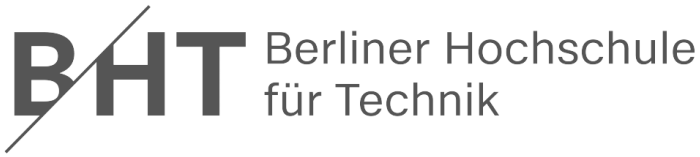
Evaluierung und Optimierung von Large Language Models für die Entwicklung von Webanwendungen

Ein Ansatz zur Verbesserung des Entwicklungsprozesses bei Softwareprojekten



Masterthesis

für den angestrebten akademischen Grad
Master of Science im Studiengang Medieninformatik

Eingereicht von:	Wilfried Pahl Matrikelnummer: 901932 Studiengang: Online Medieninformatik Berliner Hochschule für Technik
Betreuer	Prof. Dr. S. Edlich Berliner Hochschule für Technik
Gutachter	Prof. Dr. Alexander Löser Berliner Hochschule für Technik

Temmen-Ringenwalde, der 16. Februar 2025

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit mit dem Titel „Evaluierung und Optimierung von Large Language Models für die Entwicklung von Webanwendungen (*Ein Ansatz zur Verbesserung des Entwicklungsprozesses bei Softwareprojekten*)“ selbstständig und ohne unerlaubte Hilfe verfasst habe. Alle benutzten Quellen und Hilfsmittel sind vollständig angegeben und wurden entsprechend den wissenschaftlichen Standards zitiert.

Ich versichere, dass alle Passagen, die nicht von mir stammen, als Zitate gekennzeichnet wurden und dass alle Informationen, die ich aus fremden Quellen übernommen habe, eindeutig als solche kenntlich gemacht wurden. Insbesondere wurden alle Texte und Textpassagen anderer Autoren sowie die Ergebnisse von Sprachmodellen wie OpenAI's GPT-3 entsprechend den wissenschaftlichen Standards zitiert und referenziert.

Ich versichere weiterhin, dass ich keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet habe und dass ich keine Teile dieser Arbeit in anderer Form für Prüfungszwecke vorgelegt habe.

Mir ist bewusst, dass eine falsche eidesstattliche Erklärung strafrechtliche Konsequenzen haben kann.

Temmen-Ringenwalde, 16. Februar 2025 , _____

Ort, Datum Unterschrift

Abstract

Abstract in Englisch.

Zusammenfassung

Zusammenfassung in Deutsch.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Listings

Einleitung

1

1.1 Hintergrund und Kontext

Durch die zunehmende Globalisierung und Digitalisierung wird die Gesellschaft in der Gegenwart und Zukunft geprägt. Der Ausbau von Hochgeschwindigkeitsnetze und die globale Corona-Pandemie haben diese Entwicklung beschleunigt. Immer mehr Unternehmen erkennen die Potenziale der Digitalisierung und passen ihre Geschäftsprozesse an und nutzen die Möglichkeiten der digitalen Systeme. Ganze Wertschöpfungsketten werden auf cloudbasierte Umgebungen umgestellt. Angefangen bei der Kommunikation, über Beschaffung und Produktion bis zum Verkauf der Waren und Dienstleistungen, vergleiche mit [1, Seite 21 ff.] und [2]. In allen Stufen der Prozesse kommen webbasierte Anwendungen zum Einsatz, um die Kommunikation der Anwender mit den Systemen zu ermöglichen oder Schnittstellen für die Datenübertragung zwischen den verschiedenen Systemen zu gewährleisten. Durch die wachsende Anzahl von Web-Anwendungen wächst auch der Druck für die Entwicklungsfirmen, Anwendungen den oft schnell und wechselnden Kundenanforderungen anzupassen.

Durch diesen Prozess getrieben, müssen Entwicklungsfirmen in immer kürzeren Release-Zyklen Softwarekomponenten hinzufügen oder vorhandene erweitern. Gleichzeitig wachsen aber auch die Anforderungen an Stabilität und Sicherheit der cloudbasierten Anwendungen, sowie der Bedarf an kostengünstigeren IT-Abläufen. Ein weiteres Problem ist der wachsende Fachkräftemangel in der Wirtschaft und die damit verbundenen steigenden Gehälter der Entwickler.

