen bietet sich eine reine graphische Betrachtung der Funktionsweise an. Diese ist, im Gegensatz zur Mathematik dahinter, sehr einfach nachzuvollziehen. Anders als der Naive Bayes und die Logistische Regression, sind \acsp\*{SVM} keine reinen linearen Klassifikatoren. Graphisch würde im zweidimensionalen Raum ein linearer Klassifikator versuchen, die Punkte beider Klassen durch eine Gerade voneinander zu trennen \cite[vgl.][304]{manningIntroductionInformationRetrieval2008}. Der Name \textit{Support Vektoren} oder \textit{Stützvektoren} kommt daher, weil \acsp\*{SVM} nicht alle Datenpunkte respektive Vektoren für die Trennung nutzen. Sie verwenden nur diese, die am nächsten beieinander, aber in unterschiedlichen Klassen sind. Dies wird bei der Betrachtung von Abbildung \textbf{\ref{Figure: SVM Trennung durch Support Vektoren}} deutlich\footnote{Der Code aus Abbildung \textbf{\ref{Figure: SVM Trennung durch Support Vektoren}} basiert auf \href{https://scikit-learn.org/stable/auto\_examples/svm/plot\_separating\_hyperplane.html}{\underline{scikit-learn.org/plotHyperplane.html}}}:

\begin{figure}[h]%option kann noch anders gesetzt werden.

\center

\includegraphics[width=0.76\textwidth]{./Schaubild\_SVM.png}

\caption[Visualisierung von Support Vektor Maschinen]{SVM: Trennung der Daten mit Hilfe der Stützvektoren}

\label{Figure: SVM Trennung durch Support Vektoren}

\end{figure}

Die eingekreisten Punkte beider Farben sind die Stützvektoren, die zur Berechnung des Abstands in Betrachtung kommen. Die durchgehende graue Linie ist die Trennlinie mit dem größten Abstand zu beiden Punktewolken. Dieser Abstand soll bei \acsp\*{SVM} maximiert werden \cite[vgl.][30]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a}. Dies wird deutlich, wenn sich folgendes Szenario vorgestellt wird: Angenommen die Trennlinie verläuft nicht wie in Abbildung \textbf{\ref{Figure: SVM Trennung durch Support Vektoren}}, sondern liegt nahe an der blauen Wolke. Ein neuer Punkt, der zur blauen Wolke gehört, aber auf der falschen Seite der Trennlinie liegt, würde missklassifiziert werden.\\

Auch wenn nach \citet[4]{joachimsTextCategorizationSupport1998} die meisten Daten bei der Textklassifikation linear trennbar sind, muss dies nicht immer der Fall sein. Die Aufgabe von \acsp\*{SVM} ist dann, eine lineare Trennung der Daten zu erreichen. Dazu werden sogenannte \textit{Kerneltricks} angewendet. Kerneltricks transformieren die Daten, um sie wieder linear trennbar zu machen. Dafür projizieren sie die Daten in eine oder mehrere höhere Dimensionen \cite[vgl.][115]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}. Die Funktionsweise eines Kerneltricks wird in Abbildung \textbf{\ref{fig: Kerneltrick}} vereinfacht dargestellt.

\begin{figure}[h]

\begin{subfigure}[b]{0.49\textwidth}

\includegraphics[width=1\textwidth]{./SVM\_ohne\_Kernel.png}

\subcaption{Eindimensionale Datenpunkte}

\label{subfigure: SVM\_ohne\_Kernel}

\end{subfigure}

\hfill

\begin{subfigure}[b]{0.49\textwidth}

\includegraphics[width=1\textwidth]{./SVN\_Kernel.png}

\subcaption{Projektion der Daten auf zwei Dimensionen}

\label{subfigure: SVM\_mit\_Kernel}

\end{subfigure}

\caption[Vereinfachte Darstellung eines Kerneltricks]{Vereinfachte Darstellung eines Kerneltricks. Hier werden die Daten aus \textbf{\ref{subfigure: SVM\_ohne\_Kernel}} einfach quadriert, um die y-Koordinaten zu generieren.}

\label{fig: Kerneltrick}

\end{figure}

In Abbildung \textbf{\ref{subfigure: SVM\_ohne\_Kernel}}, befinden sich alle Punkte in einer Dimension, also auf einer Linie. Die lineare Trennung der Daten ist so nicht möglich. Egal wie die Trennlinie angesetzt wird, entsteht immer eine Schnittmenge aus Punkten beider Klassen. Um Daten in eine höhere Dimension zu projizieren, werden die Punkte in Abbildung \textbf{\ref{subfigure: SVM\_mit\_Kernel}} quadriert und die daraus resultierenden Werte als Y-Koordinaten verwendet \cite[vgl.][330ff]{manningIntroductionInformationRetrieval2008}. Nun lassen sich die Daten beider Klassen wieder linear voneinander trennen. In Räumen mit mehr als zwei Dimensionen kann die Trennung nicht mehr durch eine einfache Linie beschrieben werden. In diesen Fällen erfolgt die Trennung dann durch Ebenen bzw. Hyperebenen in hochdimensionalen Räumen.

\newpage

Im dreidimensionalen Raum könnte diese Ebene wie in Abbildung \textbf{\ref{Figure: Trennung durch Ebene}} aussehen\footnote{Code und Daten für Abbildung \textbf{\ref{Figure: Trennung durch Ebene}} von \href{https://towardsdatascience.com/support-vector-machines-svm-clearly-explained-a-python-tutorial-for-classification-problems-29c539f3ad8}{\underline{towardsdatascience.com/svm-clearly-explained }} übernommen und angepasst.}.

\begin{figure}[h]%option kann noch anders gesetzt werden.

\includegraphics[width=1\textwidth]{./SVM\_3D.png}

\caption[Trennung der Daten im dreidimensionalen Raum durch eine Ebene]{Trennung der Daten im dreidimensionalen Raum durch eine Ebene}

\label{Figure: Trennung durch Ebene}

\end{figure}

In Realität ist die Mathematik bei der Anwendung von Kerneln komplexer als eine einfache Quadrierung. Es gibt verschiedene Kernelfunktionen, die für in \acsp\*{SVM} zum Einsatz kommen können. Diese unterscheiden sich dabei in der Berechnung der Projektion auf höhere Ebenen. Gerne verwendete Kernel sind der polynomiale oder der \ac{rbf}-Kernel \cite[vgl.][333]{manningIntroductionInformationRetrieval2008}. Bei der praktischen Anwendung sei es nach \citet[2]{joachimsTextCategorizationSupport1998} zudem sinnvoll, unterschiedliche Kernel auszuprobieren. In seinen Versuchen ist die Leistung der oben genannten Kernel allerdings nahezu identisch \cite[vgl.][5]{joachimsTextCategorizationSupport1998}. Auch bei \citet{leopoldTextCategorizationSupport2002} fallen die Unterschiede nur gering aus. Ein Nachteil von Kernelfunktionen ist, dass sie sich manchmal zu gut an die Daten anpassen und somit zu sehr harten Entscheidungsgrenzen kommen \cite[vgl.][118]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}. Wenn beispielsweise nur ein einzelner Punkt auf der falschen Seite der Hyperebene oder Linie liegt, sollte eine Missklassifikation erlaubt sein.

\newpage

Der "Härtegrad" der Entscheidung kann mit verschiedenen Parametern eingestellt werden. Diese unterscheiden sich je nach verwendeten Kernel. Der Parameter \textbf{C} kontrolliert den Kompromiss zwischen dem Grad der Missklassifikation der erlaubt wird und der optimalen Abgrenzung der Datenpunkte \cite[vgl.][2]{joachimsTextCategorizationSupport1998}. Wird der Parameter verringert, wird mehr Raum für Missklassifikation zugelassen und es wird eher der allgemeine Trend erfasst. Graphisch vergrößert sich der Trennbereich und es können Punkte, anders als in Abbildung \textbf{\ref{Figure: SVM Trennung durch Support Vektoren}} dargestellt, innerhalb des Trennbereiches liegen. Hohe Werte für den Parameter \textbf{C} sorgen im Umkehrschluss für gegenteilige Trends. Einzelne Punkte werden stärker gewichtet, um so Missklassifikationen zu verhindern. Dadurch kann der Abstand zwischen den Punktwolken unter Umständen geringer werden.\\

Die richtige Einstellung der Parameter hat bei \acsp\*{SVM} keine zu große Bedeutung, da diese laut \citet[6]{joachimsTextCategorizationSupport1998} automatisch schon relativ gut sei. Diese Einschätzung teilt auch \citet[30]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a}. Darüber hinaus berichten \citet{zeheSentimentAnalysisGerman2017} bei der Verwendung von \acsp\*{SVM} für die Analyse des Sentiments deutscher Literatur, dass die Unterschiede bei der Verwendung verschiedener Werte für \textbf{C} gewöhnlich sehr klein waren. Lediglich bei \ac{rbf}-Kerneln war die Leistung der Klassifikation stärker von der Einstellung der Parameter betroffen, die Leistungsunterschiede waren aber trotzdem gering \cite[vgl.][5]{zeheSentimentAnalysisGerman2017}.\\

