

BACHELOR THESIS
Kristoffer Schaaf

Entwicklung einer Software zur Erkennung von Fake News auf Nachrichtenportalen

FAKULTÄT TECHNIK UND INFORMATIK
Department Informatik

Faculty of Engineering and Computer Science
Department Computer Science

Kristoffer Schaaf

Entwicklung einer Software zur Erkennung von Fake News auf Nachrichtenportalen

Bachelorarbeit eingereicht im Rahmen der Bachelorprüfung
im Studiengang *Bachelor of Science Angewandte Informatik*
am Department Informatik
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer: Prof. Dr. Stefan Sarstedt
Zweitgutachter: Prof. Dr. Marina Tropmann-Frick

Eingereicht am: 01.04.2025

Kristoffer Schaaf

Thema der Arbeit

Entwicklung einer Software zur Erkennung von Fake News auf Nachrichtenportalen

Stichworte

Machinelles Lernen, Fake News, Nachrichtenportale,

Kurzzusammenfassung

Arthur Dents Reise in eine neue Zukunft ...

Kristoffer Schaaf

Title of Thesis

Development of a software for the detection of fake news on news portals

Keywords

Machine Learning, Fake News, Text Mining, Classification, NLP

Abstract

Arthur Dents travel to a new future ...

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	vi
Tabellenverzeichnis	vii
1 Einleitung	1
1.1 Hintergrund: Die zunehmende Verbreitung von Fake News und deren gesellschaftliche Auswirkungen	1
1.1.1 Wann entstanden Fake News	1
1.1.2 Wie definieren sich Fake News und wie sind sie aufgebaut	1
1.1.3 Aus welcher Motivation entstehen Fake News	3
1.1.4 Warum verbreiten sich Fake News	3
1.1.5 Wer konsumiert Fake News	3
1.1.6 Welche potenziellen Indikatoren zum Erkennen bei Fake News gibt es	4
1.2 Zielsetzung: Entwicklung einer Software zur automatisierten Fake-News-Erkennung	5
1.3 Wahl der Nachrichtenportale	5
1.4 Aufbau der Arbeit	6
2 Grundlagen und Begriffsdefinitionen	7
2.1 Definition „Fake News“: Merkmale, Ziele, Beispiele	7
2.1.1 Klassifizierungen	7
2.2 Kategorisierung der Fake News Detection-Ansätze	7
2.3 Warum der Fokus auf Machine Learning?	7
2.4 Überblick über relevante Plattformen und deren Rolle im Medienkonsum	7
3 Natural Language Processing	8
3.1 Machine Learning	8
3.1.1 Textbereinigung und Vorverarbeitung	8

3.1.2	Merkmalsextraktion	10
3.1.3	Machine Learning Modelle	14
3.1.4	Metriken	23
3.2	Deep Learning	26
3.2.1	Word Embeddings	26
3.2.2	Deep Learning-Modelle	32
3.3	Hybride Modelle	32
3.3.1	convolutional neural network (CNN) along with bi-directional LSTM	32
3.3.2	XGBoost und BERT	32
4	Relevante Datensätze und Auswahlkriterien	33
4.1	Vorstellung verfügbarer deutscher Fake-News-Datensätze	33
4.2	Auswahl und Begründung des finalen Datensatzes	33
4.3	Herausforderungen bei deutschen Textdaten (Klassenverteilung, Quellen- vielfalt)	33
5	Konzeption der Softwarelösung	34
5.1	Machine Learning Modell	34
5.1.1	Welches Modell für Fake News Erkennung?	34
5.2	Hauptkomponente	35
6	Umsetzung des Prototyps	39
6.1	Implementierung der Chrome Erweiterung	39
7	Evaluation und Ergebnisse	42
8	Fazit und Ausblick	43
	Literaturverzeichnis	44
A	Anhang	52
A.1	Verwendete Hilfsmittel	52
	Selbstständigkeitserklärung	53

Abbildungsverzeichnis

3.1	Vergleich der Sparse Matrizen	10
3.2	Vergleich verschiedener Modelle mit BoW, TF-IDF und Hashing [5]	13
3.3	Darstellung von Hyperplanes [32]	17
3.4	Auswertung verschiedener NLP Algorithmen [44]	22
3.5	XGBoost	23
3.6	Konfusionsmatrix	24
3.7	Bsp. für Word Embeddings in einem dreidimensionalen Vektorraums [7] .	26
3.8	Vergleich CBOW und Skip-gram [37]	27
3.9	Co-Occurrence-Wahrscheinlichkeiten für die Zielwörter „ice“ und „steam“ mit ausgewählten Kontextwörtern aus einem Korpus mit 6 Milliarden To- kens [42]	28
3.10	Architektur des BERT Modells [59]	29
3.11	Zusammensetzung eines Input Tokens im BERT Modell [20]	31
3.12	Bsp. zum MLM [61]	31
5.1	Vergleich ... [52]	34
6.1	Sequenzdiagramm Hauptkomponente	40

Tabellenverzeichnis

3.1	Vergleich der Vor- und Nachteile von BoW und TF-IDF	13
3.2	Übersicht von Aktivierungsfunktion in der logistischen Regression [33, 28, 1]	19
5.1	Vergleich verschiedener technischer Umsetzungsansätze	38
A.1	Verwendete Hilfsmittel und Werkzeuge	52

1 Einleitung

1.1 Hintergrund: Die zunehmende Verbreitung von Fake News und deren gesellschaftliche Auswirkungen

1.1.1 Wann entstanden Fake News

Fake News sind ein allgegenwärtiges Problem, doch hatten Sie Ihren ersten Auftritt bereits 44BC im römischen Reich [6]. Auch während des amerikanischen Bürgerkriegs 1779 wurden Sie als politischer Schachzug von Benjamin Franklin genutzt. Dieser schickte einen Brief an Captain Samuel Gerrish und schrieb in diesem über Grausamkeiten der Briten und deren Verbündeten. Diese Informationen wurde so veranschaulicht, dass sie die öffentliche Meinung bewusst beeinflussen sollten [53].

Der eigentliche Begriff "Fake News" wurde erst viele Jahre später durch Donald Trump im amerikanischen Wahlkampf 2016 bekannt [4] und diente hierbei als politischer Kampfbegriff [10].

Unter anderem ist Fake News auch ein Teil von Propaganda [10], welche schon lange als Mittel zur Meinungsmanipulation eines Volkes genutzt wird.

Heute ist Fake News die größte Drohung zu unserer angeblich freien Presse [53].

1.1.2 Wie definieren sich Fake News und wie sind sie aufgebaut

Fake News sind bewusst erstellte Online-Falschmeldungen, die teilweise oder vollständig unwahre Inhalte verbreiten, um Leser*innen gezielt zu täuschen oder zu manipulieren. Sie imitieren klassische Nachrichtenformate, nutzen auffällige Titel, emotionale Bilder und strategisch gestaltete Inhalte, um Glaubwürdigkeit zu erzeugen und Aufmerksamkeit zu

gewinnen. Ziel ist es, durch das Verbreiten dieser Inhalte Klicks, Reichweite und damit finanzielle oder ideologische Vorteile zu erzielen [6].

Fake News fallen in die Kategorien Satire, Clickbait, Gerüchte, Stance News, Propaganda und Large Scale Hoaxes [53].

- **Satire:** ist eine humorvolle oder übertriebene Darstellung gesellschaftlicher oder politischer Themen, die Kritik üben soll.
- **Clickbait:** bezeichnet reißerische Überschriften oder Vorschaubilder, die Neugier wecken und zum Anklicken eines Inhalts verleiten sollen, oft ohne den Erwartungen gerecht zu werden.
- **Gerüchte:** sind unbestätigte Informationen, die sich schnell verbreiten und oft falsch oder irreführend sind.
- **Stance News:** sind Nachrichten, die eine klare Meinung oder politische Haltung einnehmen, statt neutral zu berichten.
- **Propaganda:** ist die gezielte Verbreitung von Informationen oder Meinungen, um das Denken und Handeln von Menschen zu beeinflussen, meist im Interesse einer bestimmten Gruppe oder Ideologie.
- **Large Scale Hoaxes:** sind absichtlich erfundene Falschmeldungen oder Täuschungen, die weit verbreitet werden und viele Menschen täuschen sollen.

Die eigentliche Nachricht ist aufgebaut in folgende Teile:

- **Quelle:** gibt den Ersteller der Nachricht an.
- **Titel:** erzielt die Aufmerksamkeit der Lesenden.
- **Text:** enthält die eigentliche Information der Nachricht.
- **Medien:** in Form von Bildern oder Videos.

Fake News können die Form von Text, Fotos, Filmen oder Audio annehmen und sind dementsprechend auf jeder Plattform auffindbar, die die Verbreitung nicht unterbindet. Die 2024 populärste Plattform zum Teilen der Fake News ist WhatsApp [4].

1.1.3 Aus welcher Motivation entstehen Fake News

Das Hauptinteresse der Ersteller der Fake News ist das Verdienen von Geld. Auf die Artikel wird Werbung geschaltet und anhand einer entsprechenden Reichweite ergibt sich der verdiente Betrag. Je mehr Reichweite, desto mehr Verdienst für die Ersteller [6].

1.1.4 Warum verbreiten sich Fake News

In sozialen Medien neigen Nutzer aufgrund von FOMO (Fear of Missing Out) dazu, Fake News zu teilen, um Anerkennung zu gewinnen und soziale Zugehörigkeit zu erfahren. Besonders häufig werden kontroverse, überraschende oder bizarre Inhalte verbreitet – insbesondere dann, wenn sie starke Emotionen wie Freude, Wut oder Aufregung hervorrufen. Das Teilen solcher Inhalte stärkt das eigene Ansehen, da es signalisiert, über neue und relevante Informationen zu verfügen. Fake News bestehen meist aus eindrucksvoll präsentierten Falschinformationen [6].

Ein Grund für die schnelle Verbreitung von Fake News liegt in ihrer Aufmachung: Häufig wird die zentrale Aussage bereits in der Überschrift formuliert, oft mit Bezug auf konkrete Personen oder Ereignisse. Dadurch überspringen viele Leser den Artikel selbst, was die Wirkung von Schlagzeilen verstärkt. Die Inhalte sind meist kurz, wiederholend und wenig informativ. Anders als bei seriösen Nachrichten, bei denen Argumente überzeugen sollen, wirken Fake News über einfache Denkabkürzungen (Heuristiken) und die Bestätigung bestehender Überzeugungen. Nutzer müssen sich also nicht mit komplexen Inhalten auseinandersetzen, sondern lassen sich durch intuitive Übereinstimmungen überzeugen. Besonders bei geringer kognitiver Anstrengung – etwa durch Müdigkeit oder Unaufmerksamkeit – steigt die Wahrscheinlichkeit, dass Fake News geglaubt und weiterverbreitet werden [30].

1.1.5 Wer konsumiert Fake News

Laut [30] sind folgende Gruppen die größten Konsumenten:

- **Geringe Bildung oder digitale Kompetenz:** Personen mit niedriger formaler Bildung oder unzureichenden digitalen Fähigkeiten sind anfälliger für Falschinformationen.

- **Aussagen oder Nähe zur Informationsquelle:** Informationen von Personen, denen man persönlich nahe steht oder vertraut, werden eher geglaubt – unabhängig vom Wahrheitsgehalt.
- **Parteizugehörigkeit oder politische Überzeugung:** Menschen neigen dazu, Fake News zu glauben und zu verbreiten, wenn diese mit ihrer ideologischen Einstellung übereinstimmen.
- **Misstrauen gegenüber den Medien:** Wer etablierten Medien nicht vertraut, ist eher bereit, alternative (oftmals falsche) Quellen zu konsumieren und zu verbreiten.
- **Geringere kognitive Fähigkeiten:** Personen mit niedrigerer kognitiver Verarbeitungskapazität sind anfälliger für einfache, irreführende Inhalte und hinterfragen diese seltener kritisch.

Außerdem scheinen konservative, rechtsgerichtete Menschen, ältere Personen und weniger gebildete Menschen eher dazu zu neigen, Fake News zu glauben und zu verbreiten [6].