Die Verwendung künstlicher Intelligenz bei der Programmierung gewinnt immer mehr an Bedeutung. Eine Technologie die im besonderen Maße an dieser Entwicklung beteiligt ist, sind die Large Language Models. Insbesondere mit der Veröffentlichung vom ChatGPT wurde hier ein regelrechter Hype um die LLMs ausgelöst. Diese Modelle erlauben eine Softwareentwicklung mit natürlicher Sprache. Dadurch sind viele Nutzer in der Lage Programmcode zu erzeugen und diesen in vorhandene Software zu integrieren. Oft haben die Nutzer aber keine oder wenig Erfahrungen in der Softwareentwicklung und die damit verbundenen Kenntnisse der

Programmierung.

1.2 Problemstellung

So groß der Hype um künstliche Intelligenz auch sein mag, zurzeit kann KI nicht alle Anforderungen selbstständig lösen. Dies sollte auch bei der Verwendung von KI generierten Inhalten und Programmcodes beachtet werden.

> *KI denkt nicht, KI trifft keine Entscheidungen. Eine KI antwortet auf eine Eingabe nicht mit der besten Antwort, sondern mit der Wahrscheinlichsten.*
>
> VATTENFALL ONLINE , KI für Unternehmen – Die Grenzen der KI

Der Nutzer muss die generierten Ergebnisse überprüfen, ehe erstellte Programmcodestücke in vorhandene Programme eingefügt und in Produktionsumgebungen implementiert werden. Den im Gegensatz zur natürlichen Sprache, ist bei Problemen der Codegenerierung, die Syntax der jeweiligen Programmiersprache einzuhalten. Andernfalls kann es zu Laufzeitfehlern kommen oder einem unerwarteten Verhalten der Software führen.

Viele Entwickler setzen auf Chatbots, wie ChatGPT oder Gemini zur Generierung von Code, wie eine Umfrage von *stackoverflow* vom Mai 2024 zeigt [3]. Wenn der generierte Code ohne Prüfung und Tests in bestehende Projekte implementiert wird, kann dies dazu führen, dass sich unter anderem technische Schulden anhäufen. Dadurch erhöhen sich langfristig die Wartungsaufwände und das Hinzufügen von Erweiterungen ist ebenfalls mit erhöhtem Aufwand verbunden.

Ein weiteres Problem der generierten Codes sind die vorhandenen Sicherheitslücken. Werden diese fehlerhaften Codes übernommen, ist es oft ein leichtes für Angreifer sensible Kundendatendaten zu stehlen. In der Arbeiten [4] wird das Thema Schwachstellen in von ChatGPT generiertem PHP-Code evaluiert und ebenfalls vor der sorglosen Verwendung gewarnt. Inwieweit die erstellten Codes Auswirkungen auf echte Webseiten haben, ist zurzeit noch nicht hinreichend untersucht.

Viele Entwickler und Nichtentwickler sind sich dieser mangelhaften generierten Code nicht bewusst und verwenden diese ohne weitere Prüfung. Hinzu kommt das in den meisten Fällen nur ein Modell befragt wird, nicht aber ein zweites oder die Prüfung durch ein weiteres erfolgt.

1.3 Stand der Forschung

Gerade in den letzten Monaten sind viele Forschungsfelder zum Thema Sprachmodelle hinzugekommen. Diese befassen sich mit der Optimierung und effizienter Nutzung der Modelle bei der Generierung von Codes.

In [5] wird eine bis dato fehlende Literaturrecherche zum Thema „Codegenerierung durch große Sprachmodelle“ bemängelt, was in dieser Arbeit nachgeholt wird und im Juni 2024 wurde die Literatur zusammengetragen, welche sich mit Codegenerierung befasst.

Um die Prompts im Ingenieurswesen zu optimieren, wird in [6] die GPEI (Goal Prompt Evaluation Iteration) Methodik vorgeschlagen, welche aus vier Schritten besteht. Zuerst wird das Ziel definiert, dann ein Entwurf der Anforderung, im Anschluss die Bewertung gefolgt von der Iterationen.

Es gibt Bestrebungen kleinere Modelle, die auf Codegenerierung spezialisiert sind zu verwenden, um große teure Sprachmodelle zu ersetzen, so auch in [7]. Hier werden die Modelle als „Granite Code Models“-Familie zusammengefasst. Eine weitere Arbeit die sich mit kleinen Modellen befasst, ist die Arbeit [8] mit StarCoder 2. Dieses kleine Modell wurde speziell für die Generierung von Codes trainiert.

Der wissenschaftliche Artikel [9] befasst die sich ebenfalls mit der Web-Entwicklung mittel GPT-3. Hierbei wird die Verwendung von Generativ Adversarial Networks (GANs) vorgeschlagen, ein neuer Ansatz, mit der die Nachbearbeitung minimiert und die Codequalität optimiert wird.

Eine weitere Arbeit ist [10]. Diese befasst sich mit einer Umfrage zum Thema „Natural Language-to-Code“ und gibt eine Übersicht über 27 Modelle und geben einen Überblick über Benchmarks und Metriken. Hier wird auch der in dieser Arbeit angewandte Benchmark *HumanEval* vorgestellt.

1.4 Zielsetzung und Thesen

Das Ziel in der Softwareentwicklung war und ist die Optimierung des Entwicklungsprozesses, um Ressourcen und Kosten einzusparen und dadurch einen Wettbewerbsvorteil zu erlangen. Ein Bereich der Besonders stark von der Digitalisierung profitiert, ist der Bereich der Webentwicklung. Durch die steigende Nachfrage von Cloud-Anwendungen steigt auch der Optimierungsdruck in diesem Bereich besonders stark.

Vor diesem Hintergrund lässt sich die erste These bereits aus dem Titel „*Evaluierung und Optimierung von Large Language Models für die Entwicklung von Webanwendungen*“ dieser Arbeit herleiten. Es soll gezeigt werden das die Möglichkeit besteht aus natürlicher Sprache Code für die Webanwendungsentwicklung mithilfe von LLMs zu generieren und somit tragen LLMs zur Optimierung des Softwareentwicklungsprozesses mit bei. In dieser Arbeit wird, wie schon in der Arbeit [5, vgl. Seite 2] die Abkürzung NL2Code (Natural-Language-to-Code) verwendet.

Es sind in den letzten Jahren eine Vielzahl von Benchmark-Test für die Evaluierung von NL2Code Problemen entstanden. Unter anderem der HumanEval-XL, der eine Erweiterung des HumanEval ist. Dieser erweiterte Benchmark enthält verschieden Test für unterschiedliche Programmiersprachen, auch solche die für die Webanwendungsentwicklung wichtig sind. Darunter einen Benchmark für PHP und Javascript. Trotz ihrer vielen spezifischen Tests auf verschiedene Programmiersprachen ist die

zweite These, das diese Benchmarks sich nur bedingt für die Evaluierung von LLMs eigenen, die für Webanwendungsentwicklung Code generieren.

Für NL2Code muss eine bestimmte Syntax eingehalten und Feinheiten wie Sonderzeichen müssen exakt beachtet werden. Dafür ist es relevant, dass die Eingabeaufforderungen zu optimieren. Diese Optimierungen lassen für NL2Code nicht durch die Anpassung der LLMs erreichen, was beispielsweise durch die Anpassung der Gewichte erfolgen könnte. Dies führt zur dritten These, dass die Optimierung mit der Optimierung der Eingabeaufforderungen erfolgen kann.

Die Thesen dieser Arbeit lassen sich in den folgenden kurz formulierten Sätzen zusammenfassen,

T1 Durch den Einsatz von LLMs wird auch die Effizienz im Entwicklungsprozess gesteigert und eine Verbesserung der Codequalität erzielt. Es ist jedoch entscheidend die Leistungsfähigkeit der LLMs zu evaluieren und deren Stärken und Schwächen zu identifizieren. Es ist essenziell wichtig für den Entwicklungsprozess geeignete Methoden zu finden, um diesen Prozess optimal zu gestalten und die Vorteile des Einsatzes von LLMs im vollen Umfang auszuschöpfen.

T2 Benchmarks, wie der HumanEval-XL eignen sich nur bedingt zur Evaluierung von LLMs die für Webanwendungsentwicklung eingesetzt werden sollen. Bei heutigen Webanwendungen werden vielmehr die Webtechnologien verschiedener Sprachen kombiniert, um nutzerfreundliche und effiziente Systeme zu erschaffen.

T3 Eine Optimierung der LLMs zur Codegenerierung für Webanwendungsentwicklung lässt sich auch ohne tiefer gehende Änderungen der Modelle erreichen. Mit Optimierungen der Eingabeaufforderungen lassen sich signifikante Verbesserungen der Ausgaben erreichen und somit eine Verbesserung der Evaluierungen.

1.5 Aufbau der Arbeit

Um ein grundlegendes Verständnis der Thematik zu gewährleisten, werden die theoretischen Grundlagen in Kapitel 2 ausführlich erläutert.

Kapitel 4 widmet sich der Implementierung, die für die Codegenerierung und die nachfolgende Evaluierung notwendig ist. Die daraus gewonnenen Ergebnisse werden anschließend in Kapitel 5 analysiert und diskutiert.

Die in dieser Arbeit gesammelten positiven und negativen Erfahrungen sowie die aufgetretenen Herausforderungen werden in Kapitel 6 thematisiert. Zudem werden mögliche Lösungsansätze vorgeschlagen.

Abschließend werden in Kapitel 7 die erzielten Ergebnisse eingehend diskutiert und mögliche Anregungen für zukünftige Arbeiten und den praktischen Einsatz vorgestellt, bevor in Kapitel 8 die Arbeit zusammengefasst und ein abschließendes Fazit gezogen wird.

1.6 Abgrenzung

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf der Evaluierung und Optimierung von durch Large Language Models (LLMs) generiertem Code im Kontext der Webanwendungsentwicklung, insbesondere in Bezug auf die verwendeten Programmiersprachen wie JavaScript, HTML, CSS und PHP. Andere Anwendungsbereiche wie die Entwicklung von Desktop-Anwendungen werden nicht explizit untersucht, obwohl mögliche Parallelen und Erkenntnisse in diesen Bereichen nicht ausgeschlossen werden. Diese Arbeit bleibt bewusst auf den Webentwicklungsbereich beschränkt, um eine gezielte Analyse und Optimierung der Prompts zu ermöglichen.

Rechtliche und ethische Überlegungen im Umgang mit Künstlicher Intelligenz sind zweifellos wichtige Themen. Allerdings werden diese Aspekte in der vorliegenden Arbeit nicht behandelt. Es gibt bereits umfassende Literatur zu diesen Themen, die in der Arbeit zur Kenntnis genommen werden, jedoch erfolgt keine vertiefte Auseinandersetzung damit. Der Schwerpunkt liegt vielmehr auf der technischen Evaluierung und der Verbesserung der Prompt-Strategien, ohne dabei Änderungen an den LLMs selbst vorzunehmen, wie beispielsweise Bias-Anpassungen oder Modifikationen am Modell.

Die Arbeit beschränkt sich auf die Anwendung von LLMs im Bereich der Webanwendungsentwicklung. Andere Anwendungsfälle, wie die Generierung von Texten für kreative Inhalte oder wissenschaftliche Artikel, werden nicht in die Untersuchung einbezogen. Ziel ist es, die spezifischen Anforderungen und Herausforderungen der Webentwicklung in den Fokus zu rücken und gezielt Optimierungen für diesen Bereich zu erarbeiten.

Der Schwerpunkt der Optimierung liegt ausschließlich auf der Anpassung und Verfeinerung der Eingabeprompts. Es wird bewusst darauf verzichtet, Änderungen an den zugrundeliegenden Modellarchitekturen, den Trainingsdaten oder der internen Bias-Reduktion der LLMs vorzunehmen. Diese Arbeit konzentriert sich auf die Möglichkeiten, die sich durch die geschickte Gestaltung der Prompts eröffnen, um die Qualität des generierten Codes zu verbessern.

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der technischen Optimierung und Evaluierung der durch LLMs generierten Codes. Aspekte wie Benutzerfreundlichkeit, Design oder User Experience der resultierenden Webanwendungen werden in dieser Untersuchung nicht betrachtet. Ziel ist es, die technische Qualität und Funktionalität des Codes zu analysieren und zu verbessern.

Die Untersuchung konzentriert sich ausschließlich auf deutschsprachige Prompts und die daraus generierten Codes. Andere Sprachen oder Mehrsprachigkeit werden in dieser Arbeit nicht berücksichtigt. Diese Einschränkung ermöglicht eine präzisere Analyse und Vergleichbarkeit der Ergebnisse innerhalb des gewählten Sprachraums.

Grundlagen

2

In diesem Kapitel werden die grundlegenden Konzepte vorgestellt, die für das Verständnis dieser Arbeit relevant sind. Es wird ein Überblick über die wichtigsten Teilgebiete gegeben, wobei die einzelnen Bereiche nur oberflächlich behandelt werden können, um eine grundlegende Einführung zu bieten.

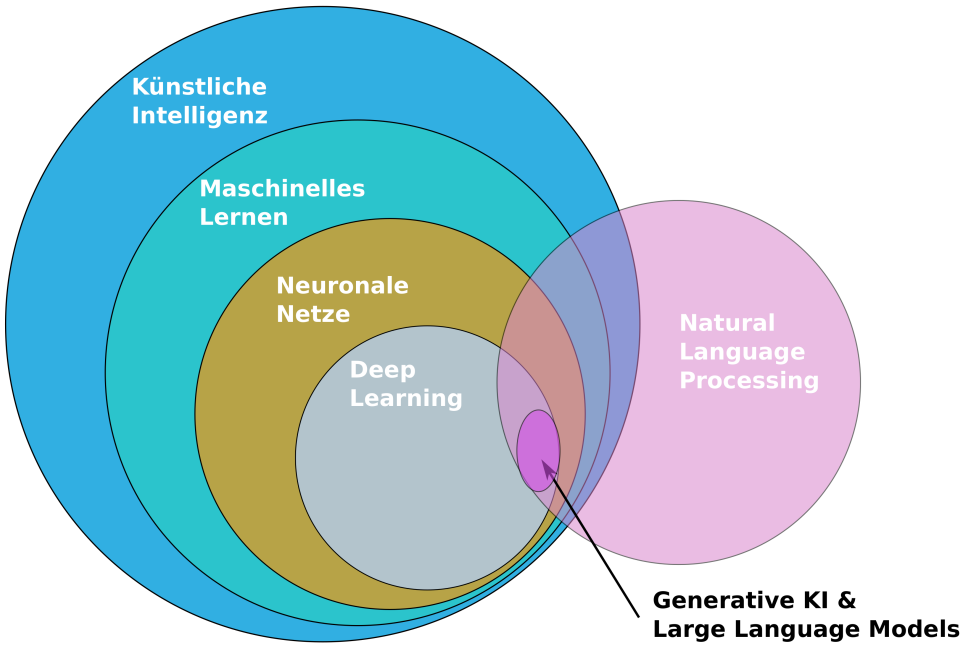


Abbildung 2.1: LLMs im Kontext der Forschungsbereiche von KI

Die Forschungsfelder der großen Sprachmodelle (Large Language Models, LLM) sind eng mit den Teilbereichen Deep Learning und der Verarbeitung natürlicher Sprache (Natural Language Processing, NLP) verbunden. Diese Teilgebiete sind wiederum Unterbereiche des maschinellen Lernens, das selbst ein Teil der umfassenderen Disziplin der künstlichen Intelligenz ist. Die Grafik 2.1 veranschaulicht die sprachliche und konzeptionelle Einordnung der Begriffe „künstliche Intelligenz“ „maschinelles Lernen“ „neuronale Netze“ „Deep Learning“ und „NLP“.

2.1 Künstliche Intelligenz

Künstliche Intelligenz hat bereits in viele Unternehmensprozesse Einzug gehalten und unterstützt die Nutzer und Systeme. Besonders die generative KI, mit ihren großen Sprachmodellen wird in den nächsten Jahren immer weiter in die Unternehmensbereiche vorstoßen und viele Aufgaben übernehmen. Entscheider und Führungspersonal versprechen sich von der Technologie nicht nur effizientere Prozesse, sondern auch Kosteneinsparungen im Personalbereich.

Eine explizite Definition für *künstliche Intelligenz* ist zurzeit noch nicht einheitlich erfolgt. Geschuldet ist diese Tatsache, dass der Begriff *Intelligenz* nicht eindeutig definiert ist. Somit finden sich viele Versuche eine Definition für künstliche Intelligenz herzuleiten. In dieser Arbeit wird für die künstliche Intelligenz, die Definition aus [11, 6 ff.] verwendet.

> *Systeme der künstlichen Intelligenz (KI-Systeme) sind vom Menschen entwickelte Softwaresysteme (und gegebenenfalls auch Hardwaresysteme), die in Bezug auf ein komplexes Ziel auf physischer oder digitaler Ebene handeln, indem sie ihre Umgebung durch Datenerfassung wahrnehmen, die gesammelten strukturierten oder unstrukturierten Daten interpretieren, Schlussfolgerungen daraus ziehen oder die aus diesen Daten abgeleiteten Informationen verarbeiten, und über das bestmögliche Handeln zur Erreichung des vorgegebenen Ziels entscheiden. KI-Systeme können entweder symbolische Regeln verwenden oder ein numerisches Modell erlernen, und sind auch in der Lage, die Auswirkungen ihrer früheren Handlungen auf die Umgebung zu analysieren und ihr Verhalten entsprechend anzupassen.*
>
> Bitkom e.V.

Aus den Forschungsgebieten der künstlichen Intelligenz sind für die großen Sprachmodelle der Bereich des „Deep Learning“ besonders interessant. Hier findet die Überschneidung mit dem Bereich der NLP statt, welche massiv dazu betrug, dass die großen Sprachmodelle diesen Erfolg erfahren. In den folgenden Kapiteln wird auf die Teilgebiete eingegangen, in denen „Deep Learning“ angesiedelt ist.

2.1.1 Maschinelles Lernen

Als Teilgebiet der künstlichen Intelligenz befasst sich maschinelles Lernen mit dem Problem wie Maschinen Lernen und Denken können. Wobei hier nicht von selbstständigem Lernen und Denken gesprochen werden kann, sondern lediglich von Imitieren dieser Prozesse. Aber ML ist sehr wohl in der Lage aus großen Datenmengen komplexe Muster und Funktionen zu erkennen. Für das maschinelle Lernen gibt es mehrere Formen von Lernparadigmen.

Beim *überwachten Lernen* sind für die Eingaben der Trainingsdaten dazugehörige Ausgaben, die Labels definiert. Das Ziel ist es eine Funktion zu trainieren um künftige Eingaben korrekt klassifizieren oder

vorhersagen zu können. Dieses Lernparadigma wird häufig eingesetzt, wenn es sich um Regressionens- und Klassifizierungsprobleme handelt.

Die gelabelten Ausgaben sind beim *unüberwachten Lernen* nicht vorhanden. Hierbei wird beispielsweise durch Clustering oder Dimensionsreduktion versucht Muster und Strukturen zu erkennen. Des Weiteren soll die Methode helfen Anomalien in Daten zuerkennen oder Assoziationen zwischen Datenobjekten zu finden.

Das *selbst überwachte Lernen* ermöglicht es Modellen, sich selbst zu überwachen ohne gelabelte Daten. Hierbei lernen die Algorithmen einen Teil der Eingaben von anderen Teilen und generieren automatisch Labels. So werden unüberwachten Problemen in überwachte Probleme überführt. Diese Art des Lernens ist u.a. besonders nützlich bei NLP, da hier die Trainingsdaten in großer Anzahl vorliegen

Beim *verstärkten Lernen* (engl. Reinforcement Leraning) werden die Systeme mit Belohnung un Strafe trainiert. Das System wird aufgrund seines Handelns bewertet, dadurch wird es ermutigt gute Praktiken weiterzuverfolgen und schlechte zu verwerfen. Das Lernen wird häufig bei der Videospielentwicklung und in der Robotik eingesetzt.

Das *semi-überwachte Lernen* stellt eine Hybridform aus unüberwachtem und überwachtem Lernen dar. Bei diesem Ansatz werden kleine Mengen gelabelter Datensätze genutzt, um eine große Anzahl ungelabelter Daten effizient zu steuern. Diese Methode ermöglicht es den verwendeten Technologien, neue Inhalte zu generieren und bildet die Grundlage moderner generativer KI-Systeme. Die Bandbreite der Technologien in diesem Bereich reicht von Generative Adversarial Networks (GANs) bis hin zu Diffusionsmodellen, welche wesentliche Fortschritte in der Erzeugung von Texten, Bildern und anderen Inhalten ermöglichen.

2.1.2 Neuronale Netze

Künstliche neuronale Netze (KNN) sind spezifische Algorithmen des maschinellen Lernens, die von der Struktur und der Funktionsweise des menschlichen Gehirns inspiriert sind. Die Abbildung 2.2 von [12] zeigt eine stark vereinfachte biologische Nervenzelle.
Biologische Nervenzellen reagieren auf elektrischen Reize, welche von Sinnesorgane oder anderen Nervenzellen stammen. Die Dendriten nehmen die elektrischen Signale auf und leiten diese an den Zellkern weiter. Dort erfolgt die Zusammenführung der eingehenden Signale und bildet das Aktionspotential. Übersteigt es das Schwellenpotential der Zelle, so wird das Signal über das Axon abgeleitet, die Nervenzelle „*feuert*“. Diese Beschreibung ist die grundlegende Ausführung über die Arbeitsweise der biologischen Nervenzellen und erläutert und beachtet keine tiefer gehenden Prozesse.

Die nachempfundene Nervenzelle stellt die kleinste Einheit in künstlichen neuