Digital Business University of Applied Sciences

Masterarbeit zum Thema:

**Der Einfluss von Prompt Engineering auf Large Language Models**

**Im Argument Mining**

zur Erlangung des Grades Master of Science

|  |  |
| --- | --- |
| **Eingereicht von** |  |
| Vorname Name | Benjamin Fels |
| Email | benjamin.fels@student.dbuas.de |
|  |  |
| Matrikelnummer: | 190200 |
| Fachsemester: | 5 |
| Studiengang: | Data Science & Management |
|  |  |
| Datum Abgabe: | 31.01.2025 |
|  |  |
| Gutachter: | Prof. Dr. Marcel Hebing |

Executive Summary

Eine vollständige Zusammenfassung mit Fokus aus actionable insights

Inhaltsverzeichnis

[1 Einleitung 1](#_Toc187929374)

[1.1 Begriffsdefinition + Stand der Forschung 3](#_Toc187929378)

[1.1.1 Argumente und Argument Mining 4](#_Toc187929379)

[1.1.2 Aufgaben des Argument minings 4](#_Toc187929380)

[1.1.3 Argument diagramming techniques / Argument Schemes 5](#_Toc187929381)

[1.1.4 Datensatz / Annotation von Argumenten 5](#_Toc187929382)

[1.1.5 Large Language Models 6](#_Toc187929383)

[2 Daten und Methoden 10](#_Toc187929384)

[2.1 Modell / LLM / Large Language Model 10](#_Toc187929385)

[2.2 Datensatzbeschreibung 12](#_Toc187929386)

[2.3 Methode 14](#_Toc187929387)

[2.3.1 Tech Stack 14](#_Toc187929388)

[2.3.2 Metriken zur Evaluation 15](#_Toc187929389)

[2.3.3 Eingabeaufforderungen / Prompts 18](#_Toc187929390)

[3 Ergebnisse 23](#_Toc187929405)

[4 Diskussion und Handlungsempfehlungen 25](#_Toc187929406)

[5 Fragestellung 27](#_Toc187929407)

[6 Literaturverzeichnis / Quellenverzeichnis 29](#_Toc187929408)

[7 Anhänge & Projektdokumentation 33](#_Toc187929409)

[7.1 Modellvergleich 33](#_Toc187929410)

[7.2 Prompt Templates 35](#_Toc187929411)

# Einleitung

- Vorarbeiten (eigene und extern, v.a. Literaturrecherche)

- Kontext der Arbeit klar verständlich machen

- Entwicklung der Forschungsfrage(n)

Argumente sind ein wichtiger Bestandteil in der menschlichen Kommunikation. Peldszus & Stede (2013, S. 1) bezeichnen Argumentationen sogar als einen der zentralen Aspekte der menschlichen Kommunikation. Dabei werden Standpunkte anhand von Beispielen bestärkt mit dem Ziel die andere Seite von dem eigenen Standpunkt zu überzeugen. Gute Argumente sind zudem die Grundlage für eine fundierte Entscheidungsfindung bei verschiedenen Standpunkten (Stab & Gurevych, 2014, S. 1501). Das verstehen der argumentativen Struktur macht es nachvollziehbar, warum Menschen eine gewisse Meinung zu einem Thema haben (Cabrio & Villata, 2018, S. 5428; Lawrence & Reed, 2020, S. 765). Stab & Gurevych (2014, S. 1501) führen an, dass die automatisierte Erkennung von Argumenten in Texten dazu beitragen kann, die Plausibilität der Argumentationsführung zu prüfen. Der Bereich, welcher sich mit der automatisierten Identifikation von Argumenten in Texten auseinandersetzt, nennt sich Argument Mining. Klassische Ansätze für Argument Mining setzen häufig auf umfangreiche regelbasierte Verfahren oder spezialisierte maschinelle Lernmodelle, die auf spezifische Datensätze trainiert werden (Lawrence & Reed, 2020; Stab & Gurevych, 2017b). Diese Ansätze sind oft zeit- und kostenintensiv und erfordern Fachexpertise. Große Sprachmodelle (engl. Large Language Models, kurz LLMs) ermöglichen hierfür neue Ansätze. Sie liefern dem Stand der Technik entsprechende Ergebnisse bei gängigen Natural Language Processing (NLP) Aufgaben (Ozdemir, 2024, S. 46; Patil & Gudivada, 2024, S. 1). Zu diesen NLP-Aufgaben gehören beispielsweise maschinelle Übersetzung, Beantwortung von Fragen und Informationsextraktion (Han et al., 2024, S. 5; Kochmar, 2022). Sprachmodelle können als Modelle verstanden werden, welche die Abfolge von Token vorhersagen (Patil & Gudivada, 2024, S. 4). Dabei können Token einzelne Buchstaben bis hin zu ganzen Wörtern umfassen (Sanders, 2022). Nach Han et al. (2024, S. 11) bezieht sich die Bezeichnung großes Sprachmodell auf tiefe neuronale Netze mit mehr als einer Milliarde Parametern. Demnach besitzen sie starke Generalisierungsfähigkeiten, die es ihnen ermöglichen auf ein breites Spektrum an Aufgaben angewendet zu werden (Han et al., 2024, S. 34). Bekannte LLMs sind die GPT-Reihe von OpenAI oder die LLaMA-Reihe von Meta (Han et al., 2024, S. 27). Prompt Engineering ist der Prozess, … (hier nur kurz die Bedeutung von Prompt Engineering anführen, Fine-Tuning und Pretrainig dann in Begriffsdefinition aufführen)

bei einem LLM präzise Eingabeaufforderungen, engl. Prompt, zu übergeben, um eine gewünschte Antwort des LLMs zu erhalten (Maharjan et al., 2024, S. 8; Trad & Chehab, 2024, S. 371).

**Ziel / Forschungsfrage**

In der geplanten Untersuchung soll die Wirksamkeit der Methoden des Prompt Engineering an dem Anwendungsfall des Argument Minings untersucht werden. Der Einsatz vortrainierter Modelle ohne umfangreiche Anpassung könnte den Aufwand für Argument Mining erheblich reduzieren. Trotz der Popularität großer Sprachmodelle gibt es nach meinem Kenntnisstand zum jetzigen Zeitpunkt nur einzelne systematische Studien, die sich explizit auf deren Anwendung für Argument Mining und die Rolle von Eingabeaufforderungen fokussieren. Dort soll diese Untersuchung ansetzen. Die vorliegende Masterarbeit zielt darauf ab, die Potenziale und Herausforderungen großer Sprachmodelle im Kontext des Argument Minings zu erforschen. Der Fokus liegt dabei auf der Anwendung von Prompt Engineering, um die Generalisierungsfähigkeiten dieser Modelle gezielt zu steuern und deren Leistung ohne Fine-Tuning für das Argument Mining zu verbessern. Die zentrale Forschungsfrage lautet: Wie beeinflusst der Einsatz von Prompt Engineering Techniken die Leistung von Large Language Models bei der automatisierten Erkennung von Argumentationskomponenten und deren Strukturen?

Ansatz zum automatisieren des Prozesses, zum Überführen von unstrukturierten daten (Text) in strukturierte Argumente.

Davon wird sich erhofft zu

Aufbau der Untersuchung beschreiben

Zur Beantwortung der Forschungsfrage bedarf es zunächst einiger Begriffsdefinition sowie der Beleuchtung des aktuelle Forschungsstands. Anschließend wird in dem Kapitel 2 das ausgewählte Modell, die verwendeten Daten sowie die Vorgehensweise und Methode der Datenanalyse erläutert. Darauf aufbauend werden in Kapitel 3 die Ergebnisse der Untersuchung dargestellt, sodass diese in Kapitel 4 diskutiert und mögliche Handlungsempfehlungen abgeleitet werden können.

## Begriffsdefinition + Stand der Forschung

Definition von wesentlichen Begriffen aus der Forschungsfrage:

1. Argument Mining / Argumentationskomponenten
2. Large Language Models
3. Prompt Engineering & Prompt Engineering Techniken.