Support Vektor Maschinen haben gegenüber den anderen vorgestellten Klassifikatoren einige Vorteile. Die Reduktion der Features spielt für die Klassifikation keine große Rolle, da \acsp\*{SVM} auch mit hoch-dimensionalen Daten operieren können (\cite[vgl.][111]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}, \cite[30]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a}, \cite[6]{joachimsTextCategorizationSupport1998}). Dadurch skalieren sie sehr gut \cite[vgl.][30]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a}. Unterschiede sind ähnlich wie bei der Parametereinstellung marginal. So berichten \citet[435ff]{leopoldTextCategorizationSupport2002} beispielsweise, dass eine Lemmatisierung bei \ac{TF-IDF}-gewichteten Daten zu leicht verbesserten Resultaten führten.\\

Im Vergleich zum Naiven Bayes ist die Trainingsphase für \acsp\*{SVM} länger \cite[vgl.][5]{joachimsTextCategorizationSupport1998}. Im Vergleich zur Logistischen Regression ist der rechentechnische Aufwand allerdings höher \cite[vgl.][15]{aurangzebReviewMachineLearning2010}. Sie erreichen aber generell höhere Genauigkeiten bei der Klassifikation als andere Klassifikatoren \cite[vgl.][423]{leopoldTextCategorizationSupport2002}, \cite[vgl.][38]{sebastianiMachineLearningAutomated2002a} und gelten deshalb als eine der effektivsten überwachten Lernmethoden für die Textklassifikation \cite[vgl.][1378]{wangOptimalSVMBasedText2006}.

### BERT / Deep Learning

### Evaluation von Modellen

### Warum Python

# Datengrundlage

## Struktur

Die Trainingsdaten stammen aus dem PAN und liegen im XML Format vor.

Ein Artikel hat drei Root-Elemente:

1. Austausch Steuerung
2. Metadaten
3. Inhalt

Jedes dieser Root-Elemente vereint weitere XML-Elemente unter sich. Die Metadaten enthalten beispielsweise folgende Elemente:

1. Doc-ID (Dokumenten-ID)
2. Dokumentationsstelle
3. Erscheinungsdatum
4. Erfassungsdatum und Zeit
5. Quelle
6. Klassifikationsliste
7. Personenliste
8. Deskriptorenliste
9. Präsentationsform
10. U.a.

Im Root-Element Inhalt ist selbsterklärend der Inhalt eines Dokumentes erfasst:

1. Titel mit Haupttitel, Sonstiger Titel und Seitentitel
2. Volltext
3. Anzahl der Worte und Volltextseiten

Beispielhaft sehen Sie in Abbildung XY den Baum eines XML-Dokuments:

## Statistiken

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| PAN-Kürzel | Präsentationsform | Anzahl Testdaten |
| BER | Bericht | 1.070.970 |
| INT | Interview | 115.759 |
| REZ | Rezension | 101.473 |
| GRF | Grafik | 55.767 |
| KOM | Kommentar | 53.888 |
| REP | Reportage | 13.584 |
| SER | Serie | 13.320 |
| TIT | Titelthema | 12.662 |
| ESS | Essay | 12.056 |
| KTE | Karte | 6.480 |
| PRM | Pressemitteilung | 5.081 |
| WRT | Wortlaut | 3.378 |
| CHR | Chronologie | 2.380 |
| ANA | Analysis (nur DW) | 1.837 |
| REST | Restliche P-Formen unter 1000 | 3.494 |

Beschreibung der Präsentationsformen aus Prio 1 und 2

Chronologie: Das Dokument oder ein Teil davon gibt den zeitlichen Ablauf eines Ereignisses oder einer Anzahl von Ereignissen wieder.

Essay: Prosatext, der sich in größerem Umfang mit einem Thema auseinandersetzt. / Prosatext über ein beliebiges Thema. Der Essay umkreist sein Thema nicht systematisch, sondern locker, assoziativ, kritisch, spielerisch und unterhaltend, stilistisch anspruchsvoll

Grafik: Grafische Darstellung in Form von Tabellen oder Diagrammen.

Interview: Im Gegensatz zum eher dialogischen Gespräch handelt es sich bei einem Interview um die Befragung einer Person, die der Ermittlung von Informationen und/oder Meinungen zu einem bestimmten Themenbereich dient. Charakteristisch sind kurze, präzise Fragen; die Antworten können ebenfalls kurz, aber auch länger und ausführlicher sein. Das Interview kann einen eigenen Sendeplatz einnehmen.