1.1.6 Welche potenziellen Indikatoren zum Erkennen bei Fake News gibt es

Das Erkennen von Fake News ist gerade deshalb problematisch, da diese erst erkannt werden können, nachdem sie erstellt und im Internet verbreitet wurden. [53]

Gerade im Bereich der sozialen Medien gibt es aber relativ zuverlässige Indikatoren, die Fake News nach der Erstellung als solche zu enttarnen [27]:

- **Fortlaufende Großschreibung:** Beispiel: GROßSCHREIBUNG
- **Übermäßige Nutzung von Satzzeichen:** Beispiel: !!!
- **Falsche Zeichensetzung am Satzende:** Beispiel: !!1
- **Übermäßige Nutzung von Emoticons, besonders auffälliger Emoticons**
- **Nutzung des Standard-Profilbildes**
- **Fehlende Account-Verifizierung, besonders bei prominenten Personen**

Fake News in offiziellen Nachrichtenportalen zu erkennen, ist dagegen deutlich schwieriger. Die aufgezählten stilistischen Mittel wie zum Beispiel die fortlaufende Großschreibung sind eher untypisch. Stattdessen muss über die inhaltliche Bedeutung erkannt werden ob die Artikel wahr oder falsch sind.

1.2 Zielsetzung: Entwicklung einer Software zur automatisierten Fake-News-Erkennung

Motiviert durch die Arbeiten der University of Applied Sciences Upper Austria [54] und der TU Darmstadt [27] wird in dieser Arbeit die Entwicklung eines weiteren Tools dokumentieren. Dieses Tool soll wie auch das Browser Plugin TrustyTweet eine Unterstützung zum Erkennen von Fake News anbieten. Ob dieses Tool auch als Browser Plugin oder als eine andere Form der Software implementiert wird, steht zum jetzigen Zeitpunkt noch nicht fest. Auch ob eine Black Box oder White Box Architektur genutzt wird, - das heißt, kann der User zum Beispiel sehen, warum der Artikel als Fake News deklariert wird - wird im Laufe der Arbeit entschieden. Ziel ist es, dass das Tool nicht wie TrustyTweet auf Twitter eingesetzt wird, sondern auf verschiedenen Nachrichtenportalen. Um eine politisch möglichst breite Abdeckung zu decken, wird das Tool für drei verschiedenen Nachrichtenportalen implementiert (siehe Kapitel 1.3).

1.3 Wahl der Nachrichtenportale

Im Paper der University of Applied Sciences Upper Austria [54] wird die Qualität verschiedener deutscher Nachrichtenportale mit „Machine Learning“-Modellen getestet. Das Ergebnis zeigt, dass Spiegel, Die Zeit und Süddeutsche die 'besten' Portale sind. Express, BZ-Berlin und Bild sind die 'schlechtesten', da sie am meisten Fake News verbreiten. Die Quellen [29, 35, 39] zeigen, dass die Kombination von BILD, taz und Der Spiegel eine politisch breites Spektrum abbilden.

- **BILD:** Boulevardesk, populistisch, konservativ

Die BILD-Zeitung gilt als stark meinungsgetriebenes Boulevardmedium mit populistischen Zügen. Ihre Berichterstattung ist geprägt von einer emotionalisierenden Sprache, Fokus auf Einzelereignisse und dem Ziel hoher Reichweiten.

- **taz:** Kritisch, linksalternativ, bewegungsnah

Die taz (tageszeitung) wird dem linksalternativen Spektrum zugeordnet. Sie verfolgt eine aktivistische Grundhaltung mit einem Fokus auf sozialen Bewegungen, Umweltfragen und Minderheitenrechten. Die taz gilt als Gegenmodell zu großen Leitmedien und strebt oft bewusst Gegenöffentlichkeit an.

- **Der Spiegel:** Linksliberal, investigativ, kritisch gegenüber Macht

Der Spiegel wird dem linksliberalen Spektrum zugeordnet. Er kombiniert klassische Leitmedienformate mit einem ausgeprägten Anspruch auf investigativen Journalismus, Kritik an staatlicher Macht und liberal-demokratischen Werten.

Das Tool, welches in dieser Arbeit entwickelt wird, wird also für diese drei Nachrichtenportale implementiert.

1.4 Aufbau der Arbeit

2 Grundlagen und Begriffsdefinitionen

2.1 Definition „Fake News“: Merkmale, Ziele, Beispiele

2.1.1 Klassifizierungen

Linguistische Features werden von Textmaterial auf verschiedenen Leveln gesammelt, z.B. Buchstaben, Wörter, Sätze und Features auf dem Satzlevel (Häufigkeit von Funktionswörtern? und Sätzen) [63]

Text Tokenisierung [58]

Aufteilung der Features in Syntactic, Semantic, Sentiment, Lexical, Style-based [53] p7

2.2 Kategorisierung der Fake News Detection-Ansätze

2.3 Warum der Fokus auf Machine Learning?

2.4 Überblick über relevante Plattformen und deren Rolle im Medienkonsum

3 Natural Language Processing

3.1 Machine Learning

3.1.1 Textbereinigung und Vorverarbeitung

- **Titel und Inhalt der Artikel zusammenfügen [9]:** Damit keine wichtigen Informationen verloren gehen, werden Titel und Inhalt des Artikels zusammengefasst. Gerade der Titel kann durch z.B. Clickbait (siehe 1.1.2) schnell Hinweise auf eventuelle Fake News geben.
- **Akzente und Sonderzeichen entfernen [9] [47] [5]:** Akzente führen dazu, dass Wörter wie „café“ und „cafe“ unterschiedlich behandelt werden, obwohl sie semantisch gleich sind. Das Entfernen dieser erhöht die Generalisierung. Sonderzeichen stören einfache Tokenizer (z. B. bei Bag-of-Words), führen zu vielen seltenen Tokens und zu überdimensionierten Vektoren (siehe 3.1.2).
- **Alle Buchstaben zu Kleinbuchstaben konvertieren [47] [55] [5]:** Ähnlich wie zum vorherigen Punkt erhöht die durchgehende Kleinschreibung aller Buchstaben die Generalisierung und verhindert somit unnötige Duplikate im Vokabular.
- **Leere Spalten entfernen [55]:** Leere Spalten enthalten keine Information. Sie können bei der Vektorisierung oder Modellerstellung Fehler verursachen und werden als einfache Datenbereinigungsmaßnahme entfernt.
- **Kontraktionen auflösen (ans -> an das) [9]:** Im deutschen sind Kontraktionen zwar nicht so häufig wie im englischen, sie kommen aber trotzdem vor und sollten aufgelöst werden. Dies vermeidet fragmentierte Token und verbessert die Semantik und Trennbarkeit im Modell.

- **Stoppwörter entfernen [9] [47] [5]:** Wörter wie „der“, „ist“, „und“ tragen wenig zur inhaltlichen Differenzierung bei. Das Entfernen dieser verbessert die semantische Gewichtung relevanter Begriffe [48].
- **Rechtschreibfehler korrigieren [47]:** Tippfehler führen zu seltenen Tokens und stören die Generalisierung. In offiziellen Artikeln sind zwar selten Rechtschreibfehler zu finden, aber falls vorhanden, hilft die Korrektur zur Verbesserung der Modellqualität.
- **Lemmatisieren [9] [47] [5]:** Bei der Lemmatisierung werden verschiedene Wortformen auf die Grundform zurückgeführt („läuft“, „lief“, „laufen“ wird zu „laufen“). So erkennt das Modell gleiche Bedeutungen trotz grammatischer Variation.
- **Tokenisierung [47]:** In der Tokenisierung werden die Texte in einzelne Wörter oder Einheiten (Tokens) zerlegt, die für Modelle verarbeitbar sind. Dies ist eine Grundvoraussetzung für alle weiteren NLP-Schritte wie TF-IDF oder Word Embeddings.

Nutzung einer dualen Feature-Pipeline

Ein Problem welches das Entfernen der Akzente und Sonderzeichen und das Konvertieren aller Buchstaben zu Kleinbuchstaben mit sich bringt ist, dass viele wichtige Hinweise zum Erkennen von Fake News verloren gehen. Wie in Kapitel 1.1.6 beschrieben, sind fortlaufende Großschreibung, übermäßige Nutzung von Satzzeichen und falsche Zeichensetzung am Satzende potenzielle Indikatoren für Fake News.

Eine duale Feature-Pipeline kann dieses Problem lösen. Implementiert wird eine „cleaned“ Version (z.B. für inhaltliche Bedeutung) mit standardisierten, inhaltlichen Features und eine „rohe“ Version (z.B. für Stilmerkmale) mit stilistischen, rohen Textfeatures.

So werden semantische und stilistische Hinweise genau so genutzt wie ein Mensch es beim Lesen macht.

Die Notwendigkeit der Stilmerkmale ist aber diskutierbar. Die Datensätze werden ausschließlich aus Artikeln von offiziellen Nachrichtenportalen zusammengesetzt. Diese schreiben meist sauber, ohne Caps-Lock oder auffällige Sonderzeichen. Stilistische Merkmale wie viele Ausrufezeichen, Emojis oder absichtliche Rechtschreibfehler kommen dort nicht vor – also sind sie in diesem Fall auch keine verlässlichen Fake-News-Signale.

3.1.2 Merkmalsextraktion

Bag-of-words

Das Bag-of-Words-Modell ist ein einfaches Verfahren zur Textrepräsentation, bei dem ein Dokument als Vektor der Häufigkeiten einzelner Wörter dargestellt wird – unabhängig von deren Reihenfolge oder Kontext. Es zählt lediglich das Vorkommen jedes Wortes aus einem festen Vokabular [13].

TF-IDF

TF-IDF ist ein gewichtetes Modell zur Textdarstellung, das berücksichtigt, wie häufig ein Wort in einem Dokument vorkommt (TF) und wie selten es im gesamten Kontext ist (IDF). Es dient dazu, häufige, aber wenig informative Wörter zu reduzieren und aussagekräftige Begriffe zu betonen [24].

Sparse Matrizen werden sowohl von Bag-of-Words als auch von TF-IDF genutzt. Eine Matrix wird als sparse bezeichnet, wenn der Anteil der Nicht-Null-Werte im Verhältnis zur Gesamtanzahl der Dokumente sehr klein ist. Pro hinzugefügtem Dokument wird eine Zeile erstellt und pro Wort im Vokabular eine Spalte. Da jedes Dokument nur einen Bruchteil der Wörter des Gesamtvokabulars enthält, bestehen der Großteil einer solchen Matrix aus Nullen.

	Doc 1	Doc 2	Doc 3
baking	0	1	1
cake	1	1	1
chocolate	1	0	0
he	0	0	1
her	0	0	1
is	0	1	1
loves	1	0	0
she	1	1	0
surprise	0	0	1
to	0	0	1

(a) Bag-of-words Sparse Matrix [9]

	Doc 1	Doc 2	Doc 3
baking	0	0.52	0.32
cake	0.34	0.40	0.25
chocolate	0.58	0	0
he	0	0	0.42
her	0	0	0.42
is	0	0.52	0.52
loves	0.55	0	0
she	0.44	0.52	0
surprise	0	0	0.42
to	0	0	0.42

(b) TF-IDF Sparse Matrix [9]

Abbildung 3.1: Vergleich der Sparse Matrizen

In Abbildung 3.1 wurden den beiden Matrizen jeweils die drei Dokumente:

- Doc1 - She loves chocolate cake
- Doc2 - She is baking a cake
- Doc3 - He is baking a cake to surprise her

hinzugefügt. In der Matrix 3.1a werden in jeder Zelle in welcher das Dokument das entsprechende Wort beinhaltet eine 1 gesetzt. In 3.1b wird statt einer 1 eine Gewichtung über die Häufigkeit der Wörter in allen Dokumenten hinweg erstellt und eingetragen. Sie bewertet die Wichtigkeit eines Wortes in einem Dokument relativ zur gesamten Sammlung von Dokumenten. Dabei wird die Termfrequenz (TF) mit der invertierten Dokumentfrequenz (IDF) multipliziert. Je höher der resultierende Wert, desto relevanter ist das Wort für das jeweilige Dokument. Die Formel lautet:

$$\text{tfidf}(t, d, D) = \text{tf}(t, d) \cdot \text{idf}(t, D) \quad (3.1)$$

Dabei ist t das Wort, d das Dokument und D die gesamte Dokumentensammlung [5].

