

# Themenspezifische Gruppierung deutscher Online-Zeitungen mit Natural Language Processing

Bachelorarbeit

Georg Donner  
Matrikel-Nummer 553821

<b>Betreuer</b>	Prof. Dr. Gefei Zhang
<b>Erstprüfer</b>	Prof. Dr. Gefei Zhang
<b>Zweitprüfer</b>	Prof. Dr. Barne Kleinen

# Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	2
2	Grundlagen	3
2.1	Natural Language Processing . . . . .	3
2.1.1	Pipeline . . . . .	4
2.2	Machine Learning . . . . .	4
2.2.1	Feature Engineering . . . . .	4
2.2.2	Dimensionsionalitätsreduktion . . . . .	5
2.2.3	Klassifizierung . . . . .	5
3	Textverarbeitung	6
3.1	Verwendete Tools . . . . .	6
3.1.1	Python . . . . .	6
3.1.2	SpaCy . . . . .	6
3.1.3	Scikit-learn . . . . .	6
3.2	Datenselektion . . . . .	7
3.2.1	Datensatz . . . . .	7
3.2.2	Normalisierung . . . . .	7
3.3	Textaufbereitung . . . . .	7
3.4	Featuregenerierung . . . . .	8
3.4.1	Token-basiert . . . . .	8
3.4.2	Lexikalisch . . . . .	8
3.4.3	Morphologisch . . . . .	8
3.4.4	Syntaktisch . . . . .	9

## *Inhaltsverzeichnis*

4	Datenauswertung	10
4.1	Klassifizierung . . . . .	10
4.1.1	Vorbereitung des Datensatzes . . . . .	10
4.1.2	Feature Selection . . . . .	10
4.1.3	Messung der Performance . . . . .	11
4.1.4	Verwendete Verfahren . . . . .	11
4.2	Clustering . . . . .	12
4.2.1	Feature Extraction . . . . .	12
5	Ergebnis	13
	Literaturverzeichnis	14
	Abbildungsverzeichnis	15

# 1 Einleitung

Natural Language Processing ist ein großes Feld, welches besonders in der letzten Zeit im Zuge der Digitalisierung viel an Aufmerksamkeit und Wichtigkeit gewonnen hat. Es ermöglicht uns Informationen schneller zu finden, Systeme durch gesprochene Sprache zu steuern oder ganze Texte zu generieren. Eine weitere Aufgabe ist es, eine große Menge an Texten in Kategorien einzuteilen, um die Daten auf eine gewünschte Teilmenge für eine spezifischere Suche oder Analyse zu reduzieren. Die Kategorisierung der Dokumente nach ihrem Inhalt ist hier der häufigste Anwendungsfall, es ist aber auch möglich Texte nach ihrem generellen Genre oder Schreibstil zu vergleichen.

Diese Arbeit wird am Beispiel deutscher Online-Zeitungen untersuchen, welche Möglichkeiten es gibt Texte unabhängig von ihrem Inhalt zu vergleichen. Dabei werden lexikalische, morphologische und syntaktische Merkmale, aber auch die Verwendung inhaltlich irrelevanter Wörter als Features verwendet. Es wird überprüft, inwiefern die Artikel gruppiert werden können und Rückschlüsse auf Unterschiede im Schreibstil ganzer Zeitungen statt nur einzelner Artikel zulassen.

Des Weiteren wird untersucht, ob und wie sich der Schreibstil einer Zeitung je nach Thema, wie z.B. Politik und Sport, unterscheidet.

## 2 Grundlagen

Wofür werden die folgenden Grundlagen beschrieben, warum relevant zum Thema?

### 2.1 Natural Language Processing

Teilgebiet der Informatik -> Künstliche Intelligenz und Maschinelles Lernen

Verarbeitung natürlicher Sprache -> natürliche Sprache: Menschliche Sprachen, die sich über lange Zeit entwickelt haben

Große Herausforderung, da menschliche Sprachen sehr variabel sind, da sie sich in einem endlosen Entwicklungsprozess befinden. Die Analyse der Semantik eines Satzes oder Textes ist für Computer besonders schwierig, da sich die Bedeutung häufig erst durch den Kontext ergibt.

