Untersuchung des Zusammenhangs zwischen Songlyrics und Genre mit KI

Studienarbeit

des Studienganges Informatik

an der Dualen Hochschule Baden-Württemberg Stuttgart

von

Anja Niedermeier und Samara Dominik

13.06.2024

**Bearbeitungszeitraum**  01.10.2023 bis 13.06.2024

**Matrikelnummer, Kurs** 5697407, 1047506, INF21C

**Betreuerin** Prof. Dr. Monika Kochanowski

Inhaltsverzeichnis:

1.Einleitung

1.1.Motivation (0,5 Seiten) (Anja)

1.2.Problemstellung/ Forschungshypothesen (1,5 Seiten) (Anja)

1.3.Herangehensweise (1 Seite) (Samara)

2.Theoretische Grundlagen

2.1.Grundlagen der Textverarbeitung und -analyse (2 Seiten) (Samara)

2.2.Techniken der Textanalyse (2 Seiten) (Samara)

2.3.Latent Dirichlet allocation (2 Seiten) (Anja)

2.4.Sentiment-Analyse (2 Seiten) (Anja)

2.5. Wortfrequenzanalyse (mit Zeichensetzung, Liedlänge etc.) (2 Seiten) (Samara)

2.5.Verwendete Tools (1 Seite) (Anja)

2.6.Methoden der Textrepräsentation (3 Seite) (Anja)

2.6.1 Rule Based

2.6.2 Statistisch

2.6.3 Neural network based

2.7.Verwandte Arbeiten (1 Seite) (Samara)

3.Durchführung

3.1.Datenbeschaffung (mit vergleich der anderen Quellen, 1 Seite) (Samara)

3.2.Data Understanding (5 Seiten) (Samara)

3.3.Data Preparation/ Data Cleaning (4 Seiten) (Samara)

3.4.Textanalyse

3.4.1. Latent Dirichlet allocation (5 Seiten) (Anja)

3.4.2. Sentiment-Analyse (5 Seiten) (Anja)

3.4.3. Kombination Sentiment und LDA (5 Seiten) (Anja)

3.4.4. Wortfrequenzanalyse (5 Seiten) (Samara)

3.4.5. Analyse der Liedlänge, Wortfülle und Zeichensetzung (5 Seiten) (Samara)

3.4.6.Vergleich der Textanalysemethoden (4 Seiten) (Anja)

3.5 Skalierung der Ergebnisse

3.6.Auswertung Ergebnisse (3 Seiten) (Samara)

4.Fazit (1 Seite) (Anja)

5.Ausblick (1 Seite) (Anja)

# Einleitung

## Motivation

## Problemstellung/Forschungshypothesen

* Das Thema eines Liedes lässt sich durch Sprachverarbeitungsmethoden erschließen
* Es besteht ein Zusammenhang zwischen Lyric und Genre
* Anhand der Lyrics eines Liedes lässt sich das Genre mit einer Genauigkeit von 70%
* erschließen
* Anhand der Lyrics lässt sich schließen welche Genres thematisch ähnlich sind
* In populären Genres (Rock und Pop) gibt es eine größere Diversität an Textthematiken
* HipHop ist grundsätzlich negativer im Sentiment, während Country grundsätzlich eher positiv ist
* Es ist möglich nach der LDA jedem der ermittelten Topics eine sinnvolle Überschrift zu geben
* Anhand der Lyrics ist es möglich, vorherzusagen, ob ein Song Country oder HipHop ist. Gegebenenfalls sind auch weitere Genrepaare möglich.
* Die Kombination von LDA und Sentiment Analyse ergibt bessere Ergebnisse als jede der Methoden alleine
* Bereits durch einfache Wortfrequenzanalyse können Unterschiede zwischen einzelnen Genres festgestellt werden
* Auch andere Lyric-Eigenschaften wie Anzahl der Wörter/Wortlänge/Wortschatz können Indikatoren für Liedgenres sein
* Die Ergebnisse von LDA und Sentiment Analyse stimmen im Wesentlichen überein