Die TF misst, wie häufig ein bestimmter Begriff t in einem Dokument d vorkommt. Sie beschreibt die lokale Bedeutung eines Wortes innerhalb des Dokuments.

$$\text{tf}(t, d) = \frac{\text{Anzahl der Vorkommen von } t \text{ in } d}{\text{Gesamtanzahl der Wörter in } d} \quad (3.2)$$

Die IDF bewertet, wie selten ein Begriff t in der gesamten Dokumentensammlung D ist. Je seltener ein Begriff in vielen Dokumenten vorkommt, desto höher ist sein IDF-Wert.

$$\text{idf}(t, D) = \log \left(\frac{N}{\text{df}(t)} \right) \quad (3.3)$$

Dabei ist N die Gesamtanzahl der Dokumente in der Matrix und $\text{df}(t)$ die Anzahl der Dokumente, in denen der Begriff t vorkommt [45].

Die in [21] beschriebene Relevance Frequency (RF) ist eine überwachte Gewichtungsform der IDF-Komponente im TF-IDF, die nicht nur zählt, in wie vielen Dokumenten ein Begriff vorkommt, sondern berücksichtigt, in welchen Klassen der Begriff besonders häufig oder exklusiv ist. Die Formel lautet:

$$\text{rf}(t) = \log \left(2 + \frac{P(t)}{\max(1, N(t))} \right) \quad (3.4)$$

Mit $P(t)$ für die Anzahl der relevanten Dokumente (z. B. positive Klasse), in denen der Term t und $N(t)$ für die Anzahl der irrelevanten Dokumente (z. B. negative Klasse), in denen der Term t vorkommt.

Während klassisches IDF ein Wort umso höher gewichtet, je seltener es allgemein in der Gesamtmatrix ist, gewichtet RF hingegen ein Wort umso höher, je stärker es mit einer bestimmten Zielklasse assoziiert ist. Dadurch hebt RF Begriffe hervor, die klassenunterscheidend sind was beim Arbeiten mit überwachten Modellen relevant ist.

In der IF-IDF wird für IDF wird nun also RF eingesetzt und es ergibt sich folgende Formel:

$$\text{tfidf}(t, d) = \frac{\text{Anzahl der Vorkommen von } t \text{ in } d}{\text{Gesamtanzahl der Wörter in } d} \cdot \log \left(2 + \frac{P(t)}{\max(1, N(t))} \right) \quad (3.5)$$

- Mit dem Wort t und dem Dokument d
- $P(t)$ für die Anzahl der relevanten Dokumente (z. B. positive Klasse), in denen der Term t vorkommt
- $N(t)$ für die Anzahl der irrelevanten Dokumente (z. B. negative Klasse), in denen der Term t vorkommt

Vergleich Bag-of-words und TF-IDF

Aus Tabelle 3.1 zu erkennen ist, dass TF-IDF in vielen Anwendungen leistungsfähiger ist als BoW. Insbesondere bei Texten mit hohem Vokabularumfang.

Hashing Vectorizer

Ein Hashing Vectorizer ist eine Methode zur Umwandlung von Text in numerische Merkmalsvektoren, ohne dass ein Vokabular explizit erstellt oder gespeichert wird. Stattdessen wird eine Hash-Funktion verwendet, um jedes Wort auf einen Index im Feature-Vektor abzubilden [9].

Bag-of-Words (BoW)	TF-IDF
Einfache Implementierung [13]	Berücksichtigt Wortwichtigkeit in gesamter Matrix [24]
Keine Gewichtung — häufige Wörter dominieren	Seltener, aber informativer Inhalt wird stärker gewichtet [15]
Hohe Dimensionalität in Sparse Matrix (jedes Wort bekommt eine separate Dimension) [14]	Gleiches Problem, aber mit informativeren Werten [3]
Ignoriert Wortreihenfolge und Kontext [56]	Gleiches Grundproblem, aber geringfügig bessere Performance [41]
Nützlich für einfache Klassifikatoren	Bessere Klassifikationsergebnisse in Kombination mit SVM oder Logistic Regression [31]

Tabelle 3.1: Vergleich der Vor- und Nachteile von BoW und TF-IDF

In Abbildung 3.2 wird der Vergleich zwischen Machine-Learning-Modellen unter Verwendung von BoW-, TF-IDF- und Hashing-Features gezeigt. Die y-Achse präsentiert den F1-Score, also die Precision und Recall-Werte der jeweiligen Modelle. Das Random-Forest-Modell (RF) zeigt eine schwache Leistung bei der Verwendung von Hashing, während die linearen Modelle (z.B. SVM (Support Vector Machine) und LR (Logistische Regression)) ihre F1-Werte mit Hashing-Features verbessern konnten.

Die Verbesserung ist aber nur minimal. Der F1-Score bei SVM ist ohne Hashing bei 0.89 und nach bei 0.90. Bei LR steigt der Wert auch von 0.87 und 0.88.

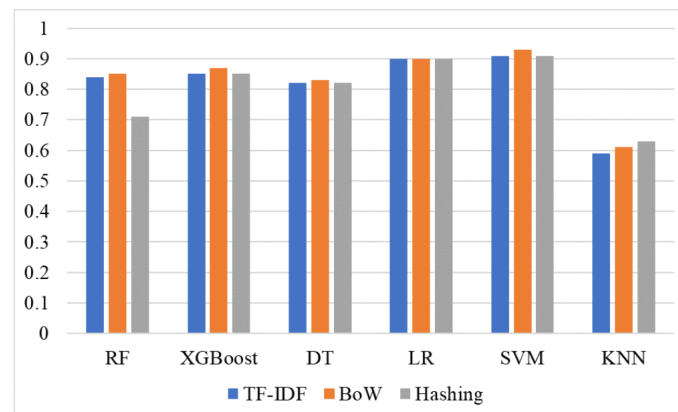


Abbildung 3.2: Vergleich verschiedener Modelle mit BoW, TF-IDF und Hashing [5]

3.1.3 Machine Learning Modelle

Naive-Bayes

Der Naive-Bayes-Algorithmus ist ein einfacher, aber leistungsfähiger Klassifikator, der auf dem Satz von Bayes basiert. Er wird häufig in Bereichen wie Textklassifikation, Spam-Erkennung und Sentiment-Analyse eingesetzt [62].

Der Klassifikator nutzt den Satz von Bayes zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit einer Klasse C gegeben eine Merkmalsmenge X :

$$P(C | X) = \frac{P(X | C) \cdot P(C)}{P(X)} \quad (3.6)$$

Dabei ist:

- $P(C | X)$ – *Posterior*: Die Wahrscheinlichkeit für die Klasse C , nachdem die Daten X beobachtet wurden.
- $P(X | C)$ – *Likelihood*: Die Wahrscheinlichkeit, die Daten X zu sehen, wenn sie zur Klasse C gehören.
- $P(C)$ – *Prior*: Die ursprüngliche Wahrscheinlichkeit der Klasse C , ohne Kenntnis über die Daten.
- $P(X)$ – *Evidenz*: Die Gesamtwahrscheinlichkeit, die Daten X zu beobachten (über alle Klassen hinweg).

Die zentrale Annahme des Naive-Bayes-Klassifikators ist die bedingte Unabhängigkeit der Merkmale:

$$P(X | C) = \prod_{i=1}^n P(x_i | C) \quad (3.7)$$

Dies vereinfacht die Berechnung erheblich, da nur die Wahrscheinlichkeiten einzelner Merkmale betrachtet werden müssen [60].

Decision Tree

Ein Decision Tree (Entscheidungsbaum) ist ein Algorithmus für Klassifikation und Vorhersage. Er basiert auf einer baumartigen Struktur, bei der jeder Knoten bzw. Ast ein Merkmal aus einem Datensatz repräsentiert. Diese Struktur ermöglicht es, schrittweise Entscheidungen zu treffen, die schließlich zu einer Klassenzuordnung an einem Blattknoten führen [8].

Der Baum wird durch Auswahl von Merkmalen aufgebaut, die die Daten am besten aufspalten. Dieses Auswahlkriterium basiert auf dem Konzept der **Entropie** und dem daraus abgeleiteten **Informationsgewinn**. Ziel ist es, bei jeder Entscheidung im Baum das Merkmal auszuwählen, das die größte Reduktion an Unsicherheit bietet.

Die Entropie misst die Unreinheit oder Unbestimmtheit eines Datensatzes. Sie ist dann maximal, wenn alle Klassen gleichverteilt sind, und minimal (d.h. null), wenn alle Daten zur selben Klasse gehören. Die Entropie $E(S)$ eines Datensatzes S wird wie folgt berechnet:

$$E(S) = - \sum_{i=1}^c p_i \log_2 p_i \quad (3.8)$$

Dabei ist:

- c die Anzahl der Klassen,
- p_i der Anteil der Klasse i im Datensatz S .

Der Informationsgewinn misst die Reduktion der Entropie, die durch das Aufteilen eines Datensatzes mittels eines bestimmten Merkmals erzielt wird. Je größer der Informationsgewinn, desto besser ist das Merkmal für die Aufspaltung geeignet. Eine alternative Formel für den Informationsgewinn $IG(E)$ lautet:

$$IG(E) = 1 - \sum_{i=1}^c p_i^2 \quad (3.9)$$

Über einen Hyperparameter kann die maximale Tiefe des Baumes festgelegt werden. Eine zu große Tiefe kann zu Overfitting führen, da der Baum zu sehr an die Trainingsdaten angepasst wird [5].

Random Forest

Ein Random Forest besteht aus einer großen Anzahl von Entscheidungsbäumen. Jeder Baum wird auf einem zufällig gezogenen Teildatensatz trainiert (Bagging). Bei der Bildung jedes Knotens (Split) wird eine zufällige Teilmenge von Merkmalen berücksichtigt. Die finale Klassifikation ergibt sich durch Mehrheitsentscheidung aller Bäume (Ensemble Voting) [23].

Die Bedeutung eines Merkmals i im Random Forest ergibt sich aus der durchschnittlichen normierten Bedeutung dieses Merkmals über alle Entscheidungsbäume hinweg. Diese kann mathematisch wie folgt dargestellt werden:

$$RFf_i = \frac{\sum_{j \in \text{all trees}} normf_{ij}}{T} \quad (3.10)$$

Dabei ist:

- RFf_i die Gesamtrelevanz der Klasse i im gesamten Wald,
- $normf_{ij}$ die normierte Wichtigkeit des Merkmals i im Baum j ,
- T die Gesamtanzahl der Entscheidungsbäume [5].

Wichtige Hyperparameter sind hier:

- `n_estimators`: Anzahl der Entscheidungsbäume im Wald.
- `max_depth`: Maximale Tiefe der Bäume.
- `max_features`: Anzahl der Merkmale, die für einen Split berücksichtigt werden.
- `bootstrap`: Gibt an, ob Stichproben mit Zurücklegen gezogen werden.

Im Vergleich zu Decision Trees ist Random Forest robuster gegenüber Overfitting und bringt durch das Ensemble Voting eine höhere Genauigkeit [2].

Support Vector Machines

Support Vector Machines (SVMs) sind überwachte Lernalgorithmen, die besonders effektiv für Klassifikationsaufgaben sind. Sie finden breite Anwendung in Bereichen wie Bioinformatik, Textklassifikation und insbesondere in der Erkennung von Fake News. Das Ziel einer SVM ist es, eine Trennlinie — oder in höherdimensionalen Räumen ein Trenn-Hyperplane — zu finden, das Datenpunkte verschiedener Klassen mit maximalem Abstand (Margin) voneinander trennt [38, 9, 47, 32].

1. Ziel: Eine Trennebene finden Eine SVM sucht eine Gerade (in 2D), Ebene (in 3D) oder Hyperplane, die die Klassen voneinander trennt:

$$w^T x + b = 0 \quad (3.11)$$

2. Bedingung für korrekte Trennung Für jeden Punkt x_i mit zugehörigem Label $y_i \in \{-1, +1\}$ gilt:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad (3.12)$$

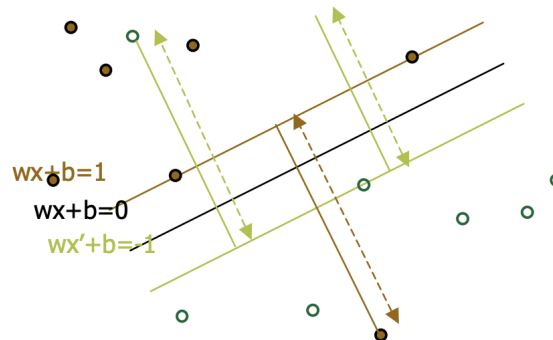


Abbildung 3.3: Darstellung von Hyperplanes [32]

3. Margin maximieren Der Margin ist der Abstand der nächsten Punkte beider Klassen zur Trennebene:

$$M = \frac{2}{\|w\|} \quad (3.13)$$

Daher wird zur Maximierung des Margins folgende Zielfunktion minimiert:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad \text{mit} \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad (3.14)$$

4. Fehler zulassen – Soft Margin

Bei nicht perfekt trennbaren Daten werden sogenannte Slack-Variablen ξ_i eingeführt:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \quad (3.15)$$

Ziel ist es, Fehler klein zu halten, gleichzeitig aber den Margin möglichst groß:

$$\min \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum \xi_i \right) \quad (3.16)$$

5. Nichtlineare Trennung – Kernel-Trick

Bei komplexen Datensätzen wird das Problem durch eine Funktion ϕ in höhere Dimensionen überführt, ohne sie explizit zu berechnen [32]:

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (3.17)$$

Gängige Kernel-Funktionen:

- Linearkernel: $K(x, x') = x^T x'$
- Polynomial: $K(x, x') = (x^T x' + 1)^d$
- Radial Basis Function (RBF): $K(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2)$ [32]

[38] zeigt, dass durch geeignete Wahl eines Kernels auch komplex strukturierte Daten erfolgreich klassifiziert werden können.

Es ergibt sich folgender Ablauf:

1. Definiere Trennebene: $w^T x + b = 0$
2. Erzwingen korrekte Trennung: $y_i(w^T x_i + b) \geq 1$
3. Maximiere Margin: $\min \frac{1}{2} \|w\|^2$
4. Erlaube kleine Fehler: $\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum \xi_i$
5. Wende ggf. Kernel an: $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$

Vorteile von SVMs sind:

- **Robustheit gegenüber Overfitting**, insbesondere bei hoher Dimensionalität und geringem Datensatz [38].
- **Gute Generalisierungsfähigkeit** durch Maximierung des Margins.
- **Effizient in der Praxis**: Für viele reale Probleme sind SVMs konkurrenzfähig gegenüber tieferen Netzwerken, (z.B. in Fake-News-Klassifikationen) [9, 47].
- **Flexibilität durch Kernel-Funktionen**, womit verschiedene Datentypen (z.B. Vektoren, Strings, Graphen) verarbeitet werden können.

Logistische Regression

Die logistische Regression (LR) ist ein weit verbreitetes Verfahren des überwachten maschinellen Lernens zur Klassifikation binärer und multiklassiger Zielvariablen. Sie wird eingesetzt, um die Wahrscheinlichkeit zu berechnen, mit der eine Beobachtung zu einer bestimmten Klasse gehört [23, 5, 55]. Im Gegensatz zur linearen Regression verwendet LR eine Aktivierungsfunktion, typischerweise die Sigmoidfunktion, um Ausgaben zwischen 0 und 1 abzubilden. Diese Werte stellen Wahrscheinlichkeiten dar und werden zur Vorhersage diskreter Zielwerte genutzt [5]. Die Tabelle 3.2 zeigt die Aktivierungsfunktionen, mit deren entsprechend benötigten Zielvariablen.

Typ	Aktivierungsfunktion	Typ der Zielvariable
Binäre logistische Regression	Logit (Sigmoid): $\frac{1}{1+e^{-z}}$	Binär (0/1)
Multinomiale logistische Regression	Softmax: $\frac{e^{z_k}}{\sum_j e^{z_j}}$	Kategorisch (mehrere Klassen)
Ordinale logistische Regression	Cumulative Logit, Probit, Cloglog	Geordnete Klassen
Probit-Modell	$\Phi(z)$ (Normalverteilung)	Binär (0/1), robust gegen Ausreißer

Tabelle 3.2: Übersicht von Aktivierungsfunktion in der logistischen Regression [33, 28, 1]

Das Ziel der logistischen Regression ist es, eine Funktion zu finden, die die Wahrscheinlichkeit P berechnet, dass ein Eingabewert X zur Klasse $y = 1$ gehört. Dies geschieht zum Beispiel mittels der Sigmoidfunktion [33]:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(a+bX)}} \quad (3.18)$$

Dabei sind:

- P : Wahrscheinlichkeit für Klasse 1 (Wert zwischen 0 und 1)
- X : Eingabewert (Merkmalsvariable)
- b : Gewicht des Merkmals
- a : **Bias** oder **Intercept**, also der Schnittpunkt mit der y-Achse, verschiebt die Entscheidungsgrenze. Ohne Bias würde die Entscheidungsgrenze immer durch den Ursprung laufen, was in der Praxis selten sinnvoll ist [26].

In [23] wurde der Intercept explizit deaktiviert, wodurch sich die Gleichung zu $P = 1/(1 + e^{-bX})$ vereinfacht.

Vorteile der logistischen Regression:

- **Einfachheit und Interpretierbarkeit**: LR-Modelle sind leicht verständlich und liefern direkt interpretierbare Wahrscheinlichkeiten [5].
- **Effizienz**: Sie sind schnell trainierbar und benötigen relativ geringe Rechenleistung [55].
- **Flexibilität**: LR lässt sich für binäre, multinomiale und ordinale Klassifikationsprobleme erweitern [55].
- **Breite Anwendbarkeit**: Sie wird in zahlreichen Bereichen eingesetzt, von der Medizin bis zur Textklassifikation [5, 23].

K-Nearest Neighbor

Der K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithmus ist ein überwachter Lernalgorithmus, der unter anderem für Klassifikationsprobleme eingesetzt wird. Er gehört zur Gruppe der sogenannten lazy learners, da kein expliziter Trainingsprozess stattfindet. Stattdessen wird der Trainingsdatensatz während der Vorhersage verwendet [57].

KNN klassifiziert neue Instanzen auf Basis ihrer Ähnlichkeit mit bereits bekannten Beispielen. Dazu berechnet es die Distanz zwischen dem Testpunkt und allen Trainingspunkten. Anschließend werden die K ähnlichsten Punkte ausgewählt und die Vorhersage erfolgt bei Klassifikation durch Mehrheitsentscheidung [5].

Die Distanzmessung erfolgt in der Regel über die **euklidische Distanz**, mit der gemessen wird, wie weit zwei Punkte im Merkmalsraum voneinander entfernt sind. Die Formel lautet:

$$E_d = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} \quad (3.19)$$

Dabei sind:

- x_i : der i -te Wert des zu klassifizierenden Punkts
- y_i : der entsprechende i -te Wert eines bekannten Trainingspunkts
- k : die Anzahl der Merkmale (Dimensionen), z.B. bei Textdaten die Länge des Vektors

Je kleiner der Wert E_d , desto ähnlicher sind sich die beiden Punkte.

Der KNN-Algorithmus verwendet mehrere wichtige Hyperparameter:

1. **n_neighbors**: Gibt an, wie viele der nächsten Trainingspunkte zur Klassifikation berücksichtigt werden. Der Wert (oft als K bezeichnet) sollte basierend auf den Eigenschaften des Datensatzes gewählt werden [57, 5].
2. **weights**: Bestimmt, ob allen Nachbarn das gleiche Gewicht gegeben wird oder ob näher gelegene Punkte stärker gewichtet werden [51].
3. **metric**: Die Distanzmetrik zur Berechnung der Ähnlichkeit. Standardmäßig wird die euklidische Distanz verwendet, möglich sind aber auch Manhattan, Minkowski oder andere Metriken [5]

Auch wenn KNN einfach und intuitiv zu implementieren ist und keinen Trainingsprozess benötigt, zeigt Abbildung 3.4, dass es im Vergleich mit Naive Bayes (NB), logistischer Regression (LG) und Support Vector Machines (SVM) ein vergleichsweise ineffektives Model für NLP ist.

Hier wurde KNN zur Klassifikation in einem Stimmungserkennungs-System für die Amtssprache Kambodschas eingesetzt. Dabei diente KNN dem Vergleich mit anderen Ansätzen wie SVM und wurde insbesondere hinsichtlich seiner Leistung bei der Klassifikation von

Approach	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
NB	73%	73%	73%	73%
K-NN	79%	75%	79%	77%
RF	81%	78%	81%	78%
SVM	85%	81%	85%	83%
BiLSTM	86%	84%	86%	84%

Abbildung 3.4: Auswertung verschiedener NLP Algorithmen [44]

Textdaten bewertet, bei denen die Reihenfolge, der Zeitpunkt oder der Verlauf über die Zeit eine wichtige Rolle für die Interpretation und Analyse spielt.

XGBoost

Beim XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) wird das Modell durch die Addition mehrerer Entscheidungsbäume aufgebaut, welche als schwache Lernalgorithmen (base learners) fungieren. Anders als bei Random Forests, bei denen Bäume unabhängig voneinander trainiert und aggregiert werden, lernen die Bäume in XGBoost aufeinander aufbauend (siehe Abbildung 3.5). Die Vorhersage für ein Beispiel ergibt sich aus der Summe der Ausgaben aller zuvor gelernten Bäume. Dadurch entsteht ein starkes Modell, das schrittweise durch Fehlerkorrektur verbessert wird [43, 11, 5].

Ein zentraler Vorteil von XGBoost ist die integrierte Regularisierung, mit der das Modell Overfitting vermeiden kann. Dabei werden zwei Arten von Regularisierung eingesetzt:

- **L1-Regularisierung:** Bestraft große Gewichtswerte, indem sie einige Gewichte auf Null setzt. Dadurch hilft sie, unwichtige Merkmale automatisch zu entfernen.
- **L2-Regularisierung:** Bestraft extreme Gewichtswerte, ohne sie komplett zu eliminieren. Dies führt zu stabileren Modellen mit kleinen, gleichmäßigen Gewichten.

Beide Regularisierungen sind in die sogenannte Ziel- oder Kostenfunktion eingebettet, die das Modell bei jedem Trainingsschritt minimiert.

¹<https://flower.ai/blog/2023-11-29-federated-xgboost-with-bagging-aggregation/>

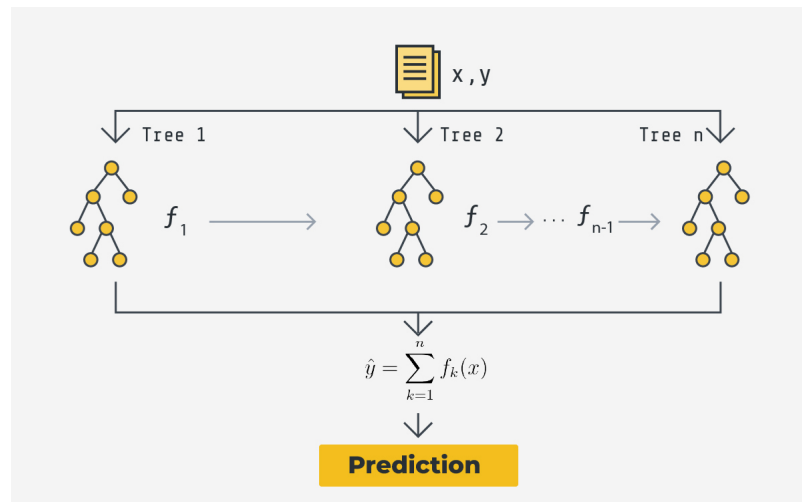


Abbildung 3.5: XGBoost¹

In Anwendungen der natürlichen Sprachverarbeitung (NLP) hilft diese Kombination, besonders bei großen Textmerkmalräumen (z.B. TF-IDF), relevante Merkmale herauszufiltern und gleichzeitig stabile Modelle zu trainieren[11].

