

Fakultät Wirtschaft

Studiengang Wirtschaftsinformatik
Test

2. Projektarbeit

Im Rahmen der Prüfung zum Bachelor of Science (B. Sc.)

Sperrvermerk

31. August 2020

VerfasserIn:	Test
Kurs:	WWI22B5
Dualer Partner:	Musterfrau AG, Karlsruhe
Betreuer der Ausbildungsfirma:	Leonie Musterfrau
Wissenschaftlicher BetreuerIn:	Prof. Dr. Tina Mustermann
Abgabedatum:	31. August 2020

Selbstständigkeitserklärung

Ich versichere hiermit, dass ich die vorliegende 2. Projektarbeit mit dem Thema:

Test

selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Ich versichere zudem, dass die eingereichte elektronische Fassung mit der gedruckten Fassung übereinstimmt.

Karlsruhe, 31. August 2020, _____

Test

Sperrvermerk

Der Inhalt dieser Arbeit darf weder als Ganzes noch in Auszügen Personen außerhalb des Prüfungsprozesses und des Evaluationsverfahrens zugänglich gemacht werden, sofern keine anders lautende Genehmigung der Dualen Partners vorliegt.

Kurzfassung

Hier beginnt die Kurzfassung ihrer wissenschaftlichen Arbeit...

Inhaltsverzeichnis

Selbstständigkeitserklärung	II
Sperrvermerk	III
Kurzfassung	IV
Inhaltsverzeichnis	V
Abkürzungsverzeichnis	VII
Abbildungsverzeichnis	VIII
Tabellenverzeichnis	IX
1 Einleitung	1
1.1 Kontext und Relevanz des Themas	1
1.2 Ziel der Arbeit	1
2 Theoretischer Hintergrund	3
2.1 Maschinelles Lernen	3
2.2 Neuronale Netze	3
2.3 Word Embeddings	4
2.4 Text Embeddings und die Transformer Architektur	8
2.5 Ähnlichkeitssuche	14
2.6 Retrieval Augmented Generation	16
3 Beschreibung des Systems	18
4 Optimierung des Systems	19
5 Fazit	20
Quellenverzeichnis	X

Abkürzungsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis

1	Visualisierung der in Tabelle 2.3 berechneten Vektoren in dreidimensionalen Raum	6
2	Die Architektur eines Transformers für die Anwendung als Sprachmodell (Jurafsky und Martin, 2020)	9
3	Darstellung der Funktionsweise von Self Attention in einem Transformer	10
4	Annotierter Ausschnitt aus den Embeddings aller Artikel der englischsprachigen Wikipedia	12
5	Annotierte Darstellung der Embeddings aller Artikel der englischsprachigen Wikipedia	13
6	Darstellung der Architektur einer Ähnlichkeitssuche	15

Tabellenverzeichnis

1	Wort-Wort-Matrix auf Basis des Wikipedia Corpus und ausgewählten Worten (Davies, 2015)	5
---	---	---

1 Einleitung

1.1 Kontext und Relevanz des Themas

Keine Entwicklung der Welt der IT ist aktuell so viel besprochen wie die der künstlichen Intelligenz. Speziell durch den Aufstieg von generativer KI hat sich das Thema zu einer geradezu gesamtgesellschaftlich relevanten Entwicklung herangebildet. Maßgeblich angestoßen durch die Veröffentlichung von OpenAI's GPT-3 Modell, welches in der Lage ist, Texte zu generieren, die von menschlichen Texten nur noch schwer zu unterscheiden sind, hat sich die öffentliche Aufmerksamkeit auf die Möglichkeiten von generativer KI gerichtet. Die Konzepte und Technologien, die hinter diesen Entwicklungen stehen, sind dabei nicht unbedingt neu, eine breitere Verfügbarkeit von Rechenleistung und Trainingsdaten haben jedoch den entscheidenden Anstoß für die neue Leistungsfähigkeit dieser Modelle gegeben. KI ist also das Thema der Stunde und als strategisch relevantes Thema für Unternehmen und Organisationen nicht mehr wegzudenken.

1.2 Ziel der Arbeit

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit einem konkreten Anwendungsfall von KI in der Praxis. Untersucht wird ein Beispiel, in dem eine semantische Datenbanksuche auf einem Materialstammdatensatz durchgeführt wird. Der Mehrwert dieses Systems liegt dabei in der Möglichkeit für Anwender, die Datenbank auf natürlichsprachliche Weise zu durchsuchen, ohne dabei auf die spezifischen Suchbegriffe und -syntaxen achten zu müssen, die in traditionellen Datenbanksystemen notwendig sind und gleichzeitig von einem gewissen semantischen Verständnis des Suchsystems profitieren zu können. Die Technik aus dem Feld der KI, die für dieses System zum Tragen kommt sind sogenannte *word embeddings*, die es ermöglichen, Worte in einem Vektorraum abzubilden und so semantische Ähnlichkeiten zwischen Wörtern zu berechnen. Dieses Konzept wird in der Arbeit genauer erläutert die Effektivität verschiedener Techniken zur Erstellung von embeddings im konkreten Anwendungs-

fall beleuchtet. Das Ziel der Arbeit ist es, die Technik im Anwendungsfall zu erläutern, verschiedene Methoden und Modelle zu beleuchten und eine datengestützte Entscheidungsgrundlage für die Bewertung von word embeddings in semantischen Suchsystemen zu schaffen.

2 Theoretischer Hintergrund

2.1 Maschinelles Lernen

Maschinelles Lernen beschreibt das Konzept, auf Basis von einer großen Menge von Daten Algorithmen zu approximieren, die auf anderem Wege nicht erschlossen werden können. Man nehme beispielsweise die klassische Aufgabe, ein Programm zu schreiben, das in der Lage ist, Bilder von Hunden und Katzen zu unterscheiden. Wenn wir als Menschen uns dieser Aufgabe stellen, müssen wir nicht lange überlegen, wir lösen sie intuitiv. Wenn wir uns aber fragen, nach welchen Regeln wir diese Entscheidung treffen, wird es schon schwieriger. Wir könnten uns auf die Form der Ohren, die Farbe des Fells oder die Größe des Tieres konzentrieren. Aber wie genau wir Regelmäßigkeiten definieren, ist nicht so einfach. Maschinelles Lernen verfolgt den Ansatz, genau solche Regeln nicht mehr fest zu definieren, sondern sie anhand von einer großen Menge von Daten zu lernen (Vgl. Bishop, 2006, S. 2f.).