## Herangehensweise/Methodik

# Theoretische Grundlagen

## Methoden der Textrepräsentation

Natürliche Sprache wie sie in Songtexten verwendet wird kann in ihrer Rohform nicht von Computern verarbeitet werden, da die Aneinanderreihung von einzelnen Zeichen dafür zu unstrukturiert ist. Deshalb müssen Texte bevor sie als Input von Machine Learning Algorithmen genutzt werden können in ein passendes Format gebracht werden. Diese Repräsentation ist meist ein multidimensionaler, numerischer Vektor, der die Eigenschaften des Textes so gut wie möglich widerspiegeln soll.[1]

Die Methode, die zur Textrepräsentation verwendet wird, ist dabei ausschlaggebend für die Qualität der Ergebnisse. Je mehr Informationen des ursprünglichen Rohtextes in den Repräsentationen enthalten sind, desto besser können diese auch von den Verfahren berücksichtigt werden, was ihre Aussagekraft und Effektivität erhöht. [2]

Patil et al. klassifizieren die Verfahren zur Textrepräsentation in [3] in drei verschiedene Gruppen: regelbasiert, statistisch und basierend auf neuronalen Netzen

### Regelbasierte Textrepräsentation

Regelbasierte Verfahren wurden primär in den Anfängen von NLP verwendet, bevor sie von besser geeigneten Methoden abgelöst wurden. Dabei werden Texte nicht in ein anderes Format gebracht, sondern in ihrer ursprünglichen Form weiterverarbeitet. Dazu werden die Regeln kontextfreier Grammatiken auf die Texte angewendet, um diese zu analysieren. Die dabei entstehenden komplexen if-then Regeln konnten allerdings die Komplexität und Mehrdeutigkeit von natürlichen Sprachen nicht komplett abdecken. Deshalb waren diese nicht nur aufwändiger und rechenintensiver als notwendig, sondern auch fehleranfällig. [3]

### Statistische Repräsentationsverfahren

Abgelöst wurden regelbasierte Methoden im Laufe der Entwicklung durch statistische Verfahren, bei denen primär die Anzahl der Wörter im Text betrachtet wird. Einige bekannte Techniken umfassen dabei One Hot Encoding (OHE), Bag of Words (BOW), Term-Frequency (TF) und Term-Frequency Inverse-Document-Frequency (TF-IDF). [3]

//TODO Erklärung einzelne Techniken

Neben der konkreten Implementierung von Bag of Words, hat der Begriff im Kontext des Natural Language Processing eine weitere Bedeutung. Damit werden alle verfahren zusammengefasst, die von der Annahme ausgehen, dass die Reihenfolge der Wörter innerhalb eines Dokumentes nicht von Bedeutung ist. [4] Der Begriff wird deshalb oft stellvertretend für die Gesamtheit der statistischen Repräsentationsverfahren genutzt.

Durch die Anwendung statistischer Repräsentationsverfahren können bei vielen Modellen bessere Ergebnisse erzielt werden als durch regelbasierte Verfahren. Gleichzeitig sind sie auch einfacher zu implementieren und weniger komplex. Trotzdem weisen sie einige Nachteile auf. Zum einen wird durch die Beschränkung auf die Wortanzahl die Reihenfolge der Wörter innerhalb des Textes vernachlässigt. [5] Zwei unterschiedliche Dokumente können beispielsweise im BOW Format eine identische Repräsentation aufweisen, solange sie die gleichen Wörter besitzen. Durch eine unterschiedliche Aneinanderreihung dieser Wörter könnten sie allerdings komplett unterschiedliche Inhalte vermitteln. Ein Beispiel für dieses Problem wären die beiden unterschiedlichen Sätze

1. „Die Katze jagt die Maus“
2. „Die Maus jagt die Katze“

//TODO: Find Example not by chatgpt

Während die beiden Aussagen eine identische BOW Repräsentation haben, ist ihre eigentliche Bedeutung sehr unterschiedlich, was durch das Modell nicht berücksichtigt werden kann.