Mit den schnellen Fortschritten im Bereich des Maschinellen Lernens in den letzten Jahrzehnten, eröffneten sich für die Verarbeitung natürlicher Sprache völlig neue Möglichkeiten. Die Erkennung von Syntax und Semantik wurde damit immer präziser und das Teilgebiet immer relevanter. Jedoch basiert dies immer noch hauptsächlich auf Algorithmen des Supervised Learning für die die Texte vorher manuell annotiert werden müssen. Ein bekanntes Beispiel für einen Korpus deutscher Sprache mit solchen Annotationen ist der TIGER Corpus <sup>1</sup>.

TODO: Unterschied zwischen Englisch und Deutsch, welche Herausforderungen/Einschränkungen

---

<sup>1</sup> <http://www.ims.uni-stuttgart.de/forschung/ressourcen/korpora/tiger.html>

## 2 Grundlagen

### 2.1.1 Pipeline

Bei der Analyse eines Textes werden in der Regel verschiedene Schritte abgearbeitet, die jeweils eigene Merkmale der Sprache untersuchen. Es entsteht eine so genannte Pipeline, die je nach Anwendungsfall unterschiedlich aussieht. Das sequenzielle Ausführen dieser einzelnen Vorgänge ist notwendig, da beispielsweise die Analyse der Syntax voraussetzt, dass das Dokument bereits in Token zerlegt wurde. Im Folgenden werden die für diese Arbeit relevanten Schritte beschrieben.

TODO: eventuell noch andere Modelle beschreiben?

Tokenisierung

POS-Tagging

Dependency Parsing

Lemmatisierung

## 2.2 Machine Learning

Was ist Machine Learning? Erklärung der Basics, die für diese Arbeit relevant sind.

### 2.2.1 Feature Engineering

Was bedeutet Feature Engineering? Sehr wichtiger Schritt; ausschlaggebend für das letztendliche Resultat. In Natural Language Processing sehr viele verschiedene Ansätze: teilweise Studien die sich nur damit befassen, welche Features es gibt/am besten geeignet sind um xy zu erkennen/erreichen. Anreißer welche Ansätze es gibt und welche in dieser Arbeit nicht berücksichtigt werden. Dieser Prozess wird Feature Selection genannt und

## 2 Grundlagen

ist sehr wichtig aus verschiedenen Gründen: Dimensionalität, Noise Reduction, kürzere Trainingszeiten (aus Wikipedia en).

### 2.2.2 Dimensionsionalitätsreduktion

Fluch der Dimensionalität: Je mehr Dimensionen es gibt, umso weniger sagt der Raum aus, da die Daten immer weiter voneinander entfernt liegen. Hängt davon ab wieviele Beobachtungen es gibt. Ist fürs Clustering ziemlich wichtig, weil dort die Distanzen wichtig sind. (es gibt auch andere Ansätze wie t-SNE, wo nur Cluster eine Aussagekraft haben und keine Entfernungen). Sehr häufig eingesetztes Verfahren: Hauptkomponentenanalyse (PCA). Features haben dann für sich betrachtet keine Aussagekraft mehr, aber ähnlicher Anteil an Informationen/Varianz bleibt erhalten, obwohl weniger Features. Gut dafür geeignet, Cluster in einem Datensatz zu erkennen. Bei Reduktion auf 2 oder 3 Features kann es dann auch sinnvoll geplottet werden. Dabei gehen aber oft viel zu viele Informationen verloren.

### 2.2.3 Klassifizierung

Was ist Klassifizierung? Zuordnung einer neuen Beobachtung zu einer Kategorie aus einem vordefinierten Set. Wurde vorher auf Basis eines Trainingssets trainiert, bei denen die Kategorie bekannt ist (supervised learning) (aus Wikipedia en). Wie funktioniert Klassifizierung grob (One vs All, Multinomial...). Welche Klassifizierungsalgorithmen gibt es? Auf jeden Fall keinen besten.

## 3 Textverarbeitung

Welche Schritte sind erforderlich, was muss besonders berücksichtigt werden?

### 3.1 Verwendete Tools

#### 3.1.1 Python

Python ist die am häufigsten für Machine Learning verwendete Sprache und es gibt eine Vielzahl an packages die für nlp/ml optimiert sind. Welche packages wurden für diese Arbeit primär genutzt und warum so gut? Zwei sehr wichtige im Detail, sonst noch Numpy, Pandas und Matplotlib? Anaconda?

#### 3.1.2 SpaCy

Was kann Spacy alles? Warum für Spacy entschieden? (ist für die deutsche Sprache schon sehr ausgereift). Vergleich zu anderen NLP tools und Überblick über die tatsächliche Schnelligkeit auf meiner Maschine beim processen?

#### 3.1.3 Scikit-learn

Was kann sklearn alles? Warum für sklearn entschieden? Wie funktioniert es genau? Vergleiche zu anderen ML tools?



## 3.2 Datenselektion

Die Auswahl der Daten ist Grundlage für alles, blabla

### 3.2.1 Datensatz

Woher kommt der Datensatz? Wie groß? Welche Zeitungen? Überblick der Zeitspanne. Illustration wie verschieden die Artikel sind?

### 3.2.2 Normalisierung

Welche Normalisierungen mussten vor der Aufbereitung durchgeführt werden: Herausfiltern von viel zu kurzen Artikeln/Artikeln ohne Inhalt, Zuordnung von Kategorien zu jedem Artikel, Vereinheitlichung des Formats des Datums (ISO). Oft veröffentlichen Zeitungen auch Artikel einer Newsagentur wie z.B. der dpa, diese müssen herausgefiltert werden, um den Schreibstil einer Zeitung ermitteln zu können (nur Artikel von Autoren der Zeitung sollen berücksichtigt werden). Illustration zum Anteil der dpa Artikel.

## 3.3 Textaufbereitung

Analyse der Texten mit einem Natural Language Processing Tool, das die zuvor beschriebene Pipeline durchläuft (SpaCy). Vorherige Ansätze? Nachbereitung der Texte: Entfernen von vermeintlichen Sätzen mit weniger als 4 Wörtern. Musste dort sehr rigoros sein, da jeglicher Inhalt mit enthalten war, so auch Kürzel wie (dpa), der Ort, Autor, Quellen oder Verweise.

## 3.4 Featuregenerierung

Es gibt eine Vielzahl an Features, die man für einen Text generieren bzw. auswählen kann, ohne dass dabei der Inhalt des Artikels einen Einfluss hat. Verweis zu Studien, die analysiert haben, welche Kombination an Features die besten Resultate liefern.

### 3.4.1 Token-basiert

Durchschnittliche Satzlänge, durchschnittliche Wortlänge? Frequenz der n häufigsten Wörter (bei mir 30, 50, 100). Sind dann Wörter wie ['der', 'ich', 'dieser']

### 3.4.2 Lexikalisch

Type-token ratio: Beurteilt die Reichhaltigkeit des Vokabulars, dafür gibt es noch mehr präzisere Indizes (in der Studie von 2000 sind einige Beispiele). Nachteil: funktioniert besser, je länger die Texte sind und die Artikel sind durchschnittlich nicht besonders lang. Illustration dazu? Readability: Wieder gibt es hier viele verschiedene Indizes. In dieser Arbeit verwendet wurde der Flesch-Reading Ease Index unter Berücksichtigung dass die Sprache Deutsch ist (gibt noch viel mehr für Englisch). Erforderte die Berechnung, wieviele Silben ein Wort hat (war in der Pipeline nicht mit drin)

### 3.4.3 Morphologisch

POS unigrams: Die Frequenz der einzelnen Wortarten für jeden Artikel, ist teilweise nur sehr gering und auch hier erhöht sich die Aussagekraft mit der Länge des Artikels. Lexical Density: Wieviele Wörter des Artikels tragen zum Inhalt bei (Nomen, Verben, Adjektive, Adverbien) im Verhältnis zur Gesamtanzahl an Wörtern? Ähnlich zur Stop-word Frequency, die auch berechnet wurde, aber zu sehr mit der lexikalischen Dichte korreliert.

#### **3.4.4 Syntaktisch**

Dependency relation unigrams: Die Frequenz der einzelnen Dependency relations für jeden Artikel, ist teilweise nur sehr gering und auch hier erhöht sich die Aussagekraft mit der Länge des Artikels.

## 4 Datenauswertung

Wie können die Daten überhaupt ausgewertet werden? Es müssen gleichzeitig die Performance der Features, als auch des Algorithmus zur Klassifizierung analysiert und ausgewertet werden.

### 4.1 Klassifizierung

Warum versuche ich die Klassifizierung? Weil wenn Klassifizierung nicht wirklich funktioniert und kein Model trainiert werden kann, welches die Zeitung auf Basis der Daten predicten kann, dann ist auch keine Gruppierung möglich. Ist zudem eine sehr gute Methode dafür festzustellen, an welchen Features man die Zeitungen am besten voneinander unterscheiden kann und welche eventuell völlig unnötig sind und so bei der Gruppierung nur stören würden.

#### 4.1.1 Vorbereitung des Datensatzes

Für das Training muss der Datensatz in Train/Testset aufgeteilt werden. Welche Aufteilung habe ich hier gewählt und warum? Die Daten müssen vorher normalisiert/standardisiert werden. Kommt allerdings auch auf die ausgewählten Features und den gewählten Algorithmus an.

#### 4.1.2 Feature Selection

Welche Verfahren wurden zur Feature Selection verwendet? Warum? Warum war das überhaupt nötig. Vergleich zu bzw. Verweis auf bisherige(n) Studien zur Feature Selection zur

## 4 Datenauswertung

Genre/Author detection. (evtl. welche Features sind pro Zeitung relevant gewesen? weil unterschiedliche thetas pro Kategorie bei One vs Rest Klassifizierung)

### 4.1.3 Messung der Performance

Welche verschiedenen Ansätze gibt es hier?

F-Maß

Wahrheitsmatrix

**Beurteilung der Wahrscheinlichkeiten** Wahrheitsmatrix kann auch mit den probabilities gemacht werden. Sagt noch mehr über die Sicherheit der Vorhersagen aus.

### 4.1.4 Verwendete Verfahren

Warum müssen verschiedene Verfahren getestet werden?

Linear Discriminant Analysis

Logistische Regression

Random Forest

Support Vector Machines

### 4.2 Clustering

Zuerst wurde untersucht, ob beim Clustering der einzelnen Artikeln jeder Zeitung Cluster entstehen, welche die einzelnen Zeitungen repräsentieren. Weiterhin wird überprüft, ob sich dabei Cluster ergeben, die Artikel verschiedener Zeitung haben. Das wäre dann schon ein sehr guter Indikator dafür, dass zwei oder mehr Zeitungen einen ähnlichen Schreibstil haben. Ein weiterer Ansatz ist es, den Durchschnitt jeder Zeitung zu berechnen und anschließend die Zeitungen zu clustern. Dies hat jedoch Nachteile: Der Durchschnitt einer Zeitung ist nicht besonders repräsentativ, besonders wenn die Standardabweichung hoch ist. Zudem gibt es hier je nach Kategorie nur etwa 8 oder weniger "Beobachtungen" die geclustert werden können.

#### 4.2.1 Feature Extraction

Wie in den Grundlagen bereits beschrieben, ist es beim Clustering besonders wichtig, dass die Dimensionalität nicht hoch ist. Vor allem für die Visualisierung ist es notwendig, die Features auf zwei Dimensionen zu reduzieren.

**PCA** Hauptkomponentenanalyse: welche Ergebnisse gibt es hier?

**t-SNE** Ein Verfahren, was genau dafür gedacht ist visuell Cluster zu zeigen, bei denen die Distanz untereinander im Plot keine Aussagekraft hat. Wie sehen hier die Ergebnisse aus? Spoiler: KACKEE

## 5 Ergebnis

# **Literaturverzeichnis**



# **Abbildungsverzeichnis**

# Erklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe, dass alle Stellen der Arbeit, die wörtlich oder sinngemäß aus anderen Quellen übernommen wurden, als solche kenntlich gemacht und dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegt wurde.

Ort, Datum

Unterschrift