3.1.4 Metriken

Zur Auswertung der überwachten Modelle werden Metriken genutzt. Die Auswahl der richtigen Metriken hängt von der gewünschten Zielsetzung ab. Diese kann zum Beispiel binäre, bzw. multi-Klassen Klassifikation oder Regression sein.

Fake News Erkennung ist eine binäre Klassifizierung (Der Artikel ist entweder 'wahr' oder 'falsch').

Dabei ergeben sich vier mögliche Ausgänge bei der Modellvorhersage:

- True Positive (TP) - Das Modell hat die positive Klasse vorhergesagt.
(Der Artikel, der kein Fake ist, wird als 'wahr' gedeutet)
- True Negative (TN) - Das Modell hat die negative Klasse richtig vorhergesagt.
(Der Artikel, der Fake ist, wird als 'falsch' gedeutet)

- Falsch positiv (FP) - Das Modell hat die positive Klasse falsch vorhergesagt.
(Der Artikel, der kein Fake ist, wird als 'falsch' gedeutet)
- Falsches Negativ (FN) - Dein Modell hat die negative Klasse falsch vorhergesagt.
(Der Artikel, der kein Fake ist, wird als 'wahr' gedeutet)

Diese vier Werte werden in einer sogenannten Konfusionsmatrix (siehe Abbildung 3.6) zusammengefasst aus der verschiedene Bewertungsmetriken abgeleitet werden können.

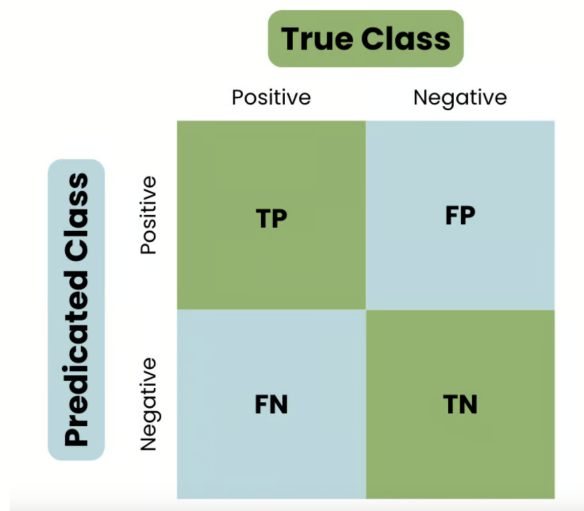


Abbildung 3.6: Konfusionsmatrix²

Nach [34, 46] sind die relevantesten Metriken für binäre Klassifikationen Accuracy, Recall (Sensitivity in [46]), Specificity und Precision.

Accuracy

Die Accuracy gibt den Anteil korrekt klassifizierter Instanzen an.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.20)$$

²<https://www.datacamp.com/de/tutorial/what-is-a-confusion-matrix-in-machine-learning>

Recall

Der Recall gibt den Anteil korrekt erkannter positiver Fälle an.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.21)$$

Specificity

Die Specificity gibt den Anteil korrekt erkannter negativer Fälle an.

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3.22)$$

Precision

Die Präzision gibt den Anteil tatsächlich positiver Fälle unter allen als positiv vorhergesagten Fällen an.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.23)$$

F1-Score

Der F1-Score vereint die beiden Metriken Recall und Precision in einem einzigen Wert und ist hilfreich, wenn ein Gleichgewicht zwischen diesen beiden wichtig ist – vor allem bei unausgeglichene Datensätzen, bei denen Accuracy allein irreführend sein kann.

Sind in dem Datensatz der Fake News Erkennung zum Beispiel 95% der Artikel 'wahr' und 5% 'falsch' hat ein Modell das ausschließlich 'wahr' vorhersagt eine Accuracy von 95%. Es erkennt aber keinen einzigen Artikel der Fake ist. Der Recall wäre in diesem Fall 0 und somit auch der F1-Score.

$$\text{F1-Score} = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3.24)$$

3.2 Deep Learning

3.2.1 Word Embeddings

Die klassischen Merkmalsextraktionen in Kapitel 3.1.2 eignen sich gut für klassische Machine Learning Modelle, wie Support Vector Machines oder Logistische Regression. Im Vergleich zu Word Embeddings erfassen diese aber keine semantischen Beziehungen. Word Embeddings verstehen die Bedeutung der einzelnen Wörter je nach Word Embedding in Teilen oder im gesamten Kontext [16] und repräsentieren dabei das ursprüngliche Wort in einem neuen Vektorraum, wobei aber die Eigenschaften des Wortes und seine Verbindungen zu anderen Wörtern bestmöglich bewahrt werden [49]. Dabei werden mit maschinellen Lerntechniken verschiedene dichte Vektoren mit einer festgelegten Dimension gebildet. Word Embeddings sind gegenüber zu BOW (Sparse Matrizen) deutlich speicherschonender.

Das Wort „Bank“ zum Beispiel hat in den Sätzen „Ich setze mich auf die Bank.“ und „Ich raube die Bank aus.“ zwei unterschiedliche Bedeutungen. Moderne Word Embeddings erkennt diese und erstellt für die zwei Kontexte/Wörter zwei verschiedene Vektoren [22].

In Abbildung 3.7 wird jedes Wort eines Korpus mit 6 Wörtern als dreidimensionaler Vektor dargestellt. Ziel von Word2Vec ist hierbei, dass Wörter mit ähnlichen Bedeutungen oder Kontexten ähnliche Vektordarstellungen haben. Die Ähnlichkeit der Vektoren „Katze“ und „Hund“ zeigt die semantische Beziehung zueinander. Die Vektoren „glücklich“ und „traurig“ hingegen zeigen in entgegengesetzte Richtungen, was auf ihre gegensätzlichen Bedeutungen hinweist [7].

Katze	[0.2, -0.4, 0.7]
Hund	[0.6, 0.1, 0.5]
Apfel	[0.8, -0.2, -0.3]
orange	[0.7, -0.1, -0.6]
glücklich	[-0.5, 0.9, 0.2]
traurig	[0.4, -0.7, -0.5]

Abbildung 3.7: Bsp. für Word Embeddings in einem dreidimensionalen Vektorraums [7]

Word2Vec

Das Word Embedding Word2vec verwendet ein neuronales Netzwerk und erfasst numerisch die Ähnlichkeiten zwischen Wörtern aufgrund ihrer kontextuellen Merkmale. Am häufigsten wird sie zur Analyse der semantischen Verbindungen zwischen Wörtern in einem Textkorpus eingesetzt [50].

Im Beispielsatz 'Mann verhält sich zu Frau wie König zu x.' erkennt Word2vec, dass für $x = \text{Königin}$ gilt. Word2Vec löst solche Aufgaben, indem es alle Wörter x' im Gesamtvokabular V ausprobiert und das Wort findet, das folgende Gleichung maximiert [12]:

$$\hat{x} = \operatorname{argmax}_{x' \in V} \operatorname{sim}(x', \vec{\text{king}} + \vec{\text{woman}} - \vec{\text{man}}) \quad (3.25)$$

Wie in Abbildung 3.8 zu sehen, gibt es für Word2Vec zwei verschiedene Implementierungen. Im CBOW-Modell (continuous bag-of-words) wird ein Wort aufgrund seines Kontextes vorhergesagt. Im Skip-gram-Modell wird hingegen Kontexte aufgrund eines Wortes vorhergesagt.

Bei einem relativ kleines Korpus, empfiehlt Google aufgrund seiner ausgeprägten Fähigkeit mit niedrigfrequenten Wörtern zu arbeiten, das Skip-gram-Modell anzuwenden [50].

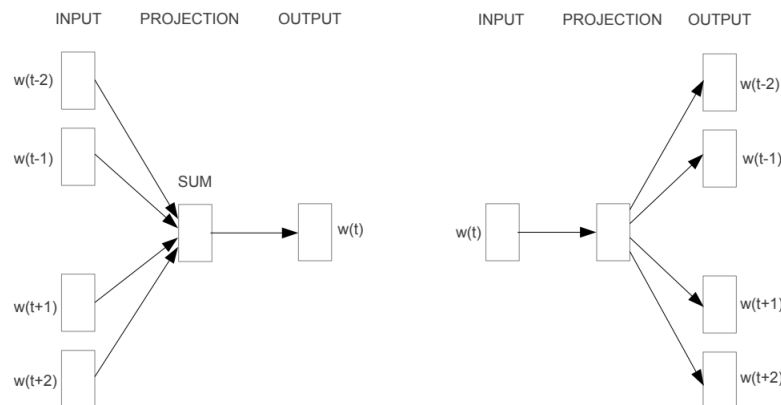


Abbildung 3.8: Vergleich CBOW und Skip-gram [37]

GloVe

Word2Vec fokussiert sich auf Informationen aus lokalen Kontextfenster, wobei globale Informationen hierbei nicht ausreichend genutzt werden. GloVe (Global Vectors for Word Representation) verwendet diese globalen Informationen, wodurch semantische Beziehungen zwischen Wörtern erfasst werden. Wie oft diese zusammen im Korpus vorkommen, wird in einer globalen Co-Occurrence-Matrix zusammengefasst [59].

Sei X eine Co-Occurrence-Matrix. Für jedes Wortpaar (i, j) zeigt X_{ij} , wie häufig das Wort w_j im Kontext von w_i erscheint.

Die bedingte Wahrscheinlichkeit, dass Wort j im Kontext von i erscheint, ist:

$$P(j | i) = \frac{X_{ij}}{X_i} \quad (3.26)$$

Probability and Ratio	$k = solid$	$k = gas$	$k = water$	$k = fashion$
$P(k ice)$	1.9×10^{-4}	6.6×10^{-5}	3.0×10^{-3}	1.7×10^{-5}
$P(k steam)$	2.2×10^{-5}	7.8×10^{-4}	2.2×10^{-3}	1.8×10^{-5}
$P(k ice)/P(k steam)$	8.9	8.5×10^{-2}	1.36	0.96

Abbildung 3.9: Co-Occurrence-Wahrscheinlichkeiten für die Zielwörter „ice“ und „steam“ mit ausgewählten Kontextwörtern aus einem Korpus mit 6 Milliarden Tokens [42]

Zur Modellierung semantischer Beziehungen vergleicht GloVe Wahrscheinlichkeitsverhältnisse:

$$\frac{P_{ik}}{P_{jk}} = \frac{X_{ik}/X_i}{X_{jk}/X_j}$$

In Abbildung 3.9 zu erkennen ist, dass Werte > 1 gut mit Eigenschaften, die spezifisch für „ice“ sind und Werte < 1 gut mit Eigenschaften, die spezifisch für „steam“ sind korrelieren. Für $k = solid$ ist der Quotient 8.9. „solid“ hat somit eine größere semantische Beziehung mit „ice“ als mit „steam“. Für $k = gas$ ist der Wert 0.085. „gas“ passt folglich besser zu „steam“ als zu „ice“.

BERT-Tokenisierung

Im Beispiel in Kapitel 3.2.1 „Ich setze mich auf die Bank.“ und „Ich raube die Bank aus.“ wurde betont, dass moderne Word Embeddings unterscheiden könne, dass das Wort „Bank“ in diesem Fall zwei verschiedene Bedeutungen hat.

GloVe und Word2Vec erstellen einen festen Vektor für das Wort „Bank“, egal in welchem Satz es steht. Bei GloVe ist Vektor ein Mittelwert aus allen Bedeutungen, die „Bank“ im Korpus je hatte. Der Vektor liegt folglich irgendwo zwischen Sitzmöbel und Finanzinstitut – er repräsentiert keine der beiden Bedeutungen exakt.

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) löst dieses Problem. Es verwendet während des Pre-Trainings Masked Language Modeling, um den Kontext und die Bedeutung von Wörtern im Satz zu verstehen. Anschließend wird es auf einem Datensatz mit gelabelten Bewertungen feinjustiert, um zum Beispiel zu lernen, echte von gefälschten Rezensionen zu unterscheiden. Dabei weist es wichtigen Wörtern und Phrasen im Text höhere Gewichtungen zu [16].

BERT nutzt die bi-direktionale Transformer-Architektur (siehe Abbildung 3.10), bei welcher tiefe semantische Informationen eines Satzes erfasst werden können. Der Vorteil besteht darin, dass die gelernten Repräsentationen den Kontext in beide Richtungen integrieren können [59].