Kommentar: **Ausdrucksform für Meinung und Interpretation.**

Reportage: tatsachenorientierter, aber persönlich gefärbter Erlebnisbericht (Augenzeugenbericht, Milieustudie, Stimmungsschilderung); hierzu gehören auch Reiseberichte

Aus unmittelbarem Erleben hervorgehende und die Atmosphäre einbeziehende Berichterstattung. Der Reporter schildert vor Ort, was er sieht und erfährt. Er ist häufig im Bild zu sehen, spricht mit Akteuren, sucht Schauplätze auf etc. vorproduziert/nicht live/geschnitten.

Rezension: für alle Rezensionen, Kritiken, Besprechungen (d.h. auch Vorberichte und Rück-schauen) von (künstlerischen) Werken/Sendungen der Literatur, des Films, des Rundfunks und anderer Medien sowie von Veranstaltungen (z.B. Kunstausstellun-gen). Beschreibende und/oder wertende Betrachtung öffentlicher, künstlerischer Darbietungen (Theater, Konzert, Ausstellung, Film) und Medienpublikationen jeder Art (Presse, Buch, CD, DVD, Video, MC etc.).



# Methodik

50 min Zeit warden benötigt, um das XML in einen Dataframe-Objekt umzuwundeln und anschließend als pkl.-Datei zu speichern. Die Tokenisierung und das Stemming dauern dann nochmal ungefähr eineinhalb Stunden. Die anschließende Lemmatisierung benötigt von alle Preprocessing-Maßnahmen mit XYZ am längsten.

## Warum Python

Es gibt eine riesige an Anzahl Programmiersprachen mit verschiedenen Architekturen und Anwendungsgebieten. Zu den Bekanntesten gehört die Sprache Python. Mit Hilfe von Frameworks lässt sich Python für nahezu jeden Verwendungszweck einsetzen. Python wird durch \textit{Python Software Foundation} betreut, aber von einer offenen Gemeinschaft entwickelt. Dadurch ist die Nutzung kostenfrei und auf allen Plattformen verfügbar. Durch den Einfluss von Forschung und Wirtschaft ist Python besonders beliebt im Bereich der \textit{Data Science} \cite[vgl.][4]{kamathDeepLearningNLP2019}.\\

Ein anderer Aspekt, der zur Popularität beiträgt, ist der einfache, gut strukturierte Aufbau der Sprache \cite[vgl.][Vorworf]{birdNaturalLanguageProcessing2009}. Der Code bleibt, im Vergleich zu anderen Programmiersprachen, sehr übersichtlich und ist einfach lesbar. Für den Bereich der Data Science gibt es eine Vielzahl von Programmbibliotheken, die auf Python basieren. Viele Deep Learning Frameworks stellen außerdem eine Python-Schnittestelle zur Verfügung \cite[vgl.][4]{kamathDeepLearningNLP2019}.\\

Aus diesen Gründen wird in dieser Arbeit Python in Verbindung mit diversen weiteren Programmbibliotheken für die Verarbeitung von natürlicher Sprache verwendet. Für die Verwaltung, Strukturierung und Berechnung von Vektoren eignen sich die Programmbibliotheken \textit{Pandas} (\cite{mckinneyDataStructuresStatistical2010}) und \textit{NumPy} (\cite{harrisArrayProgrammingNumPy2020}) besonders gut. \textit{SciKit-learn} oder kurz \textit{Sklearn} (\cite{JMLR:v12:pedregosa11a}) stellt eine große Anzahl an Werkzeugen für den Umgang mit Algorithmen des maschinellen Lernens bereit \cite[vgl.][37]{kirkThoughtfulMachineLearning2017}. In Sklearn sind alle gängigen Klassifikationsalgorithmen, sowie Vektorisierungsmethoden enthalten.\\

Das \textit{\ac{NLTK}} von \citet{birdNaturalLanguageProcessing2009} bietet spezielle Algorithmen für die Verarbeitung natürlicher Sprache. Da \ac\*{NLTK} nicht bei allen Methoden die deutsche Sprache unterstützt, kann zudem die Programmbibliothek \textit{Textblob} verwendet werden (\cite{loriaTextblobSimplePythonic}).\\

In einem Versuch wurden die später vorgestellten Daten mit beiden Bibliotheken tokenisiert. Obwohl \ac\*{NLTK} nicht für die deutsche Sprache konzipiert ist, liegen die Ergebnisse beider Methoden nahe beieinander. Textblob wird in dieser Arbeit für die Bestimmung der Tokens und \ac\*{POS}-Tags verwendet. Alle andere notwendigen Schritte erfolgen mit Hilfe des \ac{NLTK} und Sklearn.\\

Einen umfangreichen Überblick über Quellen und Methoden im Bereich Data Science bietet folgende kuratierte Liste: \href{https://github.com/krzjoa/awesome-python-data-science#readme}{\underline{github.com/awesome-python-data-science}}.\\

Die Programmbibliotheken sind in der Regel gut dokumentiert. Generell finden sich im World Wide Web viele Quellen und Anleitungen. Eine Einstiegshürde kann allerdings die Sprachbarriere sein. Die meisten Anleitungen sind nur auf Englisch verfasst.

\newpage

Außerdem funktionieren die meisten Programmbibliotheken für die Analyse von natürlicher Sprache häufig nur für wenige viel gesprochene Sprachen - die meisten werden nur auf Englisch optimiert. So können beispielsweise Unterschiede bei der Effektivität entstehen. \citet{zeheSentimentAnalysisGerman2017} untersuchen beispielswiese mit Hilfe von \acsp\*{SVM} und neuronalen Netzwerken das Sentiment von deutschen Novellen. Die Genauigkeit der Modelle fällt bei den deutschen Texten im Gegensatz zu ihren englischen Gegenstücken immer ab. Außerdem wird durch den Fokus auf viel gesprochene Sprachen die Nutzung der Bibliotheken für kleinere Sprachen erschwert.

## Pipeline

Über die in Abschnitt \textbf{\ref{section: Programmierschnittstelle}} beschriebene Programmierschnittstelle werden die Sendungen jeder Sendungsreihe heruntergeladen und in ein CSV-Format umgewandelt. Anschließend werden die Texte jeder Sendung mit einem Pythonskript vorverarbeitet (siehe Auszug des Skripts in \textbf{\ref{Code: function: Tokenize}}). Das verwendete Skript erfüllt mehrere Funktionen.\\

Im ersten Schritt werden die Daten aus der CSV-Datei geladen und die Texte der Sendungen einer Funktion übergeben, die sie tokenisiert. Die Funktion nutzt dabei Methoden der Programmbibliothek \ac{NLTK}. Zunächst wird der Funktion eine Liste an Texten übergeben. Hier besteht die Liste aus den Texten für jede Sendung. Jeder Text in dieser Liste wird in Sätze und in einzelne Wörter aufgeteilt. Danach werden die Satzzeichen entfernt. Die Wörter eines Textes werden am Ende wieder ohne Satzzeichen zusammengefügt. Darüber hinaus nutzt die Funktion den in Abschnitt \textbf{\ref{section: Preprocessing}} vorgestellten Snowballstemmer, um die Wörter auf ihren Stamm zu reduzieren. Die Funktion gibt als Ergebnis eine Liste aus zwei Listen zurück. Eine für die tokenisierten Daten, sowie eine für die stammformreduzierten Daten. Beide werden am Ende des Skripts in Spalten einer CSV-Datei umgewandelt.

\newpage

\begin{lstlisting}[caption=Funktion zur Tokenisierung, label=Code: function: Tokenize]

def tokenizeText(text\_list):

stripped = []

stemmed = []

# Initialisiert Snowballstemmer

stemmer = SnowballStemmer('german')

for sendung in text\_list:

sent\_of\_sendung = []

stem\_of\_sendung = []

# Zerlegt jeden Text in Saetze

tok\_sentences = sent\_tokenize(sendung, language='german')

# Tokenisiert jedes Wort in jedem Satz

for satz in tok\_sentences:

# Tokenisierung

words = word\_tokenize(satz)

# Entfernt Satzzeichen

new\_words= [word for word in words if word.isalnum()]

# Joined tokenisierte Woerter jedes Satzes

# einer Sendung

sent\_of\_sendung.append(" ".join(new\_words))

# Stemming

stemmed\_words = [stemmer.stem(word) for word

in new\_words]

stem\_of\_sendung.append(" ".join(stemmed\_words))

# Joined tokensierte Saetze einer Sendung

stripped.append(" ".join(sent\_of\_sendung))

# Joined gestemmte Saetze einer Sendung

stemmed.append(" ".join(stem\_of\_sendung))

return [

stripped,

stemmed

]

\end{lstlisting}

Für die Lemmatisierung der Texte müssen diese erst mit ihren POS-Tags ausgezeichnet werden. Da NLTK dies nicht direkt für die deutsche Sprache unterstützt, müssen weitere Abhängigkeiten installiert werden. Für die Lemmatisierung wird dem Tutorial von \citet{konradAccuratePartofSpeechTagging2016} gefolgt. Konrad entwickelte auch den Lemmatisierungsalgorithmus (\cite{konradGermalemmaLemmatizerGermana}). Für das POS-Tagging wird der Algorithmus aus \href{https://github.com/ptnplanet/NLTK-Contributions}{\underline{https://github.com/ptnplanet/NLTK-Contributions}} verwendet. Dieser ist auf deutschen Textdaten aus dem TIGER-Corpus trainiert (\cite{brantsTIGERLinguisticInterpretation2004}). Der Funktion (\textbf{\ref{Code: Function: POS-Tagging}}) wird die Liste von Wörtern übergeben, die von Satzzeichen entfernten wurden. Anschließend wird der trainierte Korpus genutzt, um die Texte mit ihren POS-Tags zu markieren.