### Argumente und Argument Mining

Nach Peldszus & Stede (2013) sowie Stab & Gurevych (2017b) besteht ein Argument aus mehreren Komponenten wie Behauptungen und Prämissen, welche eine bestimmte Struktur durch die Beziehungen zwischen ihnen aufweisen. Demnach wird unter einer Behauptung eine kontroverse Aussage verstanden, welche den zentralen Bestandteil eines Arguments darstellt. Prämissen sind hingegen Gründe für die Rechtfertigung oder Widerlegung solch einer Behauptung. Unter Argument Mining kann hingegen im Hinblick auf diverse Definitionen (Cabrio & Villata, 2018, S. 5427; Lawrence & Reed, 2020, S. 766; Peldszus & Stede, 2013, S. 2; Yeginbergen et al., 2024, S. 11688) die automatische Identifikation und Extraktion der Argumentationskomponenten und deren Beziehungen zueinander aus Texten verstanden werden. Argument Mining stammt aus dem Bereich des NLP (Yeginbergen et al., 2024, S. 11687), welcher wiederum ein Teil aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz ist (Kochmar, 2022; Lu et al., 2024, S. 2). Hier ggf. künstliche Intelligenz definieren

### Aufgaben des Argument minings

Argument Mining lässt sich wiederum in Teilaufgaben zerlegen. Auch hier gibt es in der Literatur abweichende Ansichten, wie diese Teilaufgaben zu unterteilen sind. Es werden sowohl zwei (Cabrio & Villata, 2018, S. 5428; Yeginbergen et al., 2024, S. 11687) als auch drei (Lawrence & Reed, 2020, S. 787–788; Peldszus & Stede, 2013, S. 20; Stab & Gurevych, 2017b, S. 620–621) Teilaufgaben benannt. Inhaltlich sind sich die Teilaufgaben sehr ähnlich und werden je nach Vorgehensweise zusammengefasst. Für diese Untersuchung wird die folgende dreiteilige Gliederung der Teilaufgaben herangezogen. Zunächst wird der argumentative Text von dem nicht-argumentativen Text getrennt, gefolgt von der Unterteilung der Argumentationskomponenten in Behauptungen und Prämissen. Abschließend werden die argumentativen Beziehungen zwischen den Argumentationskomponenten identifiziert.

Da die Teilaufgaben aufeinander aufbauen, wirken sich Fehler am Anfang negativ auf die nachfolgenden Aufgaben aus (Stab & Gurevych, 2017b, S. 648–649).

Zur Bearbeitung der Teilaufgaben werden nach Lawrence & Reed (2020) diverse Techniken, einschließlich statistischer und linguistischer Methoden genutzt. Neuere Argument Mining Ansätze betrachten die Extraktion der Argumente hingegen als eine Sequenzetikettierungsaufgabe (sequence labeling task), vergleichbar mit der Named Entity Recognition (Cheng et al., 2022, S. 2282; Stab & Gurevych, 2017b, S. 636; Yeginbergen et al., 2024, S. 11688).

Cabrio & Villata (2018, S. 5431) tragen die leistungsfähigsten Algorithmen und die am häufigsten verwendeten Merkmale. Demnach werden syntaktische und positionsbezogene Merkmale am häufigsten verwendet.

Ein Modell für jede einzelne Teilaufgabe zu entwickeln ist mit einem hohen Aufwand und Fachwissen verbunden, wie es beispielsweise aus Stab & Gurevych (2017b) hervorgeht. Stattdessen soll sich die gute Performance bei NLP-Aufgaben und die Lernfähigkeit von LLMs zu Nutze gemacht werden und es auf den vollständigen Prozess angewendet werden. Dem LLM wird folglich ein Text übergeben, aus welchem es die Argumentationskomponenten und deren Beziehungen extrahieren soll.

### Argument diagramming techniques / Argument Schemes

Nach (Peldszus & Stede, 2013, S. 6) können Argumente mit ihren Komponenten und Beziehungen in einem Argument-Graphen abgebildet werden, mit dem Prämissen und Schlussfolgerungen als Knoten und der Beziehung zwischen Ihnen als Pfeil. Demnach gibt es verschiedene Theorien zu den Strukturen von Argumenten mit zunehmender Komplexität (Peldszus & Stede, 2013, S. 3–14). Die einfachste Konstellation eines Arguments wäre demnach eine Schlussfolgerung, welche von einer Prämisse unterstützt wird. Auch wenn eine visuelle Darstellung von Argumentationen die Nachvollziehbarkeit unterstützt, ist dies lediglich informativ aufgeführt und nicht Teil der vorliegenden Untersuchung.

### Large Language Models

Einordnung von LLMs in den Kontext KI

Patil & Gudivada (2024, S. 3) unterscheiden drei Phasen bei LLMs: P*re-training*, T*ransfer-Learning und In-Context-Learning.* Nach Han et al. (2024, S. 42) wird beim Pre-training das Model auf einem vielfältigen Datensatz trainiert, damit es eine gute Generalisierungsfähigkeit entwickelt. Während dieser Phase entwickelt ein LLM Mustererkennungsfähigkeiten (Brown et al., 2020, S. 3). Transfer Learning beschreibt hingegen die Anwendung des LLMs auf einen neuen Anwendungsfall (Géron, 2022, S. 6, 350; Patil & Gudivada, 2024, S. 3). Eine spezielle Form des Transfer-Learning ist das Fine-Tuning, wobei mithilfe von aufgabenspezifischen Daten die ursprünglichen Parameter des vortrainierten Modells aktualisiert werden (Brown et al., 2020, S. 6; Han et al., 2024, S. 24; Patil & Gudivada, 2024, S. 18). Bei der dritten Phase In-Context Learning (ICL) wird sich die Generalisierungsfähigkeit eines LLMs zunutze gemacht. Brown et al. (2020, S. 3–6) sowie Wei et al. (2023) zeigen, das mittels Prompts das Modell anhand von Beispielen an die gewünschte Aufgabe angepasst werden kann. Der Begriff ICL beschreibt diese Anpassung des LLM anhand eines Prompts (Brown et al., 2020, S. 3). Die Parameter des Modells werden dabei nicht verändert. ICL kann in Zero-Shot Learning, One-Shot Learning und Few-Shot Learning unterschieden werden (Patil & Gudivada, 2024, S. 23–25; Tunstall et al., 2023, S. 189). Die Unterscheidung richtet sich danach, wie viele Beispiele in der Eingabeaufforderung übergeben werden. Prompt Engineering baut auf dieser Fähigkeit des ICL auf und umfasst den Prozess der Gestaltung von Prompts, um die gewünschten Ausgaben des LLMs zu erhalten (Patil & Gudivada, 2024, S. 20; Trad & Chehab, 2024, S. 369).

**Warum Pretraining keine Alternative ist**

Nach Patil & Gudivada (2024, S. 31) benötigen solche LLMs für das Pretraining tausende an GPUs für mehrere Wochen. Neben den Kosten für die Hardware kommen die Kosten für die benötigte Energy, das Fachpersonal und die Infrastruktur zur Verwendung des LLMs hinzu. Dieser Ansatz ist folglich unbezahlbar für eine Vielzahl von Forschenden (Patil & Gudivada, 2024, S. 31). Die Anpassung eines bereits vortrainierten LLMs mittels Fine-Tuning für die eigene Anwendung ist hingegen kostengünstiger (Patil & Gudivada, 2024, S. 18), benötigt jedoch einen aufgabenspezifischen Datensatz in einem Umfang von mehreren tausend bis hunderttausend Fällen (Brown et al., 2020, S. 3). Dieser ist nicht bei jedem Anwendungsfall vorhanden. Zudem müsste für jede spezifische Aufgabe ein eigenes Modell trainiert werden, wofür wiederum jeweils eigene ausreichend große Datensätze benötigt werden würden (Brown et al., 2020, S. 6; Patil & Gudivada, 2024, S. 18). Auch wenn die Ressourcenanforderungen geringer sind, eignet sich folglich auch dieser Ansatz nicht, sofern keine ausreichenden Daten vorhanden sind.

Laut Lu et al. (2024, S. 2) sind einige Organisationen sind der Auffassung, dass das Training eines eigenen Modells nicht rentabel ist. Die enormen Hardwareanforderungen beim Trainieren eigener LLMs unterstreichen dies.

**Warum Fine-Tuning keine Alternative ist**

stellt die Verwendung eines bereits vortrainiertes LLM und die Anwendung von Fine-Tuning auf den eigenen Anwendungsfall eine Alternative dar, da dies nach Patil & Gudivada (2024, S. 18) kostengünstiger ist. Brown et al. (2020, S. 6) führen jedoch an, dass für das Fine-Tuning ein Datensatz in mit einem Umfang von typischer Weise tausende bis hunderttausende von beschrifteten Beispielen bedarf. Die Notwendigkeit solcher großen Datensätze mit beschrifteten Daten für eine neue Aufgabe schränkt die Anwendbarkeit von LLMs ein. Für viele Aufgaben ist das Zusammenstellen solcher Datensätze aufwändig und müsste für jede Aufgabe wiederholt werden (Brown et al., 2020, S. 3; Patil & Gudivada, 2024, S. 18). Allerdings besteht nicht immer die Möglichkeit, solch einen Datensatz mit annotierten Daten zusammenzustellen, da dies zeitaufwändig und kostenintensiv sein kann (Tunstall et al., 2023, S. 289), wie auch in dem Fall von Argument Mining (Lawrence & Reed, 2020, S. 780).

Maharjan et al. (2024) konnten für medizinische Benchmarks zeigen, dass mittels Prompt Engineering Techniken ohne Fine-Tuning dem Stand der Technik entsprechende Ergebnisse für Open-Source Modelle erzielt werden können. Dem gegenüber stehen Untersuchungen wie Trad und Chehab (2024) oder (Yeginbergen et al., 2024), welche zu dem Ergebnis kommen, dass Prompt Engineering eine schlechtere Leistung hervorbringt als Fine-Tuning. Auch Brown et al. (2020, S. 6) führen an, dass die Ergebnisse des ICL in der Regel schlechter sind, als die eines Fine-Tuned LLMs, jedoch mit dem Hinweis, dass weniger aufgabenspezifische Daten benötigt werden. Folglich bleibt Prompt Engineering aufgrund seiner Einfachheit und Flexibilität eine attraktive Alternative, insbesondere bei Anwendungsfällen, in denen die hohen Anforderungen von LLMs an Datenmenge und Hardware die Anwendung von Fine-Tuning unmöglich machen. Zudem betont OpenAI (2024d), dass Prompt Engineering bei der Anwendungen von LLMs auf eigene Anwendungsfälle als ersten Ansatz gewählt werden sollte. Erst sofern die Ergebnisse nicht ausreichend sind, sollten demnach im Anschluss komplexere Methoden zur Optimierung des übergebenen Kontexts oder der Optimierung des LLMs angewendet werden. Für einen ersten Einstieg in dieses Forschungsfeld soll das Potential von Prompt Engineering speziell für das Argument Mining untersucht werden, um zu evaluieren, ob es trotz der beschriebenen Einschränkungen eine praktikable und ressourcenschonende Lösung für diese Aufgabe bieten kann oder die Anwendung weiterführender Methoden notwendig ist.

# Daten und Methoden

- Vorgehen Datengenerierung und -aufbereitung

- Datenlage und -qualität

- Vorgehen und Methoden der Datenanalyse

## Modell / LLM / Large Language Model

Auswahl für Modell(e) begründen. Bspw. ähnliche Kosten als Vergleichskriterium.

Modellbeschreibung

Für die Untersuchung wird das Model GPT-4o mini von OpenAI verwendet. Dieses wird seitens OpenAI (2024b) als ihr kosteneffizientestes kleines Modell ausgewiesen. Nach den Angaben von OpenAI (2024b) übertrifft es in akademischen Benchmarks andere LLMs wie Gemini Flash, Claude Haiku und GPT-3.5 Turbo. Das ebenfalls von OpenAI in den gleichen Benchmarks besser abschneidende LLM GPT-4o wurde aufgrund der höheren Kosten und geringeren Anfragebegrenzungen (OpenAI, 2025c, 2025d) im Hinblick auf den begrenzten Bearbeitungszeitraum und das Budget nicht ausgewählt. Eine ausführliche Dokumentation bekräftigt die Entscheidung.

Die Kosten von GPT-4o mini betragen zum derzeitigen Stand (01/2025) 0,15 USD pro einer Million Input-Tokens, wohingegen die Kosten für GPT-4o bei 2,5 USD pro einer Million Tokens liegen (OpenAI, 2025c) und somit etwa das 16,7-Fache höher sind.

**Tokens, Kontextfenster**

Sanders (2022) beschreibt, dass GPT-Modelle Texte in Form von Tokens verwenden. Demnach entspricht im Englischen ein Token in der Regel einer Länge von einem Zeichen bis zu einem Wort. Die genaue Aufteilung der Texte in Tokens richtet sich nach dem verwendeten Kodierung (engl. encoding) und können von LLM zu LLM abweichen. Ein sogenannter Tokenizer teilt den Text unter Verwendung der Kodierung in eine Liste von Tokens auf. Dies zu verstehen ist relevant für die Arbeit mit LLMs, da einerseits die Modelle nur eine begrenze Anzahl an Token auf einmal verarbeiten können und sich andererseits die Kosten zur Verwendung des Modells nach der übergebenen Tokenanzahl richten. Zudem ist das Kontextfenster des jeweiligen LLMs zu berücksichtigen, welches bei GPT-4o mini bei 128 Tausend Tokens liegt (OpenAI, 2024b). OpenAI (2024c) definieren ein Kontextfenster als einen Wert, welcher die maximale Anzahl an Tokens beschreibt, welche während einer einzigen Anfrage übergeben werden können. Dies beinhaltet sowohl die Input- als auch Output-Tokens sowie Reasoning-Tokens. Input-Tokens sind demnach die Eingabe des Benutzers, Output-Tokens repräsentieren die vom LLM generierten Antworten und Reasoning-Tokens werden von dem LLM bei der Generierung einer Antwort genutzt (OpenAI, 2024c). Die maximale Anzahl an Output-Tokens ist bei GPT-4o mini auf 16.384 Tokens begrenzt (OpenAI, 2024c).

**Reproduzierbarkeit**

Die Ausgaben eines LLMs können standardmäßig bei gleicher Anfrage unterschiedlich ausfallen (Anadkat (OpenAI), 2023). Um die Ausgaben des LLMs möglichst reproduzierbar werden zu lassen, gibt es seitens OpenAI die Möglichkeit die Modellparameter *seed*, *system\_fingerprint* und beispielsweise *temperature* festzulegen (OpenAI, 2025a). Der Parameter *temperature* kann zwischen 0 und 1 festgelegt werden, wobei die Zufälligkeit der Ausgaben des LLMs mit steigendem Wert zunimmt (OpenAI, 2024a). Er wurde für weniger zufällige Ausgaben folglich auf Null festgelegt. Der *system\_fingerprint* ist hingegen eine Kennung des aktuellen Modells inkl. Gewichtungen und weiteren Konfigurationen, wie es von den OpenAI-Servern zur Vervollständigung der Ausgaben genutzt wird (Anadkat (OpenAI), 2023). Diese Kennung und kann sich bei notwendige Änderungen auf der Seite von OpenAI ändern und damit auch die Ausgabe. Bei dem *seed* handelt es sich um eine Ganzzahl, welche, sofern bei den Prompts gleich, in Kombination mit gleichen Modellparametern und gleichem *system\_fingerprint* zu meist identischen Ausgaben des LLMs führt. Trotz dieser Möglichkeiten wird seitens OpenAI darauf hingewiesen, dass die Konsistenz der Ausgaben verbessert, jedoch nicht garantiert werden kann. Die restlichen Modellparameter wurden bei den Standardwerten belassen.

**Structured Output**

Nach der Beschreibung von OpenAI (2024c) akzeptiert GPT-4o mini sowohl Texte als auch Bilder als Eingaben und produziert Texte als Ausgabe. Hierbei unterstützt es strukturierte Ausgaben. Damit kann sichergestellt werden, dass die Ausgaben des LLMs dem übergebenen JSON-Schema entsprechen und sich auf die wesentlichen Informationen beschränken (OpenAI, 2024f). Die Ausgabe des LLMs in Form von Text als unstrukturierte Daten würde aus meiner Sicht die Weiterverarbeitung erschweren, weshalb die Auferlegung eines JSON-Schemas für eine semi-strukturierte Ausgabe als wesentlicher Vorteil angesehen wird. Für den vorliegenden Anwendungsfall wurde solch ein JSON-Schema eigenständig erstellt und bei den Anfragen an das LLM mit übergeben.

**Batch API**

Das Modell wird über die OpenAI Batch API verwendet. Dabei werden die Anfragen gesammelt übergeben und von OpenAI innerhalb von 24 Stunden bearbeitet (OpenAI, 2025b). Die Ausgaben des Modells inkl. dazugehöriger Metadaten können anschließend heruntergeladen werden. Aufgrund des Bearbeitungszeitraums von 24 Stunden gewährt OpenAI auf die Kosten einen Preisnachlass von 50% (OpenAI, 2025b).

### Datenlage und -qualität

Der Mangel an großen Mengen entsprechend annotierter Trainingsdaten stellt nach Lawrence & Reed (2020, S. 798)eine große Herausforderung für das Argument Mining dar*.* Sie führen jedoch an, dass um diesem Mangel entgegenzuwirken, sich einige Untersuchungen mit der Erstellung von Annotations-Richtlinien beschäftigen, mit dem Hinweis, dass die Verwendung von spezifischen Annotations-Richtlinien bedeutet, dass sich diese auf den jeweiligen Bereich beschränken, in dem sie entwickelt wurden (Lawrence & Reed, 2020, S. 806). Zudem kann es trotz dieser Richtlinien zu Abweichungen aufgrund subjektiver Einschätzungen kommen (Peldszus & Stede, 2013, S. 27). Die Übereinstimmung zwischen den Annotatoren kann als Gütemaß für die Zuverlässigkeit der Annotation herangezogen werden (Cabrio & Villata, 2018, S. 5428)*.* Cabrio & Villata (2018, S. 5432) bieten in Ihrer Arbeit einen Vergleich von verfügbarer Datensätzen für das Argument Mining. Sie weisen in diesem Zusammenhang darauf hin, dass aufgrund keiner eindeutigen Definition die Argumente in den Datensätze unterschiedlich annotiert werden und sich somit auch nicht für jede Teilaufgabe eignen. Der Mangel an qualitativ hochwertigen annotierten Daten für das Argument Mining unterstreicht die Verwendung von Prompt Engineering, da hierfür nur wenige annotierte Daten benötigt werden.

## Datensatzbeschreibung

Es gibt verschiedene Datensätze, welche sich in ihrem Schwerpunkt und den Annotationen unterscheiden (Lawrence & Reed, 2020, S. 780–786). Für die Auswahl eines geeigneten Datensatzes wurden diverse Kriterien herangezogen. Zunächst sollte der Datensatz vorab nicht bereits von dem nicht-argumentativen Text befreit worden sein, um die Realität bestmöglich abzubilden (Stab & Gurevych, 2017b, S. 620). Desweiten wird der Ansatz verfolgt, nicht für jede Teilaufgabe des Argument Minings einen eigenen Datensatz zu verwenden. Stattdessen soll sich der Datensatz über die drei Teilaufgaben hinweg verwenden lassen. Es bedarf folglich eines annotierten Datensatzes, in dem die Argumentationskomponenten und die argumentativen Beziehungen ausgewiesen werden. Ein bereits annotierter Datensatz ermöglicht es anhand der Grundwahrheit die Ausgaben des LLMs zu evaluieren. Sofern kein passender Datensatz verfügbar ist, bestünde die Möglichkeit einen eigenen Datensatz zu erstellen. Der Schwerpunkt der Untersuchung liegt auf der Anwendung von Eingabeaufforderungen in LLMs für Argument Mining und nicht auf der sprachwissenschaftlichen Theorie zu Argumenten. In Kombination mit der Komplexität der Datenbeschriftung wird sich dagegen die Erstellung eines eigenen Datensatzes entschieden. Zur Orientierung: Die Annotations-Richtlinien von Stab & Gurevych (2017b, S. 630) umfassen 31 Seiten. Entsprechend der zuvor genannten Anforderungen wird der Argument Annotated Essays (Version 2) Datensatz (AAEC) (Stab & Gurevych, 2017a) als geeignet betrachtet. Dieser Datensatz ist das Ergebnis der Arbeit von Stab & Gurevych (2017b) wie sie in dem Artikel „Parsing Argumentation Structures in Persuasive Essays“ beschrieben wird.

Neben dem geringeren zeitlichen Aufwand ist auch die eine höhere Qualität der Annotation von Vorteil.

Der Datensatz besteht aus 402 von der Webseite essayforum.com zufällig ausgewählten überzeugenden Aufsätzen (Stab & Gurevych, 2017b, S. 630). Solche überzeugenden Aufsätze eignen sich gut für das Argument Mining, da sie ein bestimmtes Thema erläutern wobei der Autor versucht die Leser von seinem Standpunkt zu überzeugen (Cabrio & Villata, 2018, S. 5429). Die Annotatoren nutzen zur Beschriftung der Aufsätze das Brat Rapid Annotation Tool. <https://aclanthology.org/E12-2021.pdf> // <http://brat.nlplab.org/>

Zum AAEC

* Korpus und Annotation-Guidelines frei verfügbar.

Die Auswahl dieses Datensatzes wird von (Yeginbergen et al., 2024, S. 11688) als “perhaps the most popular NLP dataset manually annotated with argument structures” bezeichnet

**Ergebnisse aus der EDA**

Der Datensatz enthält sowohl die vollständigen Aufsätze als Text-Dateien, als auch die Annotationen als ann-Dateien. Bei den Annotationen werden die Argumentationskomponenten Hauptaussage (MajorClaims), Behauptungen (claims) und Prämissen (premises) unterschieden. Nach Stab & Gurevych (2017b, S. 627) beinhalten solche Aufsätze folgende argumentative Struktur. Eine Hauptaussage spiegelt den Standpunkt des Autoren wider, wobei diese anhand von Argumenten unterstützt oder angegriffen werden. Ein Argument besteht aus einer Behauptung und mindestens einer Prämisse. Prämissen sind dabei die Gründe für ein Argument. Um die Haltung der Argumente zu unterscheiden, sind die Behauptungen als für oder gegen markiert. Prämissen hingegen können eine Behauptung oder eine andere Prämisse unterstützen oder angreifen. Es ist möglich, dass es mehrere Hauptaussagen zu einem Text gibt. Hierbei wurde jedoch nicht annotiert, auf welche Hauptaussagen sich die Behauptungen beziehen.

Beschriftung einfügen: Argumentationskomponenten und deren Strukturen. Abbildung ggf. in Anhang packen

Ein Bild, das Text, Diagramm, Reihe, Screenshot enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Eigene Darstellung nach Stab & Gurevych (2017b).

Yeginbergen et al. (2024, S. 11690) weisen darauf hin, dass beim Argument Mining auch Beispiele aufgenommen werden sollen, welche keine Argumentationskomponenten beinhalten. Da der Datensatz lediglich argumentative Aufsätze beinhaltet, werden keine nicht-argumentativen Texte als Beispiele übergeben. Die Aufsätze enthalten allerdings auch nicht-argumentative Textstellen, welche keine Argumentationskomponenten darstellen.

**Datenaufbereitung**

Die IDs geändert, da alle argumentativen Komponenten als TX mit X als fortlaufende Nummer bezeichnet sind. Es wird dabei somit nicht zwischen den Argumentationskomponenten unterschieden. Dieser Schritt wurde vorgenommen, um die Beziehungen besser nachvollziehen zu können, sodass die annotierten Daten dann in ein JSON-Schema überführt werden können. Es wurde sich für ein semi-strukturiertes Format entschieden, da sowohl die Daten als auch die Ausgabe des LLMs in dieses Format überführt werden können (Verweis auf Abschnitt) und sie somit für die Evaluation miteinander verglichen werden. Zudem können die Ergebnisse dann für jede Argumentationskomponente individuell betrachtet werden.

## Methode

Im Rahmen der Abschlussarbeit wird ein experimenteller Ansatz verfolgt. Es soll explorativ untersucht werden, inwieweit die Eingabeaufforderungen zur Leistungssteigerung des LLMs für den Anwendungsfall Argument Mining beitragen können. Hierzu werden einem Modell systematisch verschiedene Eingabeaufforderungen übergeben, mit dem Ziel, die Auswirkung der Prompt Engineering Techniken zu untersuchen. Konkret bedeutet dies beispielsweise, dass die Anzahl der Beispiele in einer Eingabeaufforderung variiert wird. Damit dem Modell in der Eingabeaufforderung Beispiele übergeben werden können, werden argumentative Texte benötigt, in denen die Argumentationskomponenten und deren Beziehungen zueinander annotiert sind.

Der zuvor beschriebene Datensatz ist so aufzubereiten, dass daraus die Vorlagen für die Eingabeaufforderungen gemäß der verschiedenen Prompt Engineering Techniken erstellt und an das LLM übergeben werden können. Der Datensatz ist zusätzlich in einen Trainings- und einen Testdatensatz zu unterteilen. Begründung dafür Die Ausgaben des LLMs werden zur Evaluation der Leistung mit der Grundwahrheit abgeglichen. Hierzu sind geeignete Metriken heranzuziehen.

### Tech Stack

Für die Untersuchung werden die Prompts unter Verwendung von Python und speziellen Paketen wie der openai Bibliothek systematisch and das LLM übergeben.

Es wird die Batch API verwendet.

### Eingabeaufforderungen / Prompts

Anstatt Modelle für jede einzelne Teilaufgabe zu trainieren, soll sich die Lernfähigkeit von LLMs zunutze gemacht werden. 🡪Wurde vermutlich vorher schonmal so geschrieben

Wie zuvor beschrieben, können die Prompts anhand der Anzahl der übergebenen Beispiele in Zero-Shot Learning, One-Shot-Learning und Few-Shot Learning unterteilt werden. Neben der Ergänzung von Beispielen in den Prompts gibt es noch weitere Ansätze. Dazu gehören beispielsweise Chain-of-thought prompting und die Verwendung einer Persona. Nachfolgend werden diese Techniken sowie deren Anwendung für die Untersuchung erläutert.

* **Zero-Shot Learning/Prompting (ZS):** Beim ZS werden in dem Prompt kein Beispiel aufgeführt. Dem Modell wird lediglich eine Beschreibung der Aufgabe in natürlicher Sprache übergeben (Brown et al., 2020, S. 7).
* **One-Shot Learning (OS):** Beim OS wird in dem Prompt hingegen neben der Aufgabenbeschreibung zusätzlich ein Beispiel aufgeführt (Brown et al., 2020, S. 6). Das Beispiel wird als Kombination von übergebenen Input und gewünschtem Output aufgestellt. Der Input ist diesem Fall der Text des Aufsatzes und der Output die Argumentationskomponenten sowie deren Beziehungen, strukturiert als JSON-Objekt. Die Beispiele wurden zufällig ausgewählt.
* **Few-shot Learning/Promping (FS):** Auch hier werden wie beim OS dem LLM zusätzlich zur Aufgabenbeschreibung zufällige Beispiele als Input-Output Paare übergeben. Nach Brown et al. (2020, S. 6, 10) werden dabei in der Regel zwischen 10 und 100 Beispiele übergeben, je nach der Größe des Kontextfensters des LLMs. Demnach führen mehr Beispiele meist, aber nicht immer, zu besseren Ergebnisse. So weisen Google (2024) darauf hin, dass Experimente notwendig sind um die optimale Anzahl der Beispiel zu bestimmen, da die Übergabe von zu vielen Beispielen kann zum Overfitting führen kann. Die Übergabe der Beispiele soll dazu führen, dass das LLM daraus Muster erkennt, die für die Bearbeitung der Aufgabe zuträglich sind (Ozdemir, 2024, S. 136; Yeginbergen et al., 2024, S. 11690). Mit Hinblick auf die Tokenanzahl wurde die Anzahl der Beispiele wurde stufenweise verdoppelt, begonnen bei 10 über 20 bis hin zu 40 Beispielen.
* **Chain-of-thought prompting (COT):** Wei et al. (2023, S. 2) definieren COT als eine Reihe von Zwischenschritten in natürlicher Sprache, die zu dem Ergebnis führen. Wei et al. (2023) zeigen, wie COT die Leistung des Modells bei komplexen Logikaufgaben signifikant ohne fine-tuning verbessern kann. Auf den Anwendungsfall Argument Mining übersetzt werden dem Modell die Teilaufgaben genannt und beschrieben.
* **Persona:** Hierbei wird das LLM angehalten eine gewisse Persona zu imitieren und die Ausgaben entsprechend zu formulieren, um so relevante Informationen auszugeben (OpenAI, 2024e; Trad & Chehab, 2024, S. 369). Für den vorliegenden Anwendungsfall wird dem LLM mitgeteilt dass es ein Experte für Argument Mining sei.

Neben den bereits genannten Techniken empfehlen Google (2024) und OpenAI (2024e) für bessere Ergebnisse beispielsweise das Schreiben von spezifischen Anweisungen mit Kontextinformationen, die konsistente Formatierung von Beispielen und die Verwendung von Begrenzungszeichen sowie den systematischen Test von Veränderungen in den Prompts. Dies stellt nur eine Auswahl möglicher Techniken dar. Einzelne Ansätze wie Self-Consistency, bei welchem zu einem Prompt mehrere Ausgaben erzeugt und die am häufigsten vorkommende Antwort verwendet wird (Meta, 2024), werden für die Untersuchung nicht betrachtet.

Die Prompts werden modular anhand von Textbausteinen erstellt. Diese Textbausteine enthalten die Aufgabenbeschreibung, das Ausgabeformat, die schrittweise Aufgabenbeschreibung und die Beschreibung der Persona. Diese Textbausteine werden dann um Beispiele ergänzt und miteinander kombiniert. Damit soll verhindert werden, dass leichte Abweichungen in der Formulierung die Ergebnisse verzerren. Darüber hinaus könnten anhand dessen flexibel weitere Prompts konstruiert werden. Die Eingabeaufforderungen sind in Englisch formuliert, da der Datensatz englische Texte beinhaltet und die multilingualen Fähigkeiten des LLMs nicht Teil dieser Untersuchung sind. Konkret werden dem LLM im Sinne des ZS, OS und FS eine Aufgabenbeschreibung mit 0, 1, 10, 20 und 40 Beispielen übergeben. Diese grundlegende Prompt-Struktur wird um die Textbausteine Persona oder COT oder beiden ergänzt. Hieraus ergeben sich insgesamt 20 verschiedene Prompts, anhand derer die Auswirkungen der Prompt Engineering Techniken analysiert werden können. Da 40 Aufsätze als Beispiele verwendet werden und somit als Trainingsdaten zählen, können zur Evaluation 362 Aufsätze als Testdatensatz herangezogen werden.

Hier ggf. irgendwo auf die steigende Tokenanzahl der Prompts mit zunehehmender Anzahl an Beispielen eingehen und die Tabelle mit den Infos in den Anhang packen

Um die Generalisierungsfähigkeit der Prompts bestmöglich bewerten zu können, wird jeder Prompt in Kombination mit jedem Text aus dem Testdatensatz an das LLM übergeben. Daraus ergeben sich 7240 Anfragen an das LLM.

OpenAI (OpenAI, 2025e) unterscheidet bei der Übergabe von Nachrichten an das LLM verschiedene Rollen, welche Beeinflussen, wie das LLM die Eingabe interpretiert. Demnach können mit der Rolle *user* Anweisungen an das LLM übergeben werden, um eine Ausgabe zu erzeugen. Sie vergleichen es mit der Eingabe einer Nachricht bei ChatGPT. Mit der Rolle *developer* können ebenfalls Anweisungen an das Modell übergeben werden, jedoch haben sie Vorrang vor den Nachrichten der *user*-Rolle. Damit können die Ausgaben des Modells unabhängig von der Benutzereingabe beeinflusst werden. Die Anfragen an das LLM sind unter Berücksichtigung dieser Rollen sind so aufgebaut, dass der Prompt der Rolle *developer*  und der Aufsatz der Rolle *user*  zugewiesen sind. Damit soll das Szenario imitiert werden, dass ein Benutzer lediglich den Text übergibt, aus denen die Argumentationskomponenten und deren Beziehungen extrahiert werden soll, wobei über die *developer*-Rolle das Verhalten des LLMs gesteuert wird.

### Metriken zur Evaluation

Bei der Wahl einer geeigneten Evaluationsmetrik gibt es aufgrund der vorhandenen Komplexität einige Besonderheiten, die es zu berücksichtigen gilt. So kann es vorkommen, dass das Model eine abweichende Anzahl an Argumentationskomponenten zurückgibt, als tatsächlich vorhanden sind. Das liegt daran, dass es auch nicht-argumentative Textabschnitte gibt oder die Zuordnung der Textabschnitte innerhalb der Argumentationskomponenten vom Modell falsch vorgenommen wurde. Die größere Schwierigkeit besteht darin, dass die vom Modell extrahierten Textabschnitte von der Grundwahrheit (Annotationen) abweichen können, indem mehr oder weniger Wörter der Argumentationskomponente zugeordnet werden. Bei gängigen Klassifikationsmetriken wie Accuracy oder Precision würde ein Textabschnitt, welcher nicht vollständig mit der Grundwahrheit übereinstimmt als eigene Instanz betrachtet werden, zu der keine Grundwahrheit vorhanden ist. Ein Ansatz mit diesem Problem umzugehen ist, Übereinstimmungen oberhalb einer gewissen Grenze als Wahr festzulegen. Ein weitere Ansatz ist die Verwendung von ähnlichkeitsbasierten Metriken.

Metriken, die auf der semantischer Ähnlichkeit beruhen werden nicht herangezogen, da die Argumentationskomponenten möglichst exakt und nicht sinngemäß extrahiert werden sollen.

**BLEU** (Bilingual Evaluation Understudy): Die Metrik wurde von Papineni et al. (2002) zur Bewertung von maschinellen Übersetzungen entwickelt und hat sich dort nach (Chen & Cherry, 2014) als Standard etabliert. Sie kann jedoch auch auf ähnliche Aufgaben angewendet werden. BLEU basiert auf der Metrik Precision und misst, wie ähnlich ein generierter Text zu einem Referenztext ist. Laut der Beschreibung von Papineni et al. (2002) werden zur Bewertung der Übereinstimmungen n-Gramme herangezogen. Ein n-Gramm ist eine Folge von n aufeinanderfolgenden Elementen. Bezogen auf den vorliegenden Anwendungsfall sind die Elemente Wörter in einem Text. Dabei werden Wörter die häufiger in dem generierten Text, als in dem Referenztext vorkommen, sowie kurze generierte Texte bestraft. Damit soll sichergestellt werden, dass die Texte in Länge, Wortwahl und Reihenfolge der Wörter übereinstimmen. Der BLEU-Score kann zwischen 0 und 1 liegen. Je höher der Wert, desto höher die Übereinstimmung, mit dem Wert 1 bei einer identischen Übereinstimmung. Bei der Berechnung des BLEU-Scores besteht das Problem, dass wenn größere n-Gramme, wie bei n=4, für einen Satz eine Precision von 0 haben, der BLEU-Score für den Satz ebenfalls 0 is, ungeachtet der Übereinstimmungen kleinerer n-Gramme, was wiederum zu einer verzerrten Bewertung führen kann (Chen & Cherry, 2014, S. 362). Chen & Cherry (2014, S. 362) haben deshalb sieben verschiedene Glättungsverfahren verglichen, die dieses Problem beheben. Die Methoden wurden hinsichtlich ihrer Korrelation mit menschlicher Beurteilung. Demnach zeigte die 7.Glättungsfunktion die beste Korrelation auf Satzebene, weshalb sie für die Untersuchung angewendet wird. Die Implementierung von BLEU inklusive der Glättungsfunktion erfolgt über NLTK. Damit zwei Texte für die Untersuchung als übereinstimmend gelten wird als Grenzwert ein BLEU-Score von 0,75 festgelegt. Ggf. Beispiel zur Orientierung anführen, evtl. in Fußnote

Da die argumentativen Textabschnitte extrahiert und nicht umschrieben werden sollen, und zudem die Reihenfolge der Wörter relevant ist, wird die Metrik als geeignet angesehen.

**Konfusionsmatrix**: Berechnung von True Positives (TP), False Positives (FP), False Negatives (FN) und True Negatives (TN), um daraus die Metriken wie Precision und Recall zu bestimmen. Dabei eine Grenze festlegen, ab wann ein Satz nahe genug der Grundwahrheit entspricht und damit als korrekt vorhergesagt gilt.

Hier die Bedeutung der Felder in der Konfusionsmatrix an dem Beispiel von Behauptungen. Diese lassen sich sinngemäß auf die anderen Argumentationskomponenten übertragen.

* **True Positive (TP):** Die Textabschnitte werden als Behauptung gemäß der Ähnlichkeitsmetrik ausreichend genau erkannt.
* **False Negative (FN)**: Die Textabschnitte werden nicht als Behauptung vom LLM erkannt, obwohl es welche sind.
* **False Positive (FP)**: Die Textabschnitte werden als Behauptung vom LLM identifiziert, obwohl sie es nicht sind.
* **True Negative (TN)**: Die Textabschnitte werden korrekt nicht als Behauptung erkannt. Die Besonderheit bei dem vorliegenden Anwendungsfall ist, dass das LLM nur die argumentativen Texte extrahieren soll. Es werden folglich keine nicht-argumentativen Texte ausgegeben.

Diese Betrachtung erfolgt für jede Argumentationskomponente einzeln. Eine Betrachtung in einer gemeinsamen Konfusionsmatrix wird nicht vorgenommen. Dazu müssten die nicht-argumentativen Texte als solche ebenfalls annotiert werden.

Man kann sich die argumentativen und nicht-argumentativen Textabschnitte in einem Text wie Bausteine vorstellen. Jeder Textbaustein hat feste Grenzen, mit denen er an anliegende Textbausteine angrenzt. Für eine Evaluation im Sinne einer gemeinsamen Konfusionsmatrix müssen für alle Textbausteine mit seinen festen Grenzen eine Klasse vorhergesagt werden und eine Grundwahrheit vorhanden sein. Würde das Modell nun einen Textbaustein nicht korrekt vorhersagen,

Die Aufgabe ist somit nicht nur eine Klassifikation von Textbausteinen, sondern auch die korrekte Textextraktion

Aufgrund des Phänomens von Halluzinationen (Hier noch beschreiben was es ist mit Quelle) bei einem LLM kann es trotz klarer Anweisungen dazu kommen, dass Wörter ergänzt werden oder entfallen. Es würde somit Textbausteine vorliegen die so in dem Text nicht existieren

Aufgrund der zuvor erläuterten möglichen Abweichungen in den Grenzen der extrahierten Textabschnitte würden zusätzliche Komplikationen entstehen.

Bei eine sauberen Klassifizierung der Textabschnitte eines Aufsatzes in die drei Argumentationskomponenten und nicht-argumentativen Textabschnitte ist jedes Wort einer der Klassen zuzuordnen. Der damit verbundene Aufwand wird als zu hoch bewerten, mit keiner zu geringen Erfolgsaussicht. Nichtsdestotrotz lassen sich aus den Werten der Konfusionsmatrix diejenigen Klassifikationsmetriken berechnen, für die FN nicht benötigt werden. Somit können Precision, Recall und F1-Score berechnet werden.

Zum besseren Verständnis werden die Metriken erneut an dem Beispiel der Argumentationskomponente Behauptung erläutert. Precision misst den Anteil der identifizierten Behauptungen, die tatsächlich Behauptungen sind. Recall ist hingegen der Anteil der tatsächlichen Behauptungen, die korrekt als solche extrahiert wurden. Eine hohe Precision allein könnte bedeuten, dass nur wenige tatsächliche Behauptungen vom LLM identifiziert werden. Der Fokus auf einen hohen Recall ohne ausreichende Precision könnte hingegen bedeuten, dass das LLM viele tatsächliche Behauptungen erkennt, aber auch viele Argumentationskomponenten fälschlicherweise als Behauptungen klassifiziert. Es ist somit sinnvoll ein ausgewogenes Verhältnis zwischen den beiden Metriken zur Bewertung der Gesamtleistung des LLMs heranzuziehen. Hierfür eignet sich der F1-Score, welcher Precision und Recall in einem Wert vereint, indem das harmonische Mittel aus ihnen gebildet wird (Géron, 2022, S. 111).

* F1 macro-averaged score calculated at sequence level (Yeginbergen et al., 2024, S. 11691) “Precision is the percentage of named entities found by the learning system that are correct. Recall is the percentage of named entities present in the corpus that are found by the system. A named entity is correct only if it is an exact match of the corresponding entity in the data file.” (Tjong Kim Sang and De Meulder, 2003).
* Stance Classification 🡪 Macro F1
* Stab & Gurevych (dataset) 🡪 macro F1-Score für Components (MC, C, Pr), Relations (Linked, not linked) und Stances (Support, Attack)

*„Es ist wichtig, hier zu betonen, dass auch die menschliche Zustimmung (die im Allgemeinen als Obergrenze für die automatische Leistung bei Annotationsaufgaben angesehen wird) von der Komplexität der AM-Aufgaben beeinflusst wird“* (Cabrio & Villata, 2018, S. 5431).

# Ergebnisse

- Möglichst objektive Darstellung der Ergebnisse

- Idealerweise 1-3 zentrale Visualisierungen der Kernaussagen. Pro-Tipp: Aussagestarke Grafik in Text und ausführliche Tabelle im Anhang

Baseline bilden, bspw. Zero-Shot und anhand dessen den %-Leistungszuwachs bestimmen für die Hinzunahme von Beispielen und COT und Persona bzw. beides.

**F1-Score für Major-Claims, Claims, Premises und Relations**

Ergebnisse nur beschreiben, nicht interpretieren

Es wurde sich explizit für die Darstellung in Abhängigkeit der Tokenanzahl anstelle der tatsächlichen kosten entschieden, da die Kosten pro Token individuell für jedes Modell sind. Die Tokenanzahl kann als Kostentreiber herangezogen werden.

Die nachfolgende Abbildung zeigt in vier Graphen den F1-Score in Abhängigkeit der Tokenanzahl für die verschiedenen Prompts. Die Graphen sind anhand der Argumentkomponenten und den Beziehungen unterteilt. Die Prompts sind wiederum in die vier Kategorien Basic, Persona, COT und Persona-COT unterteilt. Damit kann der Verlauf der Leistung in Abhängigkeit der im Prompt übergebenen Beispiele nachverfolgt werden.

Beispielbild. F1-Score für Hauptaussage, Behauptungen, Prämissen und Beziehungen pro Prompt.

Ein Bild, das Text, Diagramm, Plan, Reihe enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Ein Bild, das Text, Diagramm, Plan, Zahl enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Eigene Darstellung.

Erklärung des gezeigten: Den höchster F1-Score erreichen die Hauptaussagen, gefolgt von den Prämissen, dann den Behauptungen und abschließend die Beziehungen.

Bspw. Kennzahl bilden: Genauigkeit pro Token

Das in (Stab & Gurevych, 2017b, S. 646) vorgestellte Modell erreicht nahezu menschliche Performance mit 95,2 % der menschlichen Leistung bei der Identifizierung von Komponenten, 87,9 % bei der Identifizierung von Beziehungen und 80,5 % bei der Erkennung von Haltungen.

Ein Bild, das Text, Screenshot, Schrift, Reihe enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

(Stab & Gurevych, 2017b, S. 648)

# Diskussion und Handlungsempfehlungen

- Diskussion der Ergebnisse

- Möglicherweise Ableitung von Handlungsempfehlungen

- Limitationen, weiterführende (neue) Forschungsfragen, etc.

**Diskussion der Ergebnisse**

***Unterscheidung für MajorClaims, Claims, Premisses und Relations.***

Die besonders niedrige Leistung des LLMs bei Vorhersage der Beziehungen lässt sich höchstwahrscheinlich damit erklären, dass diese auf der Identifikation der Argumentationskomponenten aufbaut. Sofern die Argumentationskomponenten nicht korrekt identifiziert werden, werden auch die dazugehörigen Beziehungen als nicht korrekt gewertet.

**Unterscheidung ZS, OS; FS**

Die Ergänzung von Beispielen in Prompt verhält sich ähnlich zum Grenznutzen. Übersetzt auf den Anwendungsfall bedeutet dies, dass jedes weitere Beispiel einen geringeren Leistungszuwachs beiträgt, als das Vorherige.

Anhand der FS40-Prompts wird sogar deutlich, dass die Leistung nicht zwangsläufig mit mehr Beispielen immer besser wird.

***Unterscheidung für Basic, Persona, COT und Persona-COT***

Entlang der Untersuchung wurde deutlich, dass es sich beim Argument Mining um ein komplexes Thema handelt, …

Die Eingabeaufforderungen tragen zur Leistungsverbesserung bei. Allerdings gibt es keine eindeutige Prompt Engineering Technik, die über alle Argumentationskomponenten sowie die Beziehungen durchgehend die beste Leistung erzielt.

Die Einbindung von COT erzielt im Vergleich zum Basis-Prompt keinen Leistungssteigerung. Abgesehen davon wird jedoch deutlich, dass die Ergänzung der „speziellen Promptteile“ (Persona, Persona-COT) bei weniger übergebenen Beispielen eine Leistungssteigerung herbeiführt. Dies verringert sich jedoch mit zunehmender Anzahl der Beispiele oder verschwindet sogar ganz.

Es ist denkbar, dass Verwendung einer strukturierten Ausgabe des LLMs die Wirkung von COT verringert.

Unter Berücksichtigung der Tokenanzahl ist eine Abwägung zwischen benötigter Genauigkeit und den damit verbundenen Kosten zu treffen. Die

Bei gleicher Performance sollte der Prompt mit weniger Token verwendet werden.

Abgleich mit der Leistung von menschlichen Experten

Abgleich mit dem Ansatz aus Paper zum Datensatz.

Auch wenn es keine bessere Leistung hat, ist es wesentlich leichter umzusetzen, da kein Expertenwissen benötigt wird und damit auch günstiger.

Ein effizienter Umgang mit der Tokenanzahl ein wichtiger Aspekt bei der Anwendung von LLMs. Je mehr Beispiele ein Prompt umfasst, desto größer die Tokenanzahl und umso höher sind auch die Kosten des Prompts. Hier sollte individuell eine Abwägung zwischen den Kosten und dem Nutzen erfolgen.

Der optimale Prompt hängt somit davon ab, welches Ziel oberste Priorität hat, höchste Genauigkeit oder Einhaltung einer Kostenobergrenze.

**Praktischer Mehrwert**

Die vorliegende Untersuchung gibt Aufschluss darüber, wie leistungsfähig LLMs für das Argument Mining sind und welche der betrachteten Prompt Engineering Techniken in diesem Zusammenhang die besten Ergebnisse liefern. Die Untersuchung trägt damit sowohl zur Weiterentwicklung der Forschung auf dem Gebiet des Argument Minings als auch zur praktischen Anwendung von LLMs in realen Anwendungsfällen bei.

Eine effiziente und strukturierte Extraktion von Argumenten kann dazu beitragen, Diskussionen nachvollziehbarer zu machen, sodass komplexe Themen besser durchdrungen und darauf aufbauend fundierte Entscheidungen getroffen werden können.

**Limitationen**

* Die Ergebnisse gelten nur für das untersuchten LLM
* Nur für englische Sprache
* Sowohl die Verwendung von abweichenden Formulierungen, als die Reihenfolge des Inhalts kann zu unterschiedlichen Antworten des LLMs führen (Google, 2024). Die Ergebnisse beziehen sich folglich auf die dargestellten Prompt Templates.
* Der Datensatz enthält lediglich argumentative Aufsätze, weshalb die Prompts auch nur Beispiele von argumentativen Aufsätzen beinhalten. Für andere argumentative Textarten oder auch nicht-argumentative Texte sind weitere Untersuchungen durchzuführen.
* Änhlichkeitsmetrik zum vergleich der Sätze (BLEU) berücksichtigt keine semantische Änhlichkeit. D.h. wenn das Modell singemäß die Aussgae korrekt extrahiert hat, diese aber nicht wie im Text formuliert ist, erhält sie einen niedrigen BLEU Score.

**Handlungsempfehlungen**

Die Untersuchung liefert einen ersten Ansatz für die Anwendung von LLMs für Argument Mining. Auch wenn die Einschätzung, ab wann die Leistung des Modells ausreichend ist, individuell vom konkreten Anwendungsfall ist, erscheint die bisher erzielte Leistung als noch nicht ausreichend für eine Verwendung in einer realen Anwendung. Besonders die Identifikation der Beziehungen zwischen den Argumentationskomponenten hat großen Verbesserungsbedarf. Auf Grundlage dieser Ergebnisse können jedoch weitere Untersuchungen anschließen.

Im Sinne der Optimierung des LLMs und unter der Voraussetzung, dass ein ausreichend großer Datensatz vorliegt, könnte ein Fine-Tuning des LLM vorgenommen werden. Im Sinne der Kontextoptimierung könnte hingegen die Einbindung von externen Quellen implementiert werden, um dem LLM relevante Informatione wie die Annotationsrichtlinien zur Verfügung zu stellen.

Sollten die zuvor genannten Schritte nicht möglich sein, ist die Untersuchung weiterer, leistungsstärkerer LLMs ebenfalls ein interessanter Schritt.

Sofern das LLM dann eine ausreichende Performance erzielt, wäre es interessant darauf aufbauend den Ansatz so weiterzuentwickeln, dass die Argumentationsstrukturen in ein Strukturdiagrammen überführt werden, um die extrahierte Argumentation visuell leicht verständlich aufzuarbeiten. Auch die Betrachtung für weitere Sprachen ist denkbar.

* Für ein Tiefgreifendes Verständnis der Fehler des Models (Error Analysis) wäre eine gemeinsame Confusion Matrix für Major Claims, Claims und Premises hilfreich. Somit könnte man sehen bei welchen Argumentationskomponenten es eher zu verwechslungen kommt. Dazu müssten jedoch die NCHT-Argumentativen Textabschnitte als solche annotiert werden. Hier begründen, warum es nicht gemacht wurde.

# Fragestellung

Wie können LLMs auf eine spezifische Aufgabe traininiert werden

1. Wie gut sind LLMs für argument Mining geeignet (Identifizierung von claims, premises und conclusions) bei der Anwendung von Zero-shot und few-shot learning
2. Können LLMs argumentative Strukturen (claim-premise-pairs) zuverlässig erkennen ?
3. Welche Herausforderungen gibt es bei der Anwendung von LLMs fürs Argument Mining? (Verschiedene Bestandteile von Argumenten, Mehrere Teilaufgaben,…)
4. Welche Prompt Engineering Techniken sind am Effektivsten zur Verbesserung der Perfromance eines LLMs zum Argument Mining?
5. Wie beeinflusst die Anzahl der übergebenen Beispiele die Leistung des LLMs?
6. Wie unterscheiden sich die Modelle mit unterschiedlichen Strukturen) dabei untereinander? Gemini, GPT4o, GPT2?
7. Wie effektiv sind LLMs bei der Anpassung an verschiedene Argumentationssstile bei verschiedenen Domänen (Politik, Recht, Wissenschaft)

# Literaturverzeichnis / Quellenverzeichnis

Anadkat (OpenAI), S. (2023). *How to make your completions outputs consistent with the new seed parameter*. https://cookbook.openai.com/examples/reproducible\_outputs\_with\_the\_seed\_parameter

Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., … Amodei, D. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners* (arXiv:2005.14165). arXiv. http://arxiv.org/abs/2005.14165

Cabrio, E., & Villata, S. (2018). Five Years of Argument Mining: A Data-driven Analysis. *Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 5427–5433. https://doi.org/10.24963/ijcai.2018/766

Chen, B., & Cherry, C. (2014). A Systematic Comparison of Smoothing Techniques for Sentence-Level BLEU. *Proceedings of the Ninth Workshop on Statistical Machine Translation*, 362–367. https://doi.org/10.3115/v1/W14-3346

Cheng, L., Bing, L., He, R., Yu, Q., Zhang, Y., & Si, L. (2022). IAM: A Comprehensive and Large-Scale Dataset for Integrated Argument Mining Tasks. *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 2277–2287. https://doi.org/10.18653/v1/2022.acl-long.162

Géron, A. (2022). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (3. Aufl.). O’Reilly Media, Inc.

Google. (2024). *Prompt design strategies*. https://ai.google.dev/gemini-api/docs/prompting-strategies

Han, S., Wang, M., Zhang, J., Li, D., & Duan, J. (2024). A Review of Large Language Models: Fundamental Architectures, Key Technological Evolutions, Interdisciplinary Technologies Integration, Optimization and Compression Techniques, Applications, and Challenges. *Electronics*, *13*(24), 5040. https://doi.org/10.3390/electronics13245040

Kochmar, E. (2022). *Getting started with Natural Language Processing*. Manning Publications.

Lawrence, J., & Reed, C. (2020). Argument Mining: A Survey. *Computational Linguistics*, *45*(4), 765–818. https://doi.org/10.1162/coli\_a\_00364

Lu, R.-S., Lin, C.-C., & Tsao, H.-Y. (2024). Empowering Large Language Models to Leverage Domain-Specific Knowledge in E-Learning. *Applied Sciences*, *14*(12), 5264. https://doi.org/10.3390/app14125264

Maharjan, J., Garikipati, A., Singh, N. P., Cyrus, L., Sharma, M., Ciobanu, M., Barnes, G., Thapa, R., Mao, Q., & Das, R. (2024). OpenMedLM: Prompt engineering can out-perform fine-tuning in medical question-answering with open-source large language models. *Scientific Reports*, *14*(1), 14156. https://doi.org/10.1038/s41598-024-64827-6

Meta. (2024). *Prompting*. How-to Guides. https://www.llama.com/docs/how-to-guides/prompting/

OpenAI. (2024a). *Chat. Temperature*. OpenAI Platform. API Reference. https://platform.openai.com/docs/api-reference/chat/create

OpenAI. (2024b). *GPT-4o mini: Advancing cost-efficient intelligence*. Openai.Com. https://openai.com/index/gpt-4o-mini-advancing-cost-efficient-intelligence/

OpenAI. (2024c). *Models*. OpenAI Platform. https://platform.openai.com/docs/models/

OpenAI. (2024d). *Optimizing LLM Accuracy*. OpenAI Platform. Docs. https://platform.openai.com/docs/guides/optimizing-llm-accuracy

OpenAI. (2024e). *Prompt engineering*. OpenAI Platform. Docs. https://platform.openai.com/docs/guides/prompt-engineering

OpenAI. (2024f). *Structured Outputs*. Docs. https://platform.openai.com/docs/guides/structured-outputs

OpenAI. (2025a). *Advanced usage*. OpenAI Platform. https://platform.openai.com

OpenAI. (2025b). *Batch API*. OpenAI Platform. https://platform.openai.com/docs/guides/batch/batch-api

OpenAI. (2025c). *Pricing*. https://openai.com/api/pricing/

OpenAI. (2025d). *Rate limits*. OpenAI Platform. https://platform.openai.com/docs/guides/rate-limits?context=tier-free

OpenAI. (2025e). *Text generation*. https://platform.openai.com/docs/guides/text-generation

Ozdemir, S. (2024). *Praxiseinstieg Large Language Models: Strategien und Best Practices für den Einsatz von ChatGPT und anderen LLMs* (F. Langenau, Übers.; 1. Aufl., deutsche Ausgabe). O’Reilly.

Papineni, K., Roukos, S., Ward, T., & Zhu, W.-J. (2002). BLEU: A method for automatic evaluation of machine translation. *Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics - ACL ’02*, 311–318. https://doi.org/10.3115/1073083.1073135

Patil, R., & Gudivada, V. (2024). A Review of Current Trends, Techniques, and Challenges in Large Language Models (LLMs). *Applied Sciences*, *14*(5), 2074. https://doi.org/10.3390/app14052074

Peldszus, A., & Stede, M. (2013). From Argument Diagrams to Argumentation Mining in Texts: A Survey. *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence*, *7*(1), 1–31. https://doi.org/10.4018/jcini.2013010101

Sanders, T. (2022, Dezember 16). *How to count tokens with Tiktoken*. OpenAI Cookbook. https://cookbook.openai.com/examples/how\_to\_count\_tokens\_with\_tiktoken

Stab, C., & Gurevych, I. (2014). *Annotating Argument Components and Relations in Persuasive Essays*.

Stab, C., & Gurevych, I. (2017a). *Argument Annotated Essays (version 2)* [Dataset]. https://tudatalib.ulb.tu-darmstadt.de/handle/tudatalib/2422

Stab, C., & Gurevych, I. (2017b). Parsing Argumentation Structures in Persuasive Essays. *Computational Linguistics*, *43*(3), 619–659. https://doi.org/10.1162/COLI\_a\_00295

Trad, F., & Chehab, A. (2024). Prompt Engineering or Fine-Tuning? A Case Study on Phishing Detection with Large Language Models. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, *6*(1), 367–384. https://doi.org/10.3390/make6010018

Tunstall, L., Werra, L. von, Wolf, T., & Géron, A. (2023). *Natural Language Processing mit Transformern: Sprachanwendungen mit Hugging Face erstellen* (M. Fraaß, Übers.; 2. Aufl.). O’Reilly.

Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Ichter, B., Xia, F., Chi, E., Le, Q., & Zhou, D. (2023). *Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models* (arXiv:2201.11903). arXiv. http://arxiv.org/abs/2201.11903

Yeginbergen, A., Oronoz, M., & Agerri, R. (2024). Argument Mining in Data Scarce Settings: Cross-lingual Transfer and Few-shot Techniques. *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 11687–11699. https://doi.org/10.18653/v1/2024.acl-long.628

# Anhänge & Projektdokumentation

Projektdokumentation umfasst:

* Readme-Datei
* Instrumente
* Daten
* EDA
* Qualitätssicherung?
* Code der Datenaufbereitung
* Coder der Datenanalyse
* Weiterführende Materialien

## Modellvergleich

Modellvergleich als Tabelle aufarbeiten und in Anhang packen

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Modell | Beschreibung | API-Kosten in USD pro 1M Token | Link |
| Gemini 1.5 Flash | Our fastest multimodeal model with great perfromance for diverse, repetative tasks and a 1 million context window. | Prompts up to 128 tokens  Input: 0,075 $  Output: 0,3 $  Context Caching: 0,01875 $  Prompts longer than 128 tokens  Input: 0,15 $  Output: 0,6 $  Context Caching: 0,0375 $ | https://ai.google.dev/pricing#1\_5flash |
| Gemini 1.5 Flash-8B | Our smales model for lower intelligence use cases with a 1 million token context window | Prompts up to 128 tokens  Input: 0,0375 $  Output: 0,15 $  Context Caching: 0,001 $  Prompts longer than 128 tokens  Input: 0,075 $  Output: 0,3 $  Context Caching: 0,02 $ | https://ai.google.dev/pricing#1\_5flash-8B |
| Gemini 1.5 Pro | Our next generation model with a breaktrhough 3 million context window | Prompts up to 128 tokens  Input: 1,25 $  Output: 5 $  Context Caching: 0,3125 $  Prompts longer than 128 tokens  Input: 2,5 $  Output: 10,0 $  Context Caching: 0,625 $ | https://ai.google.dev/pricing#1\_5pro |
| Claude 3.5 Sonnet | Out most intelligent model to date  200k Context window | Prompt write  3,75 $  Prompt read  0,3 $ | https://www.anthropic.com/pricing#anthropic-api |
| GPT-4o | GPT-4o is our most advanced multimodal model that’s faster and cheaper than GPT-4 Turbo with stronger vision capabilities. The model has 128K context and an October 2023 knowledge cutoff. | Input: 2,5 $  Output: 10 $  Cached Input: 1,25 $  With Batch API  Input: 1,25 $  Output: 5 $ | https://openai.com/api/pricing/ |
| GPT-4o mini | GPT-4o mini is our most cost-efficient small model that’s smarter and cheaper than GPT-3.5 Turbo, and has vision capabilities. | Input: 0,15 $  Output: 0,6 $  Cached Input: 0,075 $  With Batch API  Input: 0,075 $  Output: 0,3 $ | https://openai.com/api/pricing/ |
| OpenAI o1 | o1 is our most powerful reasoning model that supports tools, Structured Outputs, and vision. The model has 200K context and an October 2023 knowledge cutoff. | Input: 15 $  Output: 60 $  Cached Input: 7,5 $  With Batch API  entfällt | https://openai.com/api/pricing/ |
| OpenAI o1 mini | o1-mini is our small reasoning model that thinks faster than o1 and is optimized for coding and math. | Input: 3 $  Output: 12 $  Cached Input: 1,5 $  With Batch API  entfällt | https://openai.com/api/pricing/ |
| Llama small 0B-8B |  | $0.4 | https://www.llama-api.com/pricing |
| Llama small 8B-30B |  | $1.6 | https://www.llama-api.com/pricing |
| Llama small >30B |  | $2.8 | https://www.llama-api.com/pricing |

## Prompt Templates

Hier die Prompts abbilden. Zum einen schematisch aus dem beschriebenen Textbausteinen und zum anderen die TXT-Dateien.

**Zero-Shot Prompts**

Ein Bild, das Text, Screenshot, Schrift, Zahl enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

**One-Shot Prompts**

Ein Bild, das Text, Screenshot, Schrift, Zahl enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Die Few-Shot Prompts sind systematisch gleich zu den One-Shot Prompts aufgebaut, jedoch werden mehrere Input-Output-Paare übergeben.