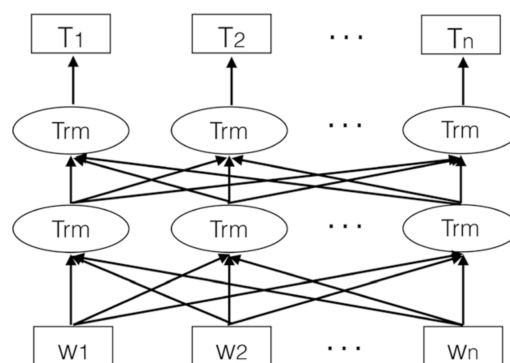


Abbildung 3.10: Architektur des BERT Modells [59]

Für das Erstellen der Wortvektoren werden bei diesem Embedding WordPiece Embeddings genutzt. Es wurde von Google speziell für BERT entwickelt, um auch seltene oder

unbekannte Wörter sinnvoll verarbeiten zu können. WordPiece ist ein Tokenisierungsverfahren, das Wörter in kleinere Einheiten zerlegt.

Folgendes Beispiel für ein WordPiece Embedding (aus [25]):

1. Das **Startvokabular** besteht aus einem Vokabular aus Einzelbuchstaben (z.B. h, ##e, ##l, ##o für "hello"), wobei alle Buchstaben außer dem Ersten mit ## markiert werden, um zu zeigen, dass sie nicht am Wortanfang stehen.
2. **Häufigkeitsanalyse:** Identifiziert häufig gemeinsam auftretende Buchstabenpaare, z.B. ("##g", "##s") in "hugs".
3. **Mergeregeln:** Zum Zusammenfügen berechnet WordPiece einen Score:

$$\text{Score} = \frac{\text{Häufigkeit des Paares}}{\text{Häufigkeit Teil 1} \times \text{Häufigkeit Teil 2}} \quad (3.27)$$

Dadurch werden eher seltene Kombinationen zusammengefügt, die besser charakteristische Subwörter ergeben.

4. **Merge-Iterationen:** Das Zusammenfügen wird so lange wiederholt, bis das gewünschte Vokabular erreicht ist.

Beim Zerlegen neuer Wörter:

1. Suche das längste Subwort im Vokabular, das am Wortanfang passt.
2. Markiere alles danach mit ## und wiederhole.
3. Wenn gar kein Teil im Vokabular ist, kommt das Sondertoken [UNK] (unbekannt) zum Einsatz.

Beispiele:

- "hugs" → ["hug", "##s"]
- "bugs" → ["b", "##u", "##gs"]
- "mug" → [UNK], falls ##m nicht im Vokabular ist

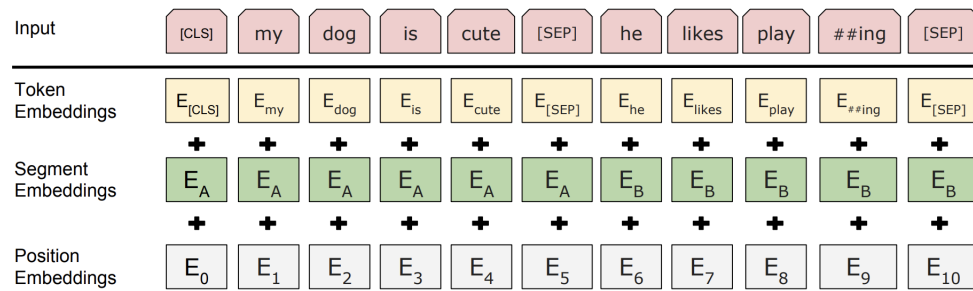


Abbildung 3.11: Zusammensetzung eines Input Tokens im BERT Modell [20]

Zusätzlich werden Positions- und Segment-Embeddings hinzugefügt (siehe Abbildung 3.11).

Das Input Token ergibt sich aus dem Token-, Position- und Segment-Embedding. Das Position-Embedding stellt hierbei die jeweilige Position im Satz dar und das Segment-Embedding ordnet den Token dem entsprechenden Satz zu.

Ein weiterer zentraler Bestandteil der BERT-Tokenisierung ist das Masked Language Model (MLM), welches in der Trainingsphase genutzt wird. Dabei wird ein bestimmter Teil der Wörter in der Eingabesequenz zufällig maskiert (siehe Abbildung 3.12), und das Modell muss diese verdeckten Wörter korrekt vorhersagen.

m	Example	PPL
15%	We study high [mask] ing rates [mask] pre-training language models .	17.7
40%	We study high [mask] [mask] rates [mask] pre- [mask] [mask] models .	69.4
80%	We [mask] high [mask] [mask] [mask] [mask] [mask] models [mask]	1141.4

Random initialization

Abbildung 3.12: Bsp. zum MLM [61]

Aufgrund der Bidirektionalität des BERT Modells ist dieses bei späteren Vorhersagen effektiver [61]. [20] zeigt, wie relevant bidirektionalen Pretrainings für qualitativ hochwertige Sprachrepräsentationen sind.

3.2.2 Deep Learning-Modelle

CNN/RNN

LSTM

BiLSTM

Transformer: BERT

3.3 Hybride Modelle

3.3.1 convolutional neural network (CNN) along with bi-directional LSTM

3.3.2 XGBoost und BERT

[52]

[9]

4 Relevante Datensätze und Auswahlkriterien

4.1 Vorstellung verfügbarer deutscher Fake-News-Datensätze

4.2 Auswahl und Begründung des finalen Datensatzes

4.3 Herausforderungen bei deutschen Textdaten (Klassenverteilung, Quellenvielfalt)

5 Konzeption der Softwarelösung

5.1 Machine Learning Modell

5.1.1 Welches Modell für Fake News Erkennung?

[52]

Algorithm	F1-Score	Recall	Accuracy	Precision
XGBoost + BERT	0.85	0.82	0.88	0.89
Random Forest	0.78	0.75	0.81	0.80
Support Vector Machine	0.79	0.77	0.83	0.82
Logistic Regression	0.82	0.80	0.86	0.85
Naive Bayes	0.75	0.72	0.79	0.78

Abbildung 5.1: Vergleich ... [52]

Word2vec + LSTM [36]

XGBoost

In der Studie von [43] wurde XGBoost mit der TF-IDF-Vektorisierung kombiniert, um Fake News aus textuellen Inhalten zu identifizieren. Durch eine zusätzliche Hyperparameter-Optimierung mittels eines metaheuristischen Verfahrens (VNS) konnte die Modellleistung weiter verbessert werden. Die Autoren betonen, dass XGBoost durch die Integration von Regularisierung und adaptiver Lernstrategie eine exzellente Eignung für textklassifikatorische Aufgaben zeigt.

In einer weiteren aktuellen Studie wurde XGBoost in Kombination mit BERT eingesetzt, um Sarkasmus in Texten zu erkennen. Diese hybride Architektur kombinierte semantische

Einbettungen mit der Klassifikationsstärke von XGBoost und lieferte deutlich bessere Ergebnisse als Deep-Learning-Modelle allein [52].

Auch in der Emotionserkennung aus Textdaten wurde XGBoost erfolgreich eingesetzt. In einer experimentellen Vergleichsstudie erzielte XGBoost einen durchschnittlichen F1-Score von 97,86%, was ihn zum leistungsfähigsten klassischen ML-Modell gegenüber SVM und Random Forest machte[40]. Die Studie nutzte unigram-basierte TF-IDF-Features und zeigte, dass XGBoost bei ausgeglichener Klassenzuordnung besonders effektiv ist.

5.2 Hauptkomponente

Die Hauptkomponente hat die Aufgabe die Artikel auf den verschiedenen Nachrichtentportalen zu lesen und zu ergänzen. Hierfür muss erkannt werden auf welcher Seite sich der Nutzer befindet. Außerdem muss das html dieser Seite ausgelesen und analysiert werden können.

Als Beispiel die Seite Bild.de: Je nach Fenstergröße hat die Seite entweder die Domäne *<https://www.bild.de/>* oder *<https://m.bild.de/>*.

Die Startseite ist wie folgt aufgebaut:

```
<!DOCTYPE html>
<html>
  <head>
    ...
  </head>
  <body>
    <div id="app">
      ...
      <div id="page-content">
        <header />
        <main>
          <!-- Es gibt auf der Startseite
               ueber 50 dieser section-Elemente -->
          <section>
            <article />
```

```
        </section>
      </main>
    <footer />
  </div>
</div>
</body>
</html>
```

Wenn ein Artikel geöffnet ist, ist der DOM dem der Startseite sehr ähnlich. Der einzige wesentliche Unterschied ist, dass im *main*-Element nur noch ein *article*-Element ist und nicht beliebig viele *section*-Elemente. Ob ein Artikel geöffnet ist, kann also anhand der Anzahl der *article*-Elemente bestimmt werden.

```
<article>
  <h2 class="document-title_document-title-article">
    <span class="kicker">Kicker des Artikels</span>
    <span class="headline">Titel des Artikels</span>
  </h2>
</article>
<div class="article-body">
  <!-- Pro Artikel gibt es ca. 10 p-Elemente -->
  <p>Inhalt des Artikels</p>
</div>
```

Der Titel und Inhalt des Artikels kann den entsprechenden html-Elementen entnommen werden. Diese werden dann an die API gesendet und dort verarbeitet. Der Rückgabewert der API enthält dann die Info ob der Artikel falsch oder echt ist. Diese wird in einem von der Hauptkomponente erzeugten *div*-Container über dem Artikel eingefügt.

Zur Bestimmung des geeignetsten Tools um diese Anforderungen umzusetzen wurden verschiedene Umsetzungsansätze verglichen (siehe 5.1). Aufgrund des begrenzten Zugriffs auf die zu analysierende Seiten, bieten sich die beiden Client-seitigen Umsetzungen eine Chrome Extension zu implementieren oder über Tampermonkey Userscripts auszuführen am ehesten an.

Im Vergleich zu Userscripts unterstützt die Extension mehrere Komponenten (Content Scripts, Background Scripts, Popup, Optionsseite). Anhand dieser können der DOM beobachtet, ein persistenter Speicher genutzt, Kontextmenüs erstellt und auf Browserak-

tionen reagiert werden (z.B. Tabwechsel, Navigation). Ein Userscript hingegen ist ein einfaches Script, das nur beim Laden einer Seite aktiv ist und dementsprechend keine Hintergrundverarbeitung und keine erweiterten UI-Komponenten zur Verfügung stellt.

Zur Implementierung der Hauptkomponente wird also eine Chrome Extension genutzt.

Kriterium	Chrome Extension	Userscript (Tamper-monkey)	Proxy-Server	Scraper Plattform +
DOM-Zugriff beim Nutzer	Ja	Ja	Nein	Nein
Einbindung auf bild.de direkt	Ja	Ja	Ja (indirekt)	Nein
Installation durch Nutzer	Mittel	Einfach	Nicht erforderlich	Nicht erforderlich
Komplexität der Umsetzung	Mittel	Gering	Hoch	Mittel
Wartbarkeit & Updates	Gut	Gut	Aufwändig	Mittel
Performance beim Nutzer	Hoch	Hoch	Hoch	Hoch
Skalierbarkeit	Hoch	Eingeschränkt	Mittel	Hoch
Für öffentliche Verbreitung geeignet	Ja	Eingeschränkt	Eingeschränkt	Ja
API-Nutzung zur Fake-Erkennung	Ja	Ja	Ja	Ja
Entwicklerkontrolle über UI	Hoch	Mittel	Hoch	Mittel

Tabelle 5.1: Vergleich verschiedener technischer Umsetzungsansätze

6 Umsetzung des Prototyps

6.1 Implementierung der Chrome Erweiterung

Die Chrome Erweiterung wurde mit der Version Manifest 3 implementiert. Genutzt wurden ein *Service Worker* ein *Content Script* pro Nachrichtenportal und ein *Popup*.

Service Worker steuern eine Seite genau dann, wenn ein Service Worker auf dieser Netzwerkanfragen in seinem Namen abfangen kann. Der Service Worker kann dann Aufgaben für die Seite innerhalb eines bestimmten Scopes ausführen

Der Lifecycle eines Service Workers ist in folgende Events unterteilt: installing, installed, activating, activated.