Des Weiteren geht bei statistischen Darstellungsformen auch die Semantik der Wörter verloren. Wörter mit mehreren unterschiedlichen Bedeutungen werden dabei nicht unterschieden und auch die Distanzen zwischen den Wörtern sagen nichts über deren semantischen Verwandtschaftsgrad aus. Bei der One-Hot Kodierung der Wörter „powerful“, „strong“ und „Paris“, wären beispielsweise alle drei dieser Wörter im Vektorraum gleich weit voneinander entfernt. Sinnvoller wäre allerdings eine Repräsentation, bei der die Wörter „powerful“ und „strong“ einander näher wären. [5]

Ein letzter Nachteil dieser Lösungen ist ihre hohe Dimensionalität. Je größer das Lexikon, das als Grundlage für die Repräsentationen verwendet wird, desto größer werden auch die Ergebnisvektoren. Das ist vor allem ein Problem, wenn die Wortüberschneidungen zwischen den einzelnen Dokumenten nur gering sind. Das führt dann zu sogenannten „sparse“ Vektoren, die bei großer Dimensionalität auf sehr vielen Stellen mit null besetzt sind. Diese Probleme führen zu einer vergleichsweise geringen Informationsdichte bei gleichzeitig hohem Rechenaufwand. [3], [5]

Dem Nachteil der hohen Dimensionalität kann entgegengewirkt werden, indem Techniken zur Reduzierung der Dimensionen angewendet werden. Das Ziel dabei ist es, die Vektoren kleiner zu machen und dabei den kleinstmöglichsten Informationsverlust in Kauf nehmen zu müssen. Diese Art von Repräsentation umfassen zum Beispiel Latent Semantic Indexing (LSI) und die auch in diesem Projekt verwendete Latent Dirichlet Allocation (LDA), welche in einem späteren Kapiteln genauer beschrieben wird. Sie sind besonders geeignet für Klassifikationsprobleme, während komplexere Aufgaben wie Chatbots oder Sprachgenerierung damit nur schwer umzusetzen sind. [3]

### Repräsentationstechniken mit neuronalen Netzen

Die Limitierungen der vorherigen Textrepräsentationen konnten zu großen Teilen überwunden werden durch sogenannte Wortvektoren oder Embeddings, die durch neuronale Netze generiert werden. Diese Wortvektoren vermitteln ein tieferes Wissen über die tatsächliche semantische Bedeutung und können Konzepte wie Synonyme und Antonyme modellieren. Die Wortvektoren zweier Wörter, die eine ähnliche Bedeutung haben, so wie „strong“ und „powerful“, hätten so zum Beispiel eine geringere euklidische Distanz zueinander als jeweils mit dem Wort „paris“. Um bedeutungsvolle Wortvektoren zu generieren werden keine statistischen Methoden verwendet, sondern der Kontext (also die benachbarten Wörter), in dem ein Wort auftaucht, wird berücksichtigt. [3]

Die meisten Embeddings für NLP fokussieren sich auf die Repräsentation von einzelnen Wörtern statt von ganzen Texten. So zum Beispiel der Generierungsansatz Word2Vec, bei dem ein neuronales Netz basierend auf seinen benachbarten Wörtern darauf trainiert wird, das Zielwort vorherzusagen (oder anders herum). Eine der so entstehenden inneren Schichten des Netzes, die sogenannte Projection Layer, wird dann extrahiert und als Embeddings verwendet. [3], [6]