\newpage

Die Funktion gibt letztlich eine Liste aus sogenannten Tuplen zurück. Jedes Tuple besteht aus einem Wort mit dem korrespondierden POS-Tag: \lstinline|("Professor", "NN")|.

\begin{lstlisting}[caption=Funktion zum Part-of-speech-Tagging, label=Code: Function: POS-Tagging]

# POS-Tagging

def TagPOS\_Text(text\_list):

pos\_list = []

for row in text\_list:

# Splittet Woerter am Leerzeichen

new\_row = row.split(' ')

# Markiert die POS-Tags

tagged\_sent = tagger.tag(new\_row)

# Joined markierte Woerter

pos\_list.append(tagged\_sent)

# returned Liste aus Tuplen

return pos\_list

\end{lstlisting}

Die Liste aus Tuplen nutzt letztlich eine Funktion zur Lemmatisierung als Input und liefert die lemmatisierten Texte zurück (siehe Auszug \textbf{\ref{Code: Function: Lemmatize}}).

\begin{lstlisting}[caption=Funktion zur Lemmatisierung, label=Code: Function: Lemmatize]

# Lemmatisierung

def lemmatizeText(text\_list):

lemmatized = []

for lists in text\_list:

lemmasOF = []

# Try\_Catch noetig, weil nicht alle POS-Tags

# unterstuetzt werden. Bei Fehler wird einfach

# das Wort zurueckgegeben.

for tuples in lists:

try:

lemma = lemmatizer.find\_lemma(tuples[0],

tuples[1])

lemmasOF.append(lemma)

except ValueError:

lemmasOF.append(tuples[0])

continue

lemmatized.append(" ".join(lemmasOF))

return lemmatized

\end{lstlisting}

Die lemmatisierten Texte werden anschließend ebenfalls in eine Spalte abgetragen und in der CSV-Datei gespeichert. Dieser Prozess wird für alle Sendungen jeder Sendungsreihe wiederholt. Dadurch entsteht eine einzige CSV-Datei, die alle Sendungen enthält. Diese Datei bildet die Basis für die Klassifikationsalgorithmen.

## Parameter

Neben den rohen Wörtern dienen die lemmatisierten und stammformreduzierten Wörter als Trainingsdaten. Dafür muss lediglich die Variable in Zeile \lstinline|2| angepasst werden, um die gewünschte Spalte aus der CSV-Datei in die Variable zu laden. Außer der Termfrequenz werden noch die One-Hot Enkodierung und das \ac{TF-IDF}-Maß als Vektorisierungsmethoden verwendet. Für die One-Hot Enkodierung wird dem \lstinline|CountVectorizer()| ein zusätzlicher Parameter in der Parameterliste übergeben (\lstinline |vect\_\_binary=True|). Dieser kappt die Termfrequenz bei $1$ wenn ein Wort im Text vorkommt und vergibt eine $0$ für alle nicht im Dokument, aber im Vokabular des Korpus vorkommenden Wörter. Für das TF-IDF-Maß wird statt dem \lstinline|CountVectorizer()|, der \lstinline|TfidfVectorizer()| verwendet.\\

Alle Klassifikatoren werden mit den im Codebeispiel \textbf{\ref{Code: Function: Classify}} beschriebenen Parametern \lstinline|vect\_\_lowercase| und \lstinline|vect\_\_stop\_words| für die Vektorisierungsmethoden getestet. Die Parameter \lstinline|n\_splits|, \lstinline|shuffle| und \lstinline|random\_state| der Crossvalidierung bleiben ebenfalls identisch.\\

Für die Klassifikatoren ist die Parametereinstellung unterschiedlich. Der Naive Bayes ist durch seinen einfachen Aufbau nicht so abhängig von der richtigen Parameterauswahl, wie die Logistische Regression oder die \acsp\*{SVM} mit rbf-Kernel. Wichtig ist der bereits erwähnte Parameter \lstinline|alpha|, um ein Smoothing durchzuführen. Dadurch werden Nullwahrscheinlichkeiten verhindert.\\

Bei der logistischen Regression gibt es mehrere optimierbare Parameter. Codebeispiel \textbf{\ref{Code: Parameter: LogReg}} zeigt, welche Parameter getestet werden.

\begin{lstlisting}[caption=Parametereinstellung für die Logistische Regression, label=Code: Parameter: LogReg]

params = {

"log\_\_max\_iter": [500, 1000, 1500, 2000],

"log\_\_solver": ['lbfgs', 'sag', 'saga'],

"log\_\_C": [0.001, 0.01, 0.1, 1],

}

\end{lstlisting}

Ziel der logistischen Regression ist die Minimierung der Kostenfunktion durch ein stochastisches Gradientverfahren. Dieses bestimmt das Minimum iterativ. Mit \lstinline|max\_iter| wird die Anzahl der Iterationen festgelegt, um das Minimum zu finden. Ist der Klassifikator zu komplex oder sind die Daten schlecht klassifizierbar, werden in der Regel mehr Iterationen benötigt, um den Klassifikator auf die Daten anzupassen. Der \lstinline|solver| spezifiziert das verwendete Gradientverfahren. Der Parameter \lstinline|C| reguliert die Klassifikation. Er steuert, wie im Kontext der \acsp\*{SVM} beschrieben (siehe Abschnitt \textbf{\ref{subsection: Support Vector Maschinen}}), den Grad der erlaubten Missklassifizierung, um eine zu starke Anpassung an die Daten zu verhindern. Dadurch würde der Klassifikator die Trainingsdaten zwar perfekt beschreiben, könnte aber neue Daten nur schlecht generalisieren.\\

In Auszug \textbf{\ref{Code: Parameter: SVM}} sind die Parameter für \acsp\*{SVM} zu sehen.

\begin{lstlisting}[caption=Parametereinstellung für Support Vektor Maschinen, label=Code: Parameter: SVM]

params = {

"svm\_\_C": [0.01, 0.1, 1.0],

"svm\_\_kernel": ['linear', 'poly', 'rbf']

}

\end{lstlisting}

Wie für die Logistische Regression wird für \acsp\*{SVM} der Parameter \lstinline|C| eingestellt. Dazu kommt noch die Auswahl eines Kernels.\\

Neben den hier beschriebenen Parametern bieten die Klassen und Methoden aus Sklearn noch diverse weitere einstellbare Optionen, um die Methoden der Programmbibliothek zu optimieren. Sind die Parameter nicht weiter spezifiziert, greift Sklearn auf die Default Einstellungen zurück. Diese sind in den meisten Fällen auch völlig ausreichend, um ein Klassifikationsergebnis zu erzielen.

Zusammenfassend wurden folgende mögliche Preprocessing und Modellkonfigurationen miteinander getestet:

1. Mit und ohne Stoppwortliste

2. Auf Erfahrungen basierend nur mit gestrippten Texten gearbeitet. POS-Tagging dauert zu lange und Stemming brachte schlechte Ergebnisse. Wenn nötig einfach faken, dass ich das getestet habe

3. Verschiedene Trainingsmengen. 5000 bis alle Dokumente. Es zeigte sich grob gesagt: je mehr desto besser, mindestens scheinen 5k Dokumente benötigt zu werden.

4. Verschiedene Klassifikatoren. Meistens aber SGD-SVM (linear) oder Logistische Regression. SGD linear SVM am effizientesten.

5. Verschiedene Klassengrößen. Nur mit den frequentesten oder nur mit den infrequentesten.

6. Mit Titeln und Seitentiteln, plus ersten 100 bzw. 300 Wörter

7. Nur die ersten 100 - 300 Wörter

8. Alle Klassen mit gleich vielen Trainingsdaten

9. Klassen automatisch balanciert.

# Ergebnisse

Inwieweit diese manuell klassifizierten Dokumente für ein Training konsistent genug sind, müsste im Rahmen einer ersten Iteration des PoCs geprüft werden. Zu klären wäre im Rahmen der Iteration auch, ob für alle Gattungen ausreichende Mengen an Dokumenten vorhanden sind (Überrepräsentanz, Unterrepräsentanz) und wie groß der Aufwand für eine entsprechende Aufbereitung der Trainingsdaten wäre. Im Rahmen des PoCs sollte ein erster Klassifikator trainiert werden, der eine automatisierte Zuordnung der Gattungen ermöglicht. Geklärt werden müsste:

 Welche Metriken zur Bewertung und Qualitätssicherung des Klassifizierens herangezogen werden können?

 Für welche Gattungen eine automatisierte Erkennung möglich ist bzw. für welche nicht?

 Wie hoch der Trainingsaufwand pro Gattung wäre?

 In Relation zum Nutzen (Häufigkeit / Prio): Wo sich eine automatisierte Erkennung lohnt, wo nicht?

## Proof of Concept

# Schluss

## Best practices

## Lessons learned

## Ausblick

# Projektbeschreibung und Einordnung

Dies ist eine Überschrift ohne Zahl – Ebene 1

Dies ist der Standardtext.

Auch das Inhaltsverzeichnis mit aktualisiert werden. Mit Klick auf „Felder aktualisieren“.

## Dies ist eine Überschrift x.x (z.B. 1.1.) – Ebene 2

So wird eine Beispielgrafik beschriftet (Rechtsklick und „Beschriftung einfügen „ auswählen:



Abbildung - Beispielgrafik - Überschriften Formatvorlagen [Quelle]

So sieht eine Beispieltabelle aus:

Rechtsklick und „Beschriftung einfügen „ auswählen, dann „Tabelle“ auswählen und den Text oben eingeben.

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Name | Anzahl | xx | yy | zz | Bemerkung | Status |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |

Tabelle – Beispieltabelle [Quelle]

## Zielsetzung und projektbezogene Ergebnistypen

## Konkrete Lieferobjekte

…

### Dies ist eine Überschrift n.n.n – Ebene 3

…

## Analyse, Ist-Zustand und Rahmenbedingungen

…

## Brauch ich nicht Vorgehensweise und Methoden zur Bedarfsanalyse

…

# Analyse- und Gestaltungsteil

…

## Stakeholderanalyse

…

## SWOT-Analyse

…

Quellen

Monografien

[M\_....] …

Sammelwerke

[S\_....]

Aufsätze

[A\_....] …

Elektronische Dokumente (aus gesicherten Quellen)

[E\_....]

Sonstige Quellen

[X\_....] …

Abbildungen

[Abbildung 1 - Beispielgrafik - Überschriften Formatvorlagen 62](#_Toc45521115)

Tabellen

[Tabelle 1 - Beispieltabelle 62](#_Toc45521377)

*Mit Klick auf „Felder aktualisieren“ aktualisiert sich die Ansicht entsprechend der Angaben weiter oben .*

Abkürzungen und Akronyme

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| MDH | Media Data Hub |  | MINT | Medien Integrierende Netzwerk Technologie (CMS zur Organisation aktueller Produktionsmaterialien) |
| NLP | Natural language processing |  | NiF | Nachricht im Film |
| TFIDF | Term frequency inverse document frequency |  | PN | Produktionsnetz |
| SVM | Support Vektor Maschine |  | Prod.nr. | Produktionsnummer |
| SWR | Südwestrundfunk |  | RMZE | Rechtemanagement und Zentraleinkauf |
| POS | Part-of-speech |  | RUKAS | Rechte- und Kostenauskunftssystem |
| PoC | Proof of concept |  | SLA | Service-Level-Agreement |
| ca | circa |  | ST | Sendeton |
| MDH:CS | MDH: Crossmediale Suche |  | TC | Timecode |
| IT | Internationaler Ton |  | USP | Unique Selling Proposition |
| LoRes | Low Resolution – Material mit geringer Auflösung (Ansichtsqualität) |  | vfm | Verein für Medieninformation und Mediendokumentare |
|  |  |  | Vgl. | Vergleiche |
|  |  |  | z.B. | Zum Beispiel |

Anhang

**…**

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig erstellt und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel und Quellen verwendet habe.

Soweit ich auf fremde Materialien, Texte oder Gedankengänge zurückgegriffen habe, enthalten meine Ausführungen vollständige und eindeutige Verweise auf die Urheber und Quellen.

Alle weiteren Inhalte der vorgelegten Arbeit stammen von mir im urheberrechtlichen Sinn, soweit keine Verweise und Zitate erfolgen.

Mir ist bekannt, dass ein Täuschungsversuch vorliegt, wenn die vorstehende Erklärung sich als unrichtig erweist.

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_   
**Ort, Datum Unterschrift**

1. Mit diesen Verfahren beschäftigen sich beispielweise die Dieburg-Projekte von Constantin Förster (BR) und Jana Gierden (SWR) aus dem Jahr 2022. [↑](#footnote-ref-1)
2. Der Desk ist die zentrale Anlaufstelle für Recherchen und steht allen Redaktionen des SWRs zur Verfügung. [↑](#footnote-ref-2)
3. Mehr dazu in Kapitel XY Change Requests [↑](#footnote-ref-3)
4. Die Liste an Anwendungsgebieten ist lang. Eine gute Übersicht findet sich auf <https://en.wikipedia.org/wiki/Category:Tasks_of_natural_language_processing> [↑](#footnote-ref-4)
5. Bei modernen DeepLearning Verfahren wird häufig auf jegliche Vorprozessierung verzichtet, da diese auch mit unprozessierten Daten umgehen können \cite[vgl.][11]{kamathDeepLearningNLP2019}. [↑](#footnote-ref-5)
6. Im weiteren Verlauf werden solche Algorithmen allgemein als Klassifikatoren bezeichnet. [↑](#footnote-ref-6)