Nach Abschluss der Aktivierung steuert der Service Worker die Seite standardmäßig erst bei der nächsten Navigation oder Seitenaktualisierung [19].

Content Scripts sind Dateien, die im Kontext von Webseiten ausgeführt werden. Mit dem standardmäßigen Document Object Model (DOM) können sie Details der Webseiten lesen, die der Browser besucht, Änderungen daran vornehmen und Informationen an die übergeordnete Erweiterung weitergeben [18].

Die Kommunikation mit den Service Worker erfolgt über die Extension-API *runtime*.

Pop-ups sind Aktionen, bei denen ein Fenster angezeigt wird, über das Nutzer mehrere Erweiterungsfunktionen aufrufen kann. Sie werden durch ein Tastenkürzel, durch Klicken auf das Aktionssymbol der Erweiterung oder durch Drücken von `chrome.action.openPopup()` ausgelöst. Pop-ups werden automatisch geschlossen, wenn der Nutzer sich auf einen Bereich des Browsers außerhalb des Pop-ups konzentriert [17].

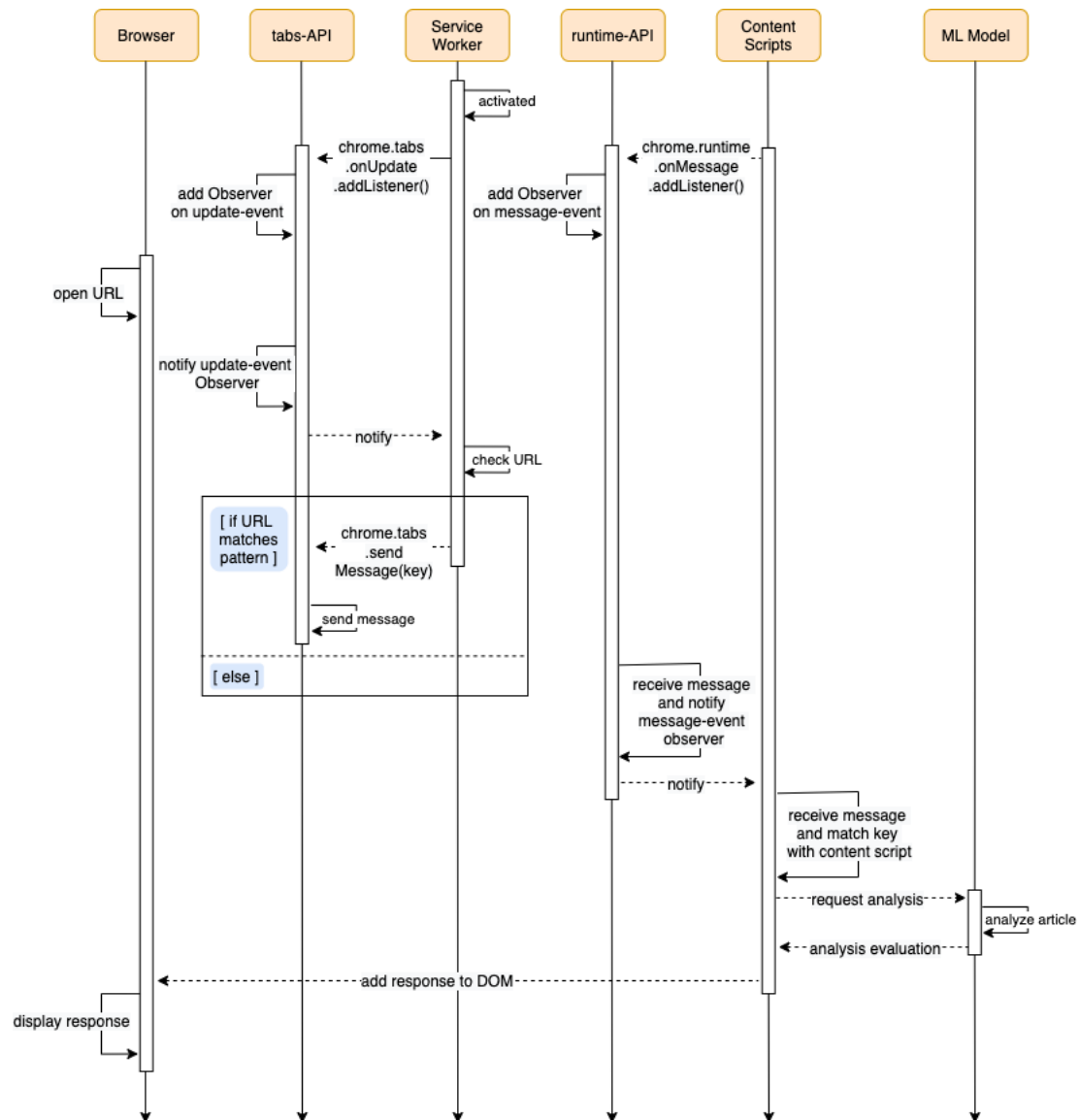


Abbildung 6.1: Sequenzdiagramm Hauptkomponente

In Abbildung 6.1 zu sehen ist das Sequenzdiagramm der Hauptkomponente. Wie in Kapitel 5.2 beschrieben wird zuerst die URL geprüft. Erfüllt diese die vorgegebenen Bedingungen wird der geöffnete Artikel gelesen und von einer weiteren Anwendung analysiert. Anschließend wird das Ergebnis der Analyse in einem *div*-Container über dem Artikel eingefügt.

Um die Veränderungen im Browser zu überwachen wurde die *tabs*-API von Chrome genutzt. Anhand dieser kann das Tab-System eines Browsers überwacht und zum Beispiel auch auf jede Veränderung der URL reagiert werden. Außerdem ermöglicht die API das Versenden von Nachrichten an alle aktiven Content Scripts. Diese werden dann im jeweiligen Content Script über die *runtime*-API empfangen und ausgelesen.

7 Evaluation und Ergebnisse

8 Fazit und Ausblick

Literaturverzeichnis

- [1] AGRESTI, Alan: *An Introduction to Categorical Data Analysis*. 3rd. Wiley, 2018. – ISBN 9781119405269
- [2] AL-TARAWNEH, Mutaz ; AL-KHRESHEH, Ashraf ; AL-IRR, Omar ; KULAGLIC, Ajla ; DANACH, Kassem ; KANJ, Hassan ; ALMAHADIN, Ghayth: Towards Accurate Fake News Detection: Evaluating Machine Learning Approaches and Feature Selection Strategies. In: *European Journal of Pure and Applied Mathematics* 18 (2025), 05
- [3] ALZAMI, F. ; UDAYANTI, E. D. ; PRABOWO, D. P.: Document Preprocessing with TF-IDF to Improve the Polarity Classification Performance. In: *Kinetik Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control* (2020). – URL <https://scholar.archive.org/work/pfclh2k6tffsdeh5ezp3qtdkoy/access/wayback/http://202.52.52.28/index.php/kinetik/article/download/1066/pdf>
- [4] ASHISH ; SONIA ; ARORA, Monika ; HEMRAJ ; RANA, Anurag ; GUPTA, Gaurav: An Analysis and Identification of Fake News using Machine Learning Techniques. In: *2024 11th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, 2024, S. 634–638
- [5] ASLAM, Naila ; XIA, Kewen ; RUSTAM, Furqan ; HAMEED, Afifa ; ASHRAF, Imran: Using Aspect-Level Sentiments for Calling App Recommendation with Hybrid Deep-Learning Models. In: *Applied Sciences* 12 (2022), 08, S. 8522
- [6] BAPTISTA, Joao P. ; GRADIM, Anabela: Understanding Fake News Consumption: A Review. In: *Social Sciences* 9 (2020), Nr. 10. – URL <https://www.mdpi.com/2076-0760/9/10/185>. – ISSN 2076-0760
- [7] BARNARD, Joel: *Was sind Wortembeddings?* 2024. – <https://www.ibm.com/de-de/think/topics/word-embeddings> [Accessed: 18.05.2025]

- [8] BLOCKEEL, Hendrik ; DEVOS, Laurens ; FRÉNAV, Benoît ; NANFACK, Géraldin ; NIJSSEN, Siegfried: Decision trees: from efficient prediction to responsible AI. In: *Frontiers in Artificial Intelligence* Volume 6 - 2023 (2023). – URL <https://www.frontiersin.org/journals/artificial-intelligence/articles/10.3389/frai.2023.1124553>. – ISSN 2624-8212
- [9] BUDDHADEV, Manan ; PAREKH, Virtee: Fake News Detection: Benchmarking Machine Learning and Deep Learning Approaches. In: *ESP Journal of Engineering and Technology Advancements* 5 (2025), 04, S. 39–46
- [10] BÜRKER, Michael: *Fake-News, Propaganda & Co: Wie behalte ich den Überblick?* 2022. – URL <https://www.haw-landshut.de/aktuelles/beitrag/fake-news-propaganda-co-wie-behalte-ich-den-ueberblick>. – Zugriffsdatum: 2025-04-23. – Interview geführt von EINFALLSreich, Hochschule Landshut
- [11] CHEN, Tianqi ; GUESTRIN, Carlos: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery, 2016 (KDD '16), S. 785–794. – URL <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>. – ISBN 9781450342322
- [12] CHURCH, KENNETH W.: Word2Vec. In: *Natural Language Engineering* 23 (2017), Nr. 1, S. 155–162
- [13] CICHOSZ, Piotr: A Case Study in Text Mining of Discussion Forum Posts: Classification with Bag of Words and Global Vectors. In: *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science* (2018). – URL <https://sciendo.com/pdf/10.2478/amcs-2018-0060>
- [14] CORPORATION, IBM: *Bag of Words Explained*. <https://www.ibm.com/think/topics/bag-of-words>. 2024. – Accessed: 2025-05-16
- [15] DAS, M. ; ALPHONSE, P. J. A.: A Comparative Study on TF-IDF Feature Weighting Method and Its Analysis Using Unstructured Dataset. In: *arXiv preprint arXiv:2308.04037* (2023). – URL <https://arxiv.org/pdf/2308.04037>
- [16] DESHAI, N. ; BHASKARA RAO, B.: Unmasking deception: a CNN and adaptive PSO approach to detecting fake online reviews. In: *Soft Computing* 27 (2023), Nr. 16,

- S. 11357–11378. – URL <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08507-z>. ISBN 1433-7479
- [17] DEVELOPERS, Chrome for: *Add Popup*. <https://developer.chrome.com/docs/extensions/develop/ui/add-popup>. 2025. – Zugriff am 11. Mai 2025
- [18] DEVELOPERS, Chrome for: *Content scripts*. <https://developer.chrome.com/docs/extensions/develop/concepts/content-scripts>. 2025. – Zugriff am 11. Mai 2025
- [19] DEVELOPERS, Chrome for: *A service worker’s life*. <https://developer.chrome.com/docs/workbox/service-worker-lifecycle>. 2025. – Zugriff am 11. Mai 2025
- [20] DEVLIN, Jacob ; CHANG, Ming-Wei ; LEE, Kenton ; TOUTANOVA, Kristina: *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. 2019. – URL <https://arxiv.org/abs/1810.04805>
- [21] DOMENICONI, Giacomo ; MORO, Gianluca ; PASOLINI, Roberto ; SARTORI, Claudio: A Comparison of Term Weighting Schemes for Text Classification and Sentiment Analysis with a Supervised Variant of tf.idf, 02 2016, S. 39–. – ISBN 978-3-319-30162-4
- [22] ELEMENTS, SKOPOS: *Von Woertern zur Bedeutung: Wie Word Embeddings die Sprachverarbeitung revolutionieren*. 2023. – <https://skopos-elements.de/wissen/blog/maschinelles-lernen/word-embeddings> [Accessed: 18.05.2025]
- [23] ELHACHIMI, Abdelilah ; MOHAMED, Eddabbah ; BENKSIM, Abdelhafid ; IBANNI, Hamid ; CHERKAoui, Mohamed: Machine Learning-Based Prediction of Cannabis Addiction Using Cognitive Performance and Sleep Quality Evaluations. In: *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 16 (2025), 04
- [24] ELOV, B. B. ; KHAMROEVA, S. M. ; ALAYEV, R. H.: Methods of Processing the Uzbek Language Corpus Texts. In: *Journal of Open Innovations* (2023). – URL <https://cyberleninka.ru/article/n/methods-of-processing-the-uzbek-language-corpus-texts>
- [25] FACE, Hugging: *WordPiece tokenization*. 2025. – <https://huggingface.co/learn/llm-course/chapter6/6> [Accessed: 18.05.2025]

- [26] GÉRON, Aurélien: *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. 2nd. O'Reilly Media, 2019. – ISBN 978-1492032649
- [27] HARTWIG, Katrin ; REUTER, Christian: *Fake News technisch begegnen – Detektions- und Behandlungsansätze zur Unterstützung von NutzerInnen*. S. 133–149. In: KLIMCZAK, Peter (Hrsg.) ; ZOGLAUER, Thomas (Hrsg.): *Wahrheit und Fake im postfaktisch-digitalen Zeitalter: Distinktionen in den Geistes- und IT-Wissenschaften*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021. – URL https://doi.org/10.1007/978-3-658-32957-0_7. – ISBN 978-3-658-32957-0
- [28] HASTIE, Trevor ; TIBSHIRANI, Robert ; FRIEDMAN, Jerome: *The Elements of Statistical Learning*. 2nd. Springer, 2009. – ISBN 9780387848570
- [29] HENKE, Jakob: *Nachrichten im Auge des Betrachters: Der Selektionsprozess aus Perspektive der Nutzer*innen*. Wiesbaden, Deutschland : Springer VS, 2024. – URL <https://doi.org/10.1007/978-3-658-46608-4>. – ISBN 978-3-658-46607-7
- [30] HORNE, Benjamin ; ADALI, Sibel: This Just In: Fake News Packs a Lot in Title, Uses Simpler, Repetitive Content in Text Body, More Similar to Satire than Real News. In: *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* 11 (2017), 03
- [31] IYER, Vivek: A Comparative Analysis of Sentiment Classification Models for Improved Performance Optimization. In: *NHSJS (National High School Journal of Science)* (2024). – URL <https://nhsjs.com/wp-content/uploads/2024/05/A-Comparative-Analysis-of-Sentiment-Classification-Models-for-Improved-Performance-Optimization.pdf>
- [32] JAKKULA, Vikramaditya: Tutorial on support vector machine (svm). In: *School of EECS, Washington State University* 37 (2006), Nr. 2.5, S. 3
- [33] JURAFSKY, Daniel ; MARTIN, James H.: *5: Logistic Regression*. In: *Speech and Language Processing*, 2025
- [34] KIVIMÄKI, Juhani ; BIALEK, Jakub ; KUBERSKI, Wojtek ; NURMINEN, Jukka K.: *Performance Estimation in Binary Classification Using Calibrated Confidence*. 2025. – URL <https://arxiv.org/abs/2505.05295>

- [35] LIEB, Wolfgang: *Wandel des Mediensystems – Kann das Internet die klassischen Medien ergänzen oder gar ersetzen?* S. 291–319. In: ROTERS, Wolfgang (Hrsg.) ; GRÄF, Horst (Hrsg.) ; WOLLMANN, Hellmut (Hrsg.): *Zukunft denken und verantworten: Herausforderungen für Politik, Wissenschaft und Gesellschaft im 21. Jahrhundert*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2023. – URL https://doi.org/10.1007/978-3-658-41039-1_21. – ISBN 978-3-658-41039-1
- [36] MATHEVEN, Anand ; KUMAR, Burra Venkata D.: Fake News Detection Using Deep Learning and Natural Language Processing. In: *2022 9th International Conference on Soft Computing and Machine Intelligence (ISCMI)*, 2022, S. 11–14
- [37] MIKOLOV, Tomas ; CHEN, Kai ; CORRADO, Greg ; DEAN, Jeffrey: *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*. 2013. – URL <https://arxiv.org/abs/1301.3781>
- [38] NOBLE, William S.: What is a support vector machine? In: *Nature Biotechnology* 24 (2006), Nr. 12, S. 1565–1567. – URL <https://doi.org/10.1038/nbt1206-1565>. ISBN 1546-1696
- [39] OSING, Tim: *Perspektiven des Onlinejournalismus*. S. 235–247. In: *Digitaler Journalismus in der Praxis: Grundlagen von Onlinerecherche, Storytelling und Datenjournalismus*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022. – URL https://doi.org/10.1007/978-3-658-39105-8_18. – ISBN 978-3-658-39105-8
- [40] PAKSOY, Melda ; BAKAL, Gokhan: Words Speak Louder Than Actions: Decoding Emotions Through NLP. In: *2024 9th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*, 2024, S. 1–5
- [41] PARMAR, M. ; TIWARI, A.: Enhancing Text Classification Performance using Stacking Ensemble Method with TF-IDF Feature Extraction. In: *5th International Conference on Artificial Intelligence and Data Science*, URL <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10493890/>, 2024
- [42] PENNINGTON, Jeffrey ; SOCHER, Richard ; MANNING, Christopher D.: GloVe: Global Vectors for Word Representation. In: *Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, URL <http://www.aclweb.org/anthology/D14-1162>, 2014, S. 1532–1543

- [43] PETROVIC, Aleksandar ; PERISIC, Jasmina ; JOVANOVIĆ, Luka ; ŽIVKOVIĆ, Miodrag ; ANTONIJEVIĆ, Milos ; BACANIN, Nebojsa: Natural Language Processing Approach for Fake News Detection Using Metaheuristics Optimized Extreme Gradient Boosting. In: *2024 IEEE 3rd World Conference on Applied Intelligence and Computing (AIC)*, 2024, S. 252–257
- [44] PROM, Sokleng ; SUN, Panharith ; CADUNGOG-UY, Neil I. ; MATH, Sa ; THAP, Tharoeun: A BiLSTM-Based Sentiment Analysis Scheme for Khmer NLP in Time-Series Data. In: *2024 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT)*, 2024, S. 133–138
- [45] QAISER, Shahzad ; ALI, Ramsha: Text Mining: Use of TF-IDF to Examine the Relevance of Words to Documents. In: *International Journal of Computer Applications* 181 (2018), 07
- [46] RAINIO, Oona ; TEUHO, Jarmo ; KLÉN, Riku: Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. In: *Scientific Reports* 14 (2024), Nr. 1, S. 6086. – URL <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x>. ISBN 2045-2322
- [47] SABIR, Muhammad ; KHAN, Talha ; AZAM, Muhammad: A Comparative Study of Traditional and Hybrid Models for Text Classification. (2025), 03
- [48] SARKAR, Dipanjan: *A Practitioner’s Guide to Natural Language Processing (Part I) – Processing & Understanding Text*. <https://towardsdatascience.com/a-practitioners-guide-to-natural-language-processing-part-i-processing-understanding-text-9f4abfd13e72/>. 2018. – Zugriff am 12. Mai 2025
- [49] SCHAER, Philipp: *C 9 Sprachmodelle und neuronale Netze im Information Retrieval*. S. 455–466. In: KUHLEN, Rainer (Hrsg.) ; LEWANDOWSKI, Dirk (Hrsg.) ; SEMAR, Wolfgang (Hrsg.) ; WOMSER-HACKER, Christa (Hrsg.): *Grundlagen der Informationswissenschaft*. Berlin, Boston : De Gruyter Saur, 2023. – URL <https://doi.org/10.1515/9783110769043-039>. – ISBN 9783110769043
- [50] SCHUMACHER, Mareike: Methodenbeitrag: word2vec. In: *forTEXT* 1 (2024), Nr. 10. – URL <https://fortext.net/routinen/methoden/word2vec-1>. – Erstveröffentlichung: 19.04.2023 auf forttext.net, offizielle Publikation am 30.10.2024
- [51] SCIKIT-LEARN CONTRIBUTORS: *K-Nearest Neighbors Classifier — Hyperparameters Overview*. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sk>

- [learn.neighbors.KNeighborsClassifier.html](#). 2024. – Zugriff am 15. Mai 2025
- [52] SHARMA, Surbhi ; JOSHI, Nisheeth: A fusion approach to detect sarcasm using NLTK models BERT and XG Boost. In: *Journal of Information and Optimization Sciences* 45 (2024), Nr. 4, S. 981–990. – URL <https://doi.org/10.47974/JIOS-1621>
- [53] SHARMA, Upasna ; SINGH, Jaswinder: A comprehensive overview of fake news detection on social networks. In: *Social Network Analysis and Mining* 14 (2024), Nr. 1, S. 120. – URL <https://doi.org/10.1007/s13278-024-01280-3>. ISBN 1869-5469
- [54] SIMONE, Sandler ; OLIVER, Krauss ; CLARA, Diesenreiter ; ANDREAS, Stöckl: Detecting Fake News and Performing Quality Ranking of German Newspapers Using Machine Learning. In: *2022 International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME)*, 2022, S. 1–5
- [55] SUDHAKAR, M. ; KALIYAMURTHIE, K.P.: Detection of fake news from social media using support vector machine learning algorithms. In: *Measurement: Sensors* 32 (2024), S. 101028. – URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2665917424000047>. – ISSN 2665-9174
- [56] UMAR, M. ; ABUBAKAR, H. D. ; BAKALE, M. A.: Sentiment Classification: Review of Text Vectorization Methods: Bag of Words, TF-IDF, Word2vec and Doc2vec. In: *SLU Journal of Science and Technology* (2022). – URL https://www.academia.edu/download/107531976/Mahmood_and_Haisal_pub2.pdf
- [57] VERMA, Birendra K. ; YADAV, Ajay K.: Advancing Software Vulnerability Scoring: A Statistical Approach with Machine Learning Techniques and GridSearchCV Parameter Tuning. In: *SN Computer Science* 5 (2024), Nr. 5, S. 595. – URL <https://doi.org/10.1007/s42979-024-02942-x>. ISBN 2661-8907
- [58] WAGNER, Wiebke: Steven Bird, Ewan Klein and Edward Loper: Natural Language Processing with Python, Analyzing Text with the Natural Language Toolkit. In: *Language Resources and Evaluation* 44 (2010), Nr. 4, S. 421–424. – URL <https://doi.org/10.1007/s10579-010-9124-x>. ISBN 1574-0218

- [59] WANG, Shirui ; ZHOU, Wenan ; JIANG, Chao: A survey of word embeddings based on deep learning. In: *Computing* 102 (2020), Nr. 3, S. 717–740. – URL <https://doi.org/10.1007/s00607-019-00768-7>. ISBN 1436-5057
- [60] WEBB, Geoffrey I. ; KEOGH, Eamonn ; MIIKKULAINEN, Risto: Naïve Bayes. In: *Encyclopedia of machine learning* 15 (2010), Nr. 1, S. 713–714
- [61] WETTIG, Alexander ; GAO, Tianyu ; ZHONG, Zexuan ; CHEN, Danqi: *Should You Mask 15 percent in Masked Language Modeling*. 2023. – URL <https://arxiv.org/abs/2202.08005>
- [62] ZHANG, Harry: The Optimality of Naive Bayes. In: *Proceedings of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS 2004* 2 (2004), 01
- [63] ZHANG, Xichen ; HABIBI LASHKARI, Arash ; A. GHORBANI, Ali: A Lightweight On-line Advertising Classification System using Lexical-based Features. In: *Proceedings of the 14th International Joint Conference on e-Business and Telecommunications (ICETE 2017) - SECRYPT INSTICC* (Veranst.), SciTePress, 2017, S. 486–494. – ISBN 978-989-758-259-2

A Anhang

A.1 Verwendete Hilfsmittel

In der Tabelle A.1 sind die im Rahmen der Bearbeitung des Themas der Bachelorarbeit verwendeten Werkzeuge und Hilfsmittel aufgelistet.

Tabelle A.1: Verwendete Hilfsmittel und Werkzeuge

Tool	Verwendung
L ^A T _E X	Textsatz- und Layout-Werkzeug verwendet zur Erstellung dieses Dokuments

Erklärung zur selbständigen Bearbeitung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe selbständig verfasst und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

Ort

Datum

Unterschrift im Original