Die meisten Methoden zur Textrepräsentation, die sich auf neuronale Netze stützen, sind beschränkt auf die Darstellung von einzelnen Wörtern. Diese sind für die Analyse von ganzen Texten jedoch meist nicht von hoher Relevanz, da es dabei eher um den zusammengesetzten Kontext dieser Wörter geht. Es gibt Ansätze, die sich damit beschäftigen, wie man ganze Sätze mithilfe ihrer Wortvektoren repräsentieren kann. Zum Beispiel kann ein Satz dargestellt werden als der gewichtete Durchschnitt seiner einzelnen Wortvektoren. Dabei geht allerdings, wie auch bei den statistischen Standardverfahren, die Reihenfolge der Wörter innerhalb des Textes verloren. [5]

Trotzdem gibt es auch einige Ansätze, bei denen versucht werden soll ganze Dokumente in einen Vektorraum zu übersetzen. Ein Beispiel dafür ist der von Le und Mikolov in [5] vorgestellte Paragraph Vector, auch bekannt als Doc2Vec, der Texte beliebiger Länge in Vektorrepräsentationen verwandeln kann. Der Ansatz von Doc2Vec ist eine Erweiterung des Word2Vec Modells. Die Grundidee, aus den benachbarten Wörtern ein Zielwort vorherzusagen ist dabei gleich. Zusätzlich wird aber auch der jeweilige Paragraph in dem das Wort vorkommt als Eingabeparameter inkludiert, um die Vorhersage zu unterstützen. Aus dem so entstehenden neuronalen Netz kann dann in einem weiteren Inferenzschritt der Paragraph Vector für einen neuen Abschnitt berechnet werden. [5] Dieses Konzept wird visualisiert in Abbildung 1

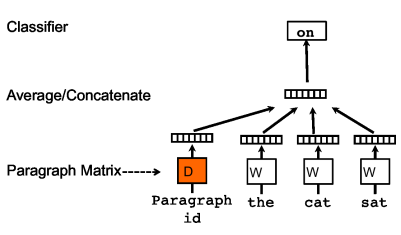


Abbildung 1: Doc2Vec Architektur [5]

Doc2Vec hat gegenüber Bag of Words Modellen den Vorteil, dass es die semantische Bedeutung der einzelnen Wörter beibehält. Das liegt an der Berücksichtigung der Wortvektoren innerhalb des Modells. Zudem wird auch zu einem gewissen Grad (innerhalb eines beschränkten Kontextfensters) die Wortreihenfolge miteinbezogen. [5] Im Vergleich mit anderen Verfahren wiesen Paragraph Vectors bei Aufgaben zur Sentiment Analyse und Informationsgewinnung niedrigere Fehlerquoten auf und auch bei der Textklassifizierung schlägt die Methode klassische Bag of Words Ansätze. [5]

## Latent Dirichlet allocation (LDA)

Wie bereits in Kapitel 2.1.2 beschrieben ist die sogenannte Latent Dirichlet Allocation (LDA) den statistischen Repräsentationsverfahren zuzuordnen.

# Durchführung

## Datenbeschaffung

## Data Understanding

Auch Problem: Reduzierte Anzahl an unterschiedlicher Genres im Vergleich zu der tatsächlichen Menge von Genres

## Data Preparation

tbd

## Data Cleaning

Die Erkenntnisse aus Kapitel 3.2 Data Understanding sollen nun angewendet werden, um den Datensatz bereinigt für die folgenden Analysen zur Verfügung stellen zu können.

Dazu gehören zum einen kleinere Verbesserungen wie das Bereinigen der Duplikate und das Entfernen der nicht-englischen Lieder, sowie von Liedern mit weniger als 50 Zeichen und mehr als 9000 Zeichen, da es sich bei diesen hauptsächlich um fehlerhafte Daten handelt.

Die größte Fehlerquelle, die aus dem Data Understanding ersichtlich wurde, stellen jedoch die teilweise falsch gelabelten Genres dar. Hier muss nun erwogen werden, wie mit diesem Problem in der Datenqualität weiter zu verfahren ist.

Dabei stehen hier einige Möglichkeiten zur Auswahl, zum einen könnten die falsch gelabelten Daten im Datensatz gelassen werden, zum anderen könnten die falsch gelabelten Daten vollständig aus dem Datensatz entfernt, beziehungsweise richtig gelabelt werden. Zwischen diesen beiden Extremen gibt es zusätzliche Optionen, wie die Künstler mit den meisten Liedern für das jeweilige Genre aus dem Datensatz zu nehmen und bei diesen die falsch zugeordneten Genres zu überarbeiten. Zudem könnte auch eine kleinere Mischung aus Liedern von häufigen und weniger häufigen Künstler für jedes der Genre genommen und per Hand richtig gelabelt werden.

Nicht verändert werden soll das Ungleichgewicht der Künstler und Genres.

Im Folgenden soll nun untersucht werden, welche Art der Bereinigung der falsch gelabelten Lieder für das weitere Vorgehen gewählt werden soll. Im Anschluss wird ein Überblick über den bereinigten Datensatz, mit welchem im Folgenden weitergearbeitet wird, gegeben.

### Keine Änderung der falsch zugeordneten Genre

Aus dem zuvor durchgeführten Data Understanding wird ersichtlich, dass einige Künstler in dem Datensatz falsch zugeordnete Genre zu ihren Liedern haben. Diese Erkenntnis stammt allerdings lediglich aus einigen Stichproben, die im Rahmen des Data Understandings durchgeführt wurden. Als Beispiele sind hier, wie bereits im vorherigen Kapitel erwähnt, 50 cent zu nennen, der anscheinend hauptsächlich Pop statt HipHop-Songs im Datensatz vertritt, ähnlich wie auch die Punk-Band Bad Religion hauptsächlich der Pop-Musik und lediglich zu geringen Teilen der Rock-Musik zugeordnet wird.

Wenn man statt diesen Stichproben allerdings die häufigsten Künstler für jedes Genre vergleicht und anschließend recherchiert, welchem Genre diese Künstler tatsächlich hauptsächlich zugeordnet sind, dann kommt man mehrheitlich zu dem Ergebnis, dass die jeweiligen Künstler tatsächlich dem gelabeltem Genre zugeordnet werden können.

Dieser vermeintliche Gegensatz hat zwei Gründe. Einerseits ist es so, dass viele Künstler und ihre Lieder zugleich mehreren unterschiedlichen Genres zugeordnet werden können. Dieser Datensatz ordnet jedem Lied aber immer nur genau ein Genre zu, sodass verschiedene Genremischungen und Zuordnungsmöglichkeiten nicht berücksichtigt wurden. Andererseits muss beachtet werden, dass Genres wie beispielsweise die Rockmusik einige Unterformen haben können, so kann man die Punk- oder die Alternative-Musik beispielsweise als eine Unterform der Rock-Musik ansehen. Je differenzierter die Labeling eines Liedes, desto genauer werden natürlich die Analyseergebnisse. Allerdings ist es in diesem Sinne auch nicht falsch, Punk-Musik als Rock-Musik zu bezeichnen, da diese schließlich das übergreifende Musikgenre ist. Des Weiteren wandelt sich Musik und die Wahrnehmung dieser im Laufe der Zeit. Während Elvis Presley beispielsweise in den 50ern einer der populärsten Künstlern war, der auch neue, revolutionäre Ideen habe und zu dieser Zeit durchaus dem Rock zugeordnet wurde, so wäre seine Musik heutzutage eher einer Unterform des Rocks, dem Rock’n’Roll oder weiteren Genres wie dem Blues oder dem Country zuzuordnen.

Diese Betrachtung führt einen zu dem Schluss, dass die meisten Lieder, bis auf einige Ausnahmen, im Datensatz nicht falsch, sondern höchstens unvollständig gelabelt sind. Die weitere Analyse also über den gesamten Datensatz durchzuführen hätte die Vorteile, dass mit dem geringsten Arbeitsaufwand an Bereinigung der Daten und dabei dem größten Datensatz weitergearbeitet werden kann. Als Nachteil dieses Vorgehens ist dennoch die Möglichkeit leicht verfälschter oder nicht ganz genauer Ergebnisse zu nennen.

### Vollständiges Entfernen/ Korrigieren der falsch zugeordneten Genre

Mit der vollständigen Entfernung oder Korrektur der Daten kann das Problem der falschen, beziehungsweise weniger genauen Ergebnisse gelöst werden. Hierfür müsste allerdings jeder Datensatz einzeln durchgegangen und für jedes Lied recherchiert werden, ob es sich um das richtig zugeordnete Genre handelt. Bei der Entscheidung für das Entfernen der falsch zugeordneten Lieder müssten im nächsten Schritt alle betroffenen Datensätze gelöscht werden. Wenn sich zu einer Korrektur der betroffenen Datensätze entschieden wird, so sollten weitere Genres dem Datensatz hinzugefügt werden, um eine bessere Differenzierung und genauere Ergebnisse erreichen zu können. Von einer Zuordnung von mehreren Genres zu einem Song sollte auch hier abgesehen werden, da dies Probleme in der späteren Textanalyse verursachen könnte. Der Vorteil des Löschens aller fehlerhaften oder ungenauen Datensätze wäre, dass mit einem fehlerfreien Datensatz gearbeitet werden könnte. Die Nachteile sind jedoch die zeitaufwendige Arbeit des Herausfindens der fehlerhaften Datensätze, zumal diese Aufgabe nur schwer automatisiert werden kann, sowie die Tatsache, dass bei dieser Methode nicht bekannt ist, wie viele Datensätze nach der Bereinigung übrigbleiben. Dagegen kann beim Korrigieren der fehlerhaften Datensätze nach wie vor mit dem vollständigen Datensatz weitergearbeitet werden, zudem würde diese Bereiningungsmethode einen noch genaueren Datensatz und damit möglicherweise bessere Ergebnisse hervorbringen. Allerdings wäre dieses Vorgehen deutlich zeitaufwendiger als das reine Löschen der fehlerhaften Datensätze, welches allein schon sehr viel Arbeitszeit kostet.

### Überarbeitung der falsch zugeordneten Genre der häufigsten Künstler

Das Problem des hohen Arbeitsaufwandes in der Bereinigung aller Datensätze kann dadurch gelöst werden, dass von vorneherein bereits nur ein kleinerer Teil des Originaldatensatzes betrachtet und später auch für die Analysen genutzt wird. Eine Möglichkeit diesen Teil festzustecken, ist die 20 häufigsten Künstler jedes Genres herauszufiltern, was 100 unterschiedliche Künstler im Datensatz und 30- 35 tausend unterschiedliche Lieder bedeuten würde. Anschließend würde jeder Künstler einzeln betrachtet und mit allen seinen Liedern, dem Hauptgenre des Künstlers zugeordnet werden. Dabei können auch neue Genres hinzugefügt werden. Der Vorteil dieser Methode ist, dass innerhalb des verkleinerten Datensatzes jeder Künstler und die zugeordneten Genres einzeln überprüft werden können, ohne einen übermäßigen Arbeitsaufwand zu produzieren. Der Datensatz bleibt dabei dennoch bei einer ausreichend großen Größe. Allerdings kann hier aufgrund des nach wie vor großen Datensatzes nicht jedes Lied einzeln durchgegangen werden, sodass, vor allem bei Künstlern, die ihr Genre im Laufe ihrer Karriere geändert haben, neue Fehler erzeugt, beziehungsweise sogar ursprünglich richtig gelabelte Datensätze falsch gelabelt werden könnten. Zudem ist nicht auszuschließen, dass wir keine vorbeeinflussten Ergebnisse in der Analyse erzielen, wenn wir für den neuen Datensatz lediglich die 20 häufigsten Künstler jedes Genres auswählen.