2.2 Neuronale Netze

Ein Mittel der Wahl um das Konzept des maschinellen Lernens umzusetzen, sind sogenannte künstliche Neuronale Netze. Neuronale Netze, lose inspiriert von der Struktur des menschlichen Gehirns, bestehen aus einer Vielzahl von einfacher Einheiten, sogenannte Knoten, die in Schichten angeordnet sind und über unterschiedlich gewichtete Verbindungen verknüpft sind. Diese Struktur ermöglicht es, komplexe statistische Zusammenhänge in einem Datensatz zu modellieren, indem für einen gegebenen Datensatz mithilfe von Techniken des maschinellen Lernens die Parameter, also beispielsweise die Gewichte der Verbindungen des Netzes, so angepasst werden, dass sie die gegebenen Daten möglichst genau abbilden. Wurde dieser Prozess erfolgreich durchlaufen, so kann das Modell im Anschluss dazu genutzt werden, Aussagen über Daten, die es im Lernprozess noch nie gesehen hat, zu treffen oder Vorhersagen abzugeben. Das interessante an diesem Ansatz ist es, dass durch diesen Ansatz, gerade bei großen neuronalen Netzen auch nicht triviale, subtile Muster im Daten-

satz erkannt werden können und so, wie oben bereits angedeutet, Approximationen für Probleme getroffen werden können, die formal nur schwer beschrieben werden können (Vgl. Bishop, 2006, S. 225f.).

2.3 Word Embeddings

Eine weitere, für diese Arbeit relevante Entwicklung der jüngeren Forschung sind die Fortschritte der Computerlinguistik. Ein Kernproblem dieses Feldes ist die Forschung an der Repräsentationen von Sprache. Hierbei geht es nicht einfach darum, einzelne Wörter in ihrer Schriftform zu speichern, sondern vielmehr den Wortsinn festzuhalten. Man betrachte zum Beispiel die Wörter *Couch* und *Sofa*, die in Schriftform, mit Ausnahme des zweiten Buchstabens vollkommen unterschiedlich sind, in ihrer Bedeutung aber nahezu Synonym verwendet werden. Weiterhin möchten wir Aussagen über die Beziehung von Wörtern treffen können. *Heiß* und *kalt* haben in ihrer Wortbedeutung einen klaren Zusammenhang (Es handelt sich um Gegensätze), den wir eventuell darstellen möchten, genauso wie *Replika* und *Fälschung* im Grunde dasselbe meinen, aber einen klaren Unterschied in ihrer Konnotation aufweisen (Vgl. Jurafsky und Martin, 2020, S. 106ff.). Eine Form der semantisch reichen Repräsentationen zu finden, die diesen Anforderungen genügt ist nicht trivial, es handelt sich aber wieder um ein solches Problem, das, wie oben beschrieben, intuitiv einfach zu lösen, formal jedoch schwer zu beschreiben ist. Und genau wie oben beschrieben, können die Techniken aus dem Feld des maschinellen Lernens auf dieses Problem angewandt werden, um es zu lösen.

Die Grundlage für die nun folgenden Überlegungen bildet die 1950 erstmals formulierte Verteilungshypothese der Linguistik. Im Grunde besagt sie, dass Wörter, die in ähnlichen Kontexten auftauchen, eine ähnliche Bedeutung haben. Wenn die Wörter *Pizza* und *Burger* beispielsweise beide häufig im Zusammenhang mit den Wörtern *Essen* und *geniessen* auftauchen, kann daraus geschlossen werden, dass sie ihr Wortsinn eine Ähnlichkeit hat, in diesem Fall, dass es sich bei beiden Wörtern um Essen handelt. (Vgl. Jurafsky und Martin, 2020, S. 109)

	Essen	italienisch	Auto
Pizza	150	122	11
Burger	136	3	13
Porsche	0	6	350
Ferrari	1	199	475

Tabelle 1: Wort-Wort-Matrix auf Basis des Wikipedia Corpus und ausgewählten Worten (Davies, 2015)

Auf Basis dieser Erkenntnis kann eine erste simple Repräsentationen des Wortsinns gefunden werden. Gegeben sei ein Corpus C auf Basis dessen wir einen Wortsinns für jedes Wort im Vokabular V des Corpus finden wollen. Auf Basis der Verteilungshypothese kann nun eine Wort-Wort-Matrix aufgestellt werden, die abbildet, wie häufig Worte im Kontext anderer Worte auftauchen. Dafür muss ein Kontext definiert werden, häufig ist dieser Kontext ein Bereich um das Wort, kann aber auch beliebig definiert werden, beispielsweise als eine Menge Dokumente im Corpus. Als Ergebnis erhält man eine Matrix mit der Dimension $|V| \times |V|$, beziehungsweise einen $|V|$ -dimensionalen Spaltenvektor für jedes Wort (Vgl. Jurafsky und Martin, 2020, S. 113).

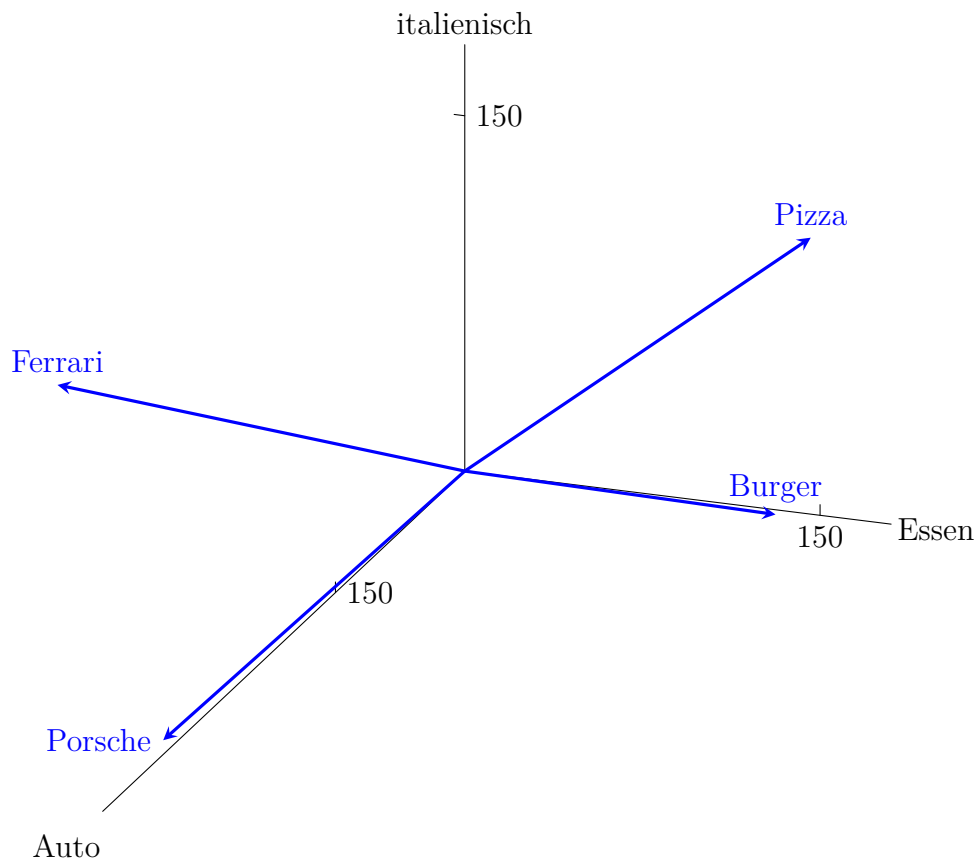


Abbildung 1: Visualisierung der in Tabelle 2.3 berechneten Vektoren in dreidimensionalem Raum

Die so gewonnen Vektoren haben bereits einige der gewünschte Eigenschaften um den Wortsinn zu encodieren. Die in Tabelle 2.3 dargestellte Wort-Wort-Matrix basiert auf dem Corpus der englischsprachigen Wikipedia und illustriert eine Eigenschaft, die auch noch bei der Reduktion auf wenige Dimensionen sichtbar wird: Wörter, die sich ähnlich sind, tauchen in ähnlichen Kontexten auf. Die Vektoren für Automarken tauchen beide ähnlich häufig im Kontext des Wortes Auto auf, genauso wie Essbares ähnlich häufig im Kontext von dem Wort Essen auftauchen. Auch eine 1970 entwickelte Methode zur Beschreibung von Analogieproblemen lässt sich anwenden. (Vgl. Rumelhart und Abrahamson, 1973) Die Idee dieser Methode ist es Fragen nach folgendem Schema zu stellen: *Deutschland gehört zu Berlin. Was gehört zu Paris?* Auch bei diesem sehr simplifizierten Beispiel lässt sich ein solches Sinn-Parallelogram aufstellen. Anhand der in Abbildung 1 getroffenen Visualisierung des

Beispiels lässt sich leicht erkennen, dass dieses Problem durch einfach Vektorrechnung lösen lässt. *Pizza gehört zu Burger. Was gehört zu Porsche?*. Die Antwort innerhalb dieses Beispiels ist Ferrari und lässt sich bestimmen, indem der Vektor für Pizza von Burger subtrahiert wird und das Ergebnis dieser Operation auf den Vektor für Porsche aufaddiert wird. Das Ergebnis ist ein Vektor der in die Nähe von Ferrari zeigt. Dieses Beispiel ist selbstverständlich enorm simplifiziert, es lässt sich aber genau diese Encodierung von Wortsinn auch bei größeren Vokabularen feststellen¹ (Vgl. Jurafsky und Martin, 2020, S. 128f.).

Vorgestellt wurde hiermit die einfachste Form von statischen, also kontextunabhängige, Embeddings, jedoch gibt es mittlerweile eine Vielzahl von Techniken, um dieses stumpfe Zählen von Worten mit verschiedenen Verfahren zu optimieren und schlussendlich bessere und sinnhaltigere Ergebnisse zu erzielen. Ein Problem dieser Methode ist beispielsweise, dass die so gewonnen Vektoren eine sehr hohe Dimensionalität haben ($|V|$), dafür aber größtenteils leer sind, man spricht von dünnbesetzten Vektoren. Die Empirik hat gezeigt, dass sich wesentlich bessere Ergebnisse erzielen lassen, wenn Wörter als Vektoren mit niedrigerer Dimensionalität dargestellt werden, also "dicht" sind. Die Intuition hinter dieser Erkenntnis ist es, dass dadurch eine gewisse "Abstraktion" des Wortsinnes stattfindet und so konzeptuelle Zusammenhänge besser abgebildet werden können. (Vgl. Jurafsky und Martin, 2020, S. 113f.)

Ein großer Durchbruch bei diesem Problem wurde beispielsweise durch den Ansatz der Autoren des Word2Vec Papers erzielt, die ihrem Algorithmus *Skip-Gram with negative sampling* ein statisches, aber dichtes Embedding berechnen. SGNS ist eine Methode, um Wort-Embeddings mithilfe von Techniken des maschinellen Lernens zu trainieren, indem ein Modell trainiert wird, das die Kontextwörter um ein Zielwort innerhalb eines Fensters vorhersagen soll, während gleichzeitig echte Kontextwörter von zufällig ausgewählten negativen Beispielen unterschieden wer-

¹Einer der wohl bekanntesten Beispiele aus diesem Feld ist der Erfolg aus dem word2vec paper, indem das Modell den Zusammenhang zwischen König minus Mann plus Frau ist gleich Königin herstellen konnte (Vgl. Mikolov u. a., 2013).

den. Das zu Grunde liegende statistische Modell wird dabei immer besser darin, gegeben ein Wort, zu bestimmen, ob ein anderes Wort wahrscheinlich ist in dessen Kontext aufzutauchen. Die eigentlichen Embeddings, die das Ziel dieses Vorgehens sind, sind dabei die Eingabe in den Algorithmus und werden solange angepasst, bis das Modell mit einer gewünschten Verlässlichkeit vorhersagen kann, ob die Eingabe ein echtes Kontextwort ist, oder nicht. (Vgl. Mikolov u. a., 2013).

2.4 Text Embeddings und die Transformer Architektur

Den bisher vorgestellten Methoden, um semantisch reiche Repräsentationen von Worten zu erstellen, fehlt ein entscheidendes Merkmal, um sie für praktisch nutzen zu können: Ihnen fehlt der Kontext. Bis jetzt haben wir immer ausschließlich versucht, einzelne Wörter in ihrer Bedeutung zu erfassen, ohne dabei auf den Kontext einzugehen, in dem sie auftreten. Ein Wort wie *Bank* kann beispielsweise sowohl ein Möbelstück, als auch eine Finanzinstitution beschreiben. Die Bedeutung des Wortes hängt also stark vom Kontext ab. Für die letztendliche Anwendung ist das insofern relevant, als dass bei der Analyse von Geschäftsdaten immer gesamte Dokumente von Bedeutung sind. Was bringt es mir, wenn ich die Bedeutung einzelner Wörter in der Beschreibung eines Bauteils kenne, nicht aber ihren Zusammenhang untereinander?

Es muss also eine Methode gefunden werden, Embeddings nicht auf einzelnen Wörtern zu erstellen, sondern ganze Texte zu verarbeiten. Der aktuelle Stand der Technik ist dabei die Transformer Architektur. Hierbei handelt sich auch um die Technik, die Anfang 2021 von OpenAI in Form von ChatGPT zu weltweiter Bekanntheit gelangt ist. Die Grundidee dieser Architektur ist es, über eine Reihe von sogenannten Transformer-Blöcken graduell die Eingabewörter mit ihrem Kontext anzureichern.

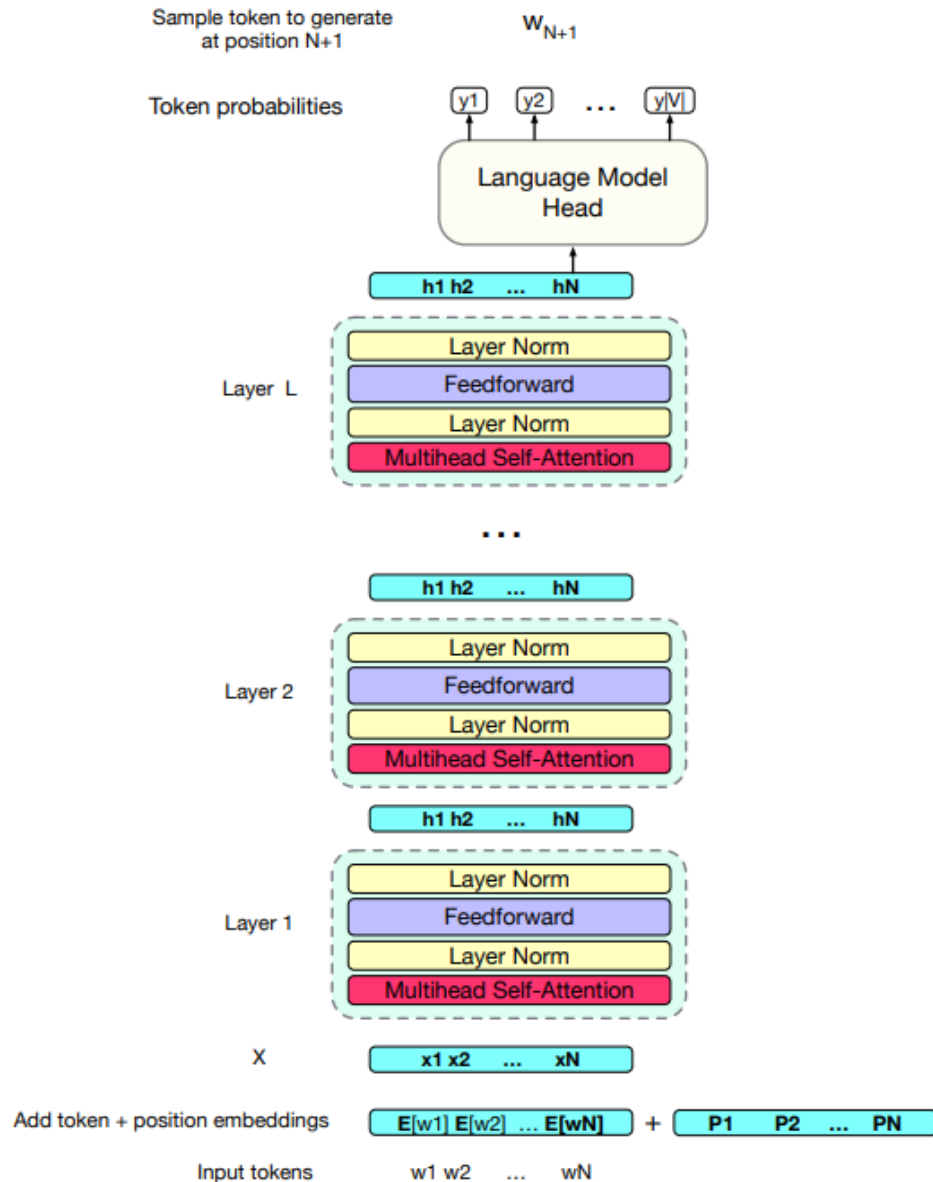


Abbildung 2: Die Architektur eines Transformers für die Anwendung als Sprachmodell (Jurafsky und Martin, 2020)

Die in Abbildung 2 dargestellte Architektur zeigt den Aufbau eines solchen Transformers. An Anfang des Modells stehen die Eingabe-Embeddings. Ähnlich der Word-Embeddings der Word2Vec Algorithmus handelt es sich hierbei um dichte Vektoren, die im Rahmen des Training des Modells erlernt werden und einzelne Wörter darstellen.² Das interessante an der Transformer-Architektur ist es nun aber, dass sie

²Es bleibt anzumerken, dass diese Word-Embeddings sich in den meisten Fällen nicht mehr

ein sogenanntes Kontext-Fenster betrachtet, also einen kleinen Teilausschnitt aus dem Trainings-Corpus, um ein Wort eben nicht statisch, sondern im Kontext seiner direkten Nachbarn zu betrachten. Der entscheidende Innovation dabei ist, dass beim Transformer auch die Position und nicht einfach nur die Häufigkeit des nebeneinander Auftretens einbezogen wird. Um das zu erreichen, werden die Word Embeddings des Kontextfensters mit sogenannten Positions-Embeddings angereichert. Ein Positions-Embedding kann dabei wieder ein gelernter Vektor für jede Position im Kontextfenster sein oder auch eine simple Funktion, die beispielsweise durch eine Kombination von Sinus- und Kosinusfunktionen einer Position einen Vektor zuordnet.³ Diese Eingabe wird nun in einem vielschichtigen neuronalen Netz verarbeitet, welches aus einer Reihe aus unterschiedlichen Komponenten besteht. Die interessanteste Komponente ist dabei wahrscheinlich der Multihead-Self-Attention Block.

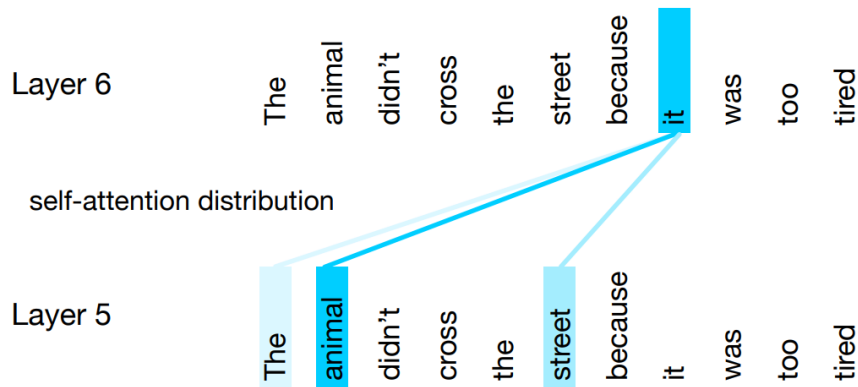


Abbildung 3: Darstellung der Funktionsweise von Self Attention in einem Transformer

Self-Attention, oder Selbstaufmerksamkeit, ist eine Technik, die Eingaben im Modell miteinander zu verknüpfen. Bisher haben wir als Eingabe die Wörter des Kontextfensters voneinander getrennt betrachtet, jetzt soll durch Selbstaufmerksamkeit ein Verständnis für die Beziehungen zwischen den Eingaben gelernt werden. Das

auf Wörter im Sinne der Sprache beziehen, sondern der zugrundeliegende Corpus algorithmisch in kleinste Einheiten zerlegt wird. Diese Einheiten werden häufig auch als Tokens bezeichnet.

³Es gibt durchaus noch weitere Techniken, die Position eines Wortes als Embedding darzustellen, beispielsweise als relative Position zum betrachteten Wort, das soll in dieser Arbeit aber kein Thema sein.

bedeutet, dass das Modell kontextuelle Beziehungen zwischen den Wörtern lernt, abhängig von deren Position im Satz. In der Abbildung 3 sehen wir ein Beispiel der Selbstaufmerksamkeitsverteilung zwischen den Wörtern "animal" und "it".

Im Grunde ist die Idee von Selbstaufmerksamkeit, für jedes Wort eine gewichtete Summe aller anderen Wortvektoren zu berechnen, wobei die Gewichte durch sogenannte Aufmerksamkeits-Scores bestimmt werden. Diese Scores werden durch das Skalarprodukt der Query- und Key-Vektoren der Wörter berechnet und anschließend normalisiert. In der Abbildung sehen wir, dass im Layer 5 der Transformer-Architektur das Wort "animal" eine hohe Aufmerksamkeit auf das Wort "it" im Layer 6 legt, was durch die blauen Linien dargestellt wird. Dies zeigt, dass das Modell die Beziehung zwischen "animal" und "it" erlernt hat, nämlich dass "it" sich auf "animal" bezieht. Der Vektor für "it" in Layer 6 berechnet sich nun aus einer gewichteten Summe aller Vektoren in Layer 5, wobei das Wort Animal besonders mit einbezogen wird. Indem viele dieser Selbstaufmerksamkeits-Blöcke hintereinander geschaltet werden, wird nach und nach aus den ursprünglichen Word Embeddings eine Reihe von kontextuell angereicherten Vektoren, die zusammengekommen den Sinn, der im Kontextfenster transportiert wird, abbilden können.⁴

Wie bereits erwähnt ist Selbstaufmerksamkeit nicht die einzige Komponente, die in modernen Transformer-Architekturen eingesetzt wird, neben dieser Techniken spielen noch einfache Feed-Forward Layer, Residualverbindungen und Normalisierungen eine Rolle. Für den Zweck dieser Arbeit ist jedoch vor Allem relevant, dass der Transformer basierend auf einem Kontextfenster eine Reihe von kontextuell und semantisch angereicherten, dichten Vektoren produziert. Diese Embeddings erfassen

⁴Dies ist natürlich eine einigermaßen vereinfachte Darstellung des Attention Mechanismus in modernen Sprachmodellen. Beispielsweise erweitert Multihead Attention die Idee der Self-Attention, indem er mehrere Selbstaufmerksamkeits-Layer (oder "Köpfe") parallel verwendet. Jeder dieser Köpfe lernt unterschiedliche Aspekte der Beziehungen zwischen den Wörtern. Die Eingabevektoren werden also in mehrere Teile aufgeteilt, und jede Teilmenge wird in einem separaten Selbstaufmerksamkeits-Layer verarbeitet. Jeder Kopf führt eine eigene Selbstaufmerksamkeitsoperation durch und erzeugt dabei eine eigene gewichtete Summe und Die Ergebnisse aller Köpfe werden dann zusammengeführt und in einen endgültigen Vektor integriert. Das aber nur am Rande.

den Sinn des eingegeben Text und werden somit als Text-Embeddings bezeichnet. In typischen Anwendungen dieser Modelle wird aus der Menge von Vektoren einer ausgewählt und als Repräsentationen des Textes verwendet.⁵ Das Ergebnis ist also ein Vektor, der den Sinn der Eingabe transportiert. Dieser Vektor besitzt einige der in der Einführung besprochenen Qualitäten, eine Intuition für diese soll an dem folgenden Beispiel gewonnen werden.

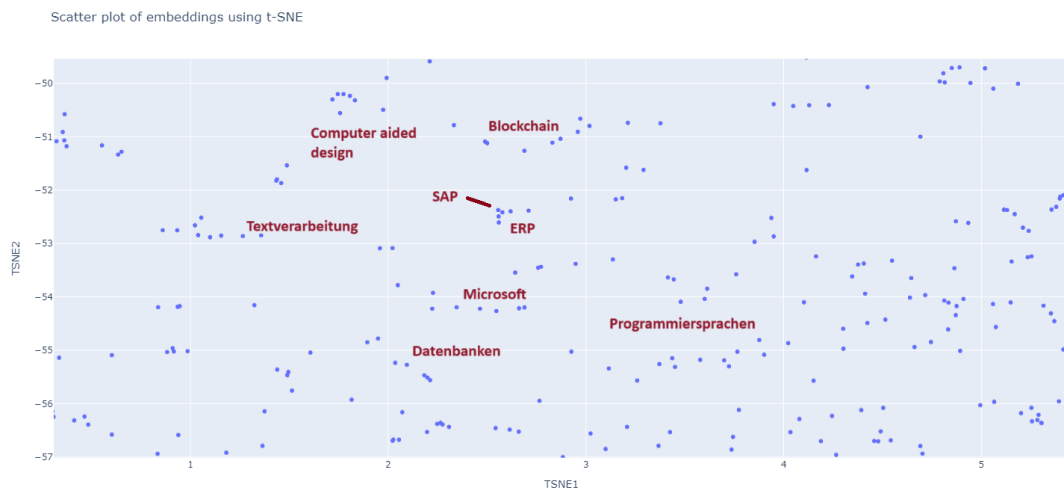


Abbildung 4: Annotierter Ausschnitt aus den Embeddings aller Artikel der englischsprachigen Wikipedia

In Abbildung 4 dargestellt sind Artikel der englischsprachigen Wikipedia. Dabei repräsentiert jeder Punkt das Embedding des jeweils ersten Satzes eines Artikels. Diese Darstellung im zweidimensionalen Raum ist möglich durch Algorithmen zur Dimensions-Reduktion, der einen viel-dimensionalen Vektorraum auf einen niedrig-dimensionalen Raum projiziert und dabei Rücksicht auf Abstände und Gruppierung von Vektoren nimmt. Solche Algorithmen, hier ist es t-SNE, werden häufig für die Visualisierung von Embeddings eingesetzt. Die Darstellung ist somit zwar sehr reduziert, aber durchaus hilfreich um das Verhältnis der Embeddings zueinander nachzuvollziehen.

⁵Teilweise sind das extra für diesen Zweck eingefügte Tokens, in anderen Fällen der letzte Token. Die Intuition hinter der Technik ist es, dass durch Anwendung der Selbstaufmerksamkeit, der Sinn der im Kontext-Fenster transportiert wird, nach Anwendung des Verfahrens in jedem Token encodiert ist.

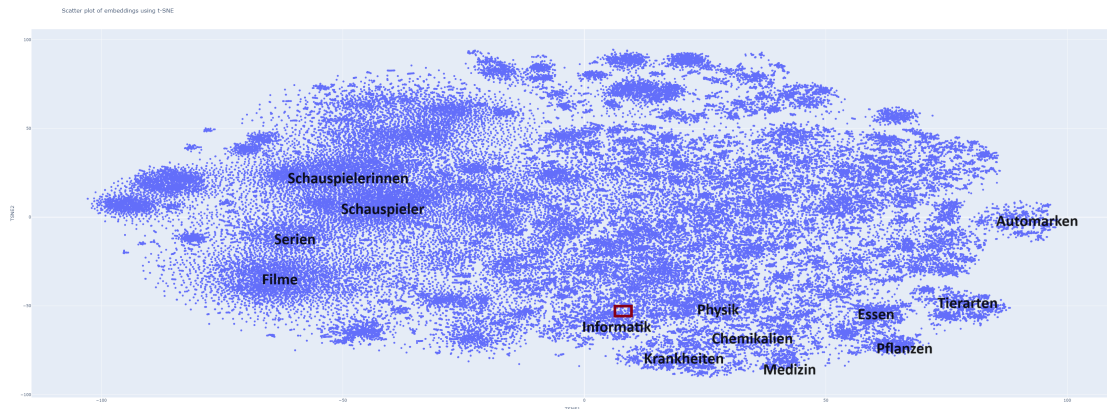


Abbildung 5: Annotierte Darstellung der Embeddings aller Artikel der englischsprachigen Wikipedia

Eine wünschenswerte Eigenschaft ist es, dass thematisch verwandte Artikel nahe beieinander liegen. In Abbildung 4 kann genau das beobachtet werden. Die Artikel, die Enterprise Resource Planning und Geschäftsanwendungen betreffen, liegen in einer engen Gruppe zusammen, sind aber in ihrem lokalen Umfeld auch von ähnlichen Themen umgeben. Die nächsten Nachbarn sind Produkte der Firma Microsoft, die sich an Geschäftskunden richten, im weiteren Umfeld finden sich Artikel zu verwandten Themen wie Datenbanken und Programmiersprachen. In die andere Richtung stößt man interessanterweise eher auf Anwender-bezogene Artikel wie solche zu Textverarbeitungsprogrammen wie Word oder Anwendungen für computer aided design.

Solche Themengruppen lassen sich aber nicht nur auf mikroskopischer Ebene finden. Betrachtet man die gesamte Menge der Embeddings (Abbildung 5), finden sich größer gefasste Themengruppen. Der eben besprochene Ausschnitt finden sich in einer größeren Wolke, die sich mit dem Themengebiet Informatik beschäftigt, und dieses Gebiet wiederum wird umgeben von weiteren naturwissenschaftlichen Disziplinen. Gerade in dieser Betrachtungshöhe können nun auch Metabetrachtungen angestellt werden. Beispielsweise erkennt man gut, dass die Artikel die Automarken betreffen untereinander zwar starke Nähe aufweisen, ansonsten aber einigermaßen abgetrennt von den restlichen Artikeln liegen. Oder man kann feststellen, dass eine

signifikante Anzahl aller Wikipedia-Artikel sich mit Unterhaltungsmedien, und speziell mit Schauspielern und Schauspielerinnen beschäftigt. Dieses Experiment hat, wie bereits erwähnt, nur begrenzte Aussagekraft, es zeigt aber, dass Embeddings gut dafür geeignet sind, thematische Ähnlichkeit abzubilden. Wie sich das im praktischen Kontext zu Nutzen gemacht werden kann, soll im folgenden Abschnitt besprochen werden.

2.5 Ähnlichkeitssuche

Wie bereits in der Einführung des Konzepts der Word Embeddings angedeutet, ist eine der zentralen Anwendungen von semantisch reichen Repräsentationen von Texten in Vektorräumen die Ähnlichkeitssuche. Die Idee dahinter ist es, “dass Wörter, die semantisch oder syntaktisch ähnlich sind, dazu tendieren in diesem semantischen Raum nahe beieinander zu liegen.” (Kenter und Rijke, 2015, S. 2, Übers. d. Verf.), wie im Beispiel oben gezeigt. Daraus resultiert, dass es möglich wird, unstrukturierte Daten, wie es Texte sind, strukturiert zu repräsentieren und diese zu durchsuchen. Als Beispiel soll wieder der Corpus der englischsprachigen Wikipedia dienen. Berechnet man mithilfe der oben beschriebenen Methoden die Text-Embeddings für alle Artikel, erhält man eine Menge von Vektoren, die den Sinn der Artikel repräsentieren. Neben der Analyse des Datensatzes auf semantische Zusammenhänge und Themengruppen, ist die wahrscheinlich interessanteste Anwendung dieser Vektoren die Ähnlichkeitssuche. Hierzu wird eine Benutzeranfrage, nicht wie in typischen Suchsystemen auf Übereinstimmungen mit den Suchbegriffen oder vordefinierte Filtermöglichkeiten geprüft, sondern auf semantische Ähnlichkeit. Im Grunde wird also die Suchanfrage selbst in ein Embedding umgewandelt und schließlich mit den Embeddings der Dokumente verglichen. Zurückgegeben werden nun diejenigen Dokumente, die eine gewisse semantische Ähnlichkeit aufweisen, also inhaltlich die Anfrage des Benutzers beantworten.

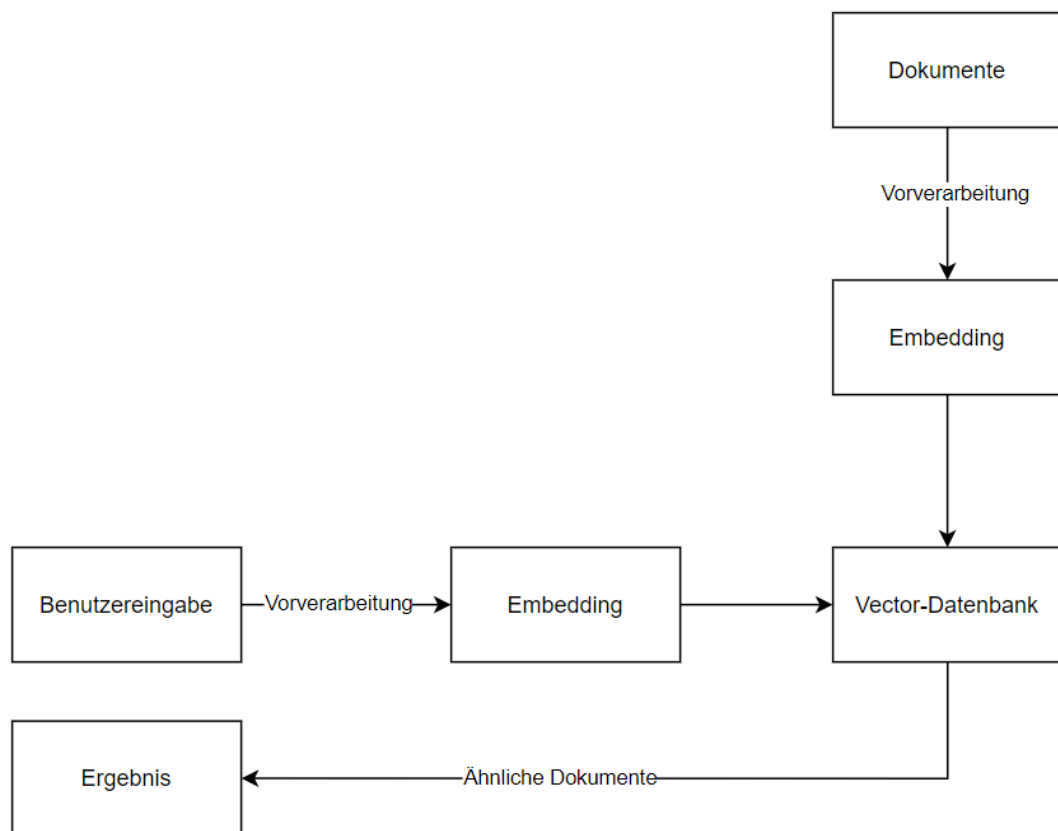


Abbildung 6: Darstellung der Architektur einer Ähnlichkeitssuche

In Abbildung 6 sehen wir ein Beispiel für die Architektur einer solchen Ähnlichkeitssuche. Ein Beispiel: Die Grundlage des Systems bildet eine Vektor-Datenbank, in der für jeden Artikel des englischsprachigen Wikipedia-Corpus ein Text-Embedding gespeichert ist. Diese Embeddings wurden im Vorfeld generiert, und verwenden als Eingabe vorverarbeitete Versionen der Wikipedia-Artikel, beispielsweise sind Bilder, Links und sonstige HTML-Elemente entfernt, sodass nur der Rohtext bleibt. Der Benutzer gibt die Anfrage "Was ist die Hauptstadt von Deutschland?" ein. Auch diese Eingabe wird vorverarbeitet. Beispielsweise muss sie zuerst übersetzt werden, da in der Datenbank englischsprachige Embeddings vorliegen. Nun wird die Anfrage in ein Text-Embedding umgewandelt und mit den Embeddings aller Dokumente im Corpus verglichen. Das geschieht mit Hilfe der Kosinus Ähnlichkeit, die als Maß der Ähnlichkeit zwischen zwei Vektoren den Winkel zwischen diesen anlegt. Die Dokumente, die die höchste semantische Ähnlichkeit aufweisen, werden schließlich

zurückgegeben. Im Beispiel sind das die Artikel "Capital of Germany", "Berlin" und "Munich". Das bemerkenswerte an dieser Suche ist es, dass in der Eingabe an keiner Stelle die Rede von Berlin war, aber über die semantische Ähnlichkeit des Artikels "Berlin" zu der Eingabe "Hauptstadt" und "Deutschland" kann das richtige Ergebnis ermittelt werden. In einer klassischen Suche wäre wahrscheinlich das Ergebnis "Germany" oder "Capital" höher bewertet worden, da hier direkte Treffer im Titel des Artikels vorliegen. Stattdessen taucht aber München als Hauptstadt von Bayern in den Ergebnissen an dritter Stelle auf.⁶

2.6 Retrieval Augmented Generation

Eine besondere Verwendung der oben besprochenen Ähnlichkeitssuche ist Retrieval Augmented Generation. Hierbei handelt es sich um eine Technik, die eingesetzt wird, um generativen Sprachmodellen zusätzliche Informationen zur Verfügung zu stellen, die sie beim Generieren von Sprache verwenden können. Bleiben wir beim Beispiel des Wikipedia-Datensatzes. Gegeben, es soll ein Chatbot auf Basis künstlicher Intelligenz entwickelt werden, der in der Lage ist, Fragen zu beantworten. Der klassische Transformer, wie er oben in seinen Grundzügen beschrieben ist, beherrscht diese Aufgabe bereits sehr gut. Limitiert ist er jedoch in seiner Fähigkeit, Quellen- und Fakten-basiert auf Fragen zu antworten. So antwortet er auf die Frage: "Wer ist der Bundeskanzler von Deutschland?" wahrscheinlich richtig mit "Olaf Scholz", er zieht diese Informationen jedoch aus seinem Trainingskorpus, seiner "vor-trainierten, parametrischen Erinnerung" (Lewis u. a., 2020, S. 2, Übers. d. Verf.), nicht aus einer externen Quelle, also einer "nicht-parametrischen Erinnerung"⁷ (Lewis u. a., 2020, S. 2, Übers. d. Verf.). Das bedeutet, sollte sich der Bundeskanzler ändern, würde der Chatbot weiterhin "Olaf Scholz" antworten, bis sich seine Trainingsdaten aktualisiert haben. In der Realität bietet sich dieses Problem durchaus, sei es bei der Interaktion mit tagesaktuellen Nachrichten, technischer Dokumentation oder betriebsinternen

⁶Dieses Beispiel ist nachzuvollziehen unter <https://huggingface.co/spaces/abokbot/wikipedia-search-engine>, mit der Eingabe "What is the capital city of Germany?"

⁷Lewis u. a., 2020 meint mit diesem Ausdruck, dass das Modell "Erinnerung" im Trainingsprozess aufbaut, indem es bereits gesehenen Text in seinen Parametern encodiert.

Quellen, die eventuell aus datenschutzrechtlichen Gründen nicht in einen Trainingskorpus überführt werden sollen.

Hier kommt RAG zur Hilfe. Die Idee hinter RAG ist es, dem Chatbot eine zusätzliche Komponente vorzuschalten, die, wie oben beschrieben, eine Ähnlichkeitssuche durchführt. Im Vorfeld wurden also alle relevanten Quellen in ein Embedding umgewandelt und in einer Vektor-Datenbank gespeichert. Die Anfrage des Nutzers “Wer ist der Bundeskanzler von Deutschland?” wird nun in ein Text-Embedding umgewandelt und mit den Embeddings der Quellen verglichen. Das Ergebnis ist eine Liste von Dokumenten, die die höchste semantische Ähnlichkeit aufweisen. Bevor dem Sprachmodell die Anfrage gestellt wird, wird nun die Antwort aus den Dokumenten extrahiert und dem Modell als zusätzliche Information zur Verfügung gestellt. Das Modell erhält also eine Anfrage nach dem Muster: “Kontext: Der aktuelle Bundeskanzler der Bundesrepublik Deutschland ist Olaf Scholz. Frage: Wer ist der Bundeskanzler von Deutschland?”, und muss das Ergebnis nur noch als natürlichsprachliche Antwort generieren. Die Empirik hat gezeigt, dass gerade bei Aufgaben, die faktisches Wissen benötigen, RAG-Modelle gegenüber klassischen Sprachmodellen weitaus bessere Leistungen erbringen. (Vgl. Lewis u. a., 2020)

3 Beschreibung des Systems

Das System, was den weiteren Untersuchungen zu Grunde liegt, ist eine Datenbank, die Material-Stammdaten enthält. Das Ziel der Implementierung ist es dabei eine semantisch reiche Suche zu ermöglichen, die den Endnutzer befähigt,

4 Optimierung des Systems

5 Fazit

Quellenverzeichnis

Bücher

- Bishop, Christopher (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Hrsg. von Kleinberg, Schölkopf und Jordan. Springer. URL: <https://www.microsoft.com/en-us/research/uploads/prod/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf>.
- Jurafsky, Daniel und James Martin (2020). *Speech and Language Processing An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition Third Edition*. draft. URL: <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/ed3book.pdf>.

Artikel

- Lewis, Patrick S. H. u. a. (2020). „Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks“. In: *CoRR* abs/2005.11401. arXiv: 2005.11401. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.11401>.
- Mikolov, Tomas u. a. (2013). „Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space“. In: URL: <https://arxiv.org/pdf/1301.3781>.
- Rumelhart, David E und Adele A Abrahamson (1973). „A model for analogical reasoning“. In: *Cognitive Psychology* 5.1, S. 1–28. ISSN: 0010-0285. DOI: [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(73\)90023-6](https://doi.org/10.1016/0010-0285(73)90023-6). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0010028573900236>.

Internetquellen

- Davies, Mark (2015). *English-Corpora: Wikipedia*. URL: <https://www.english-corpora.org/wiki>.

Anhang

1. Digitale Version der Arbeit
2. Interviews
 - 2.1. Expertmann 2018