### Überarbeitung der falsch zugeordneten Genre aus eine Mischung von Künstlern

Das Problem der vorbeeinflussten Werte könnte wiederum durch eine zufällige Auswahl 30 unterschiedlicher Künstler aus jedem Genre gelöst werden. Die Anzahl der Künstler aus jedem Genre wurde um 10 erhöht, da bei einer zufälligen Auswahl nicht garantiert ist, ob ein Künstler lediglich ein oder mehrere hunderte Lieder im Datensatz hat und somit die Mindestanzahl an Liedern erhöht wird. Somit wären bei diesem Vorgehen 300 Künstler einzeln, wie in der zuvor beschriebenen Methode, zu untersuchen und mögliche fehlerhafte Datensätze entsprechend zu beschriften. Dies entspricht im schlechtesten Fall 300 Datensätzen und kann im besten Fall 30 bis 40 tausend Datensätze beinhalten. Der Vorteil dieser Methode deckt sich mit dem der vorherige, zudem ist hier durch die zufällige Auswahl der Künstler die Wahrscheinlichkeit an vorbeeinflussten Ergebnissen deutlich geringer.

### Auswahl der Vorgehensweise

Nachdem in den vorherigen Kapiteln nun verschiedenen Vorgehensweisen bezüglich der falsch gelabelten Genres untersucht wurden, wird sich nun dafür entschieden, den Datensatz hinsichtlich der falsch zugeordneten Genres in seiner Originalversion beizubehalten. Der Grund hierfür ist die Tatsache, dass nach der Analyse deutlich wurde, dass nur eine geringe Anzahl der Genres tatsächlich falsch zugeordnet ist und die restlichen, vermeintlich falsch zugeordneten Lieder lediglich nicht ganz genau zugeordnet wurde. Würden wir nun diese Lieder korrigieren oder entfernen, wäre das zu zeitaufwendig für den Rahmen der Projektarbeit und nur einen Teil des Datensatzes über die Künstler und deren Hauptgenres zu überarbeiten, birgt ein zu hohes Risiko mehr neue Fehler zu erzeugen, als es korrigieren würde.

### Bereinigter Datensatz

Die Bereinigung des Datensatzes beinhaltet nun gemäß der Ergebnisse des Data Understandings das Entfernen der Duplikate, sowie aller Lieder deren Texte kürzer als 50 oder länger als 9000 Zeichen sind. Davon abgesehen soll der Datensatz so groß wie möglich bleiben.

Nach der Bereinigung…

## Textanalyse

## Skalierung der Ergebnisse

## Auswertung der Ergebnisse

# Fazit

# Ausblick

# Bibliographie

[1] K. Babić, S. Martinčić-Ipšić, und A. Meštrović, „Survey of Neural Text Representation Models“, *Information*, Bd. 11, Nr. 11, S. 511, Okt. 2020, doi: 10.3390/info11110511.

[2] Z. Liu, Y. Lin, und M. Sun, *Representation Learning for Natural Language Processing*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2020. doi: 10.1007/978-981-15-5573-2.

[3] R. Patil, S. Boit, V. Gudivada, und J. Nandigam, „A Survey of Text Representation and Embedding Techniques in NLP“, *IEEE Access*, Bd. 11, S. 36120–36146, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3266377.

[4] D. M. Blei, A. Y. Ng, und M. I. Jordan, „Latent dirichlet allocation“, *J. Mach. Learn. Res.*, Bd. 3, Nr. null, S. 993–1022, März 2003.

[5] Q. V. Le und T. Mikolov, „Distributed Representations of Sentences and Documents“, 2014, doi: 10.48550/ARXIV.1405.4053.

[6] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, und J. Dean, „Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space“. arXiv, 6. September 2013. Zugegriffen: 2. März 2024. [Online]. Verfügbar unter: http://arxiv.org/abs/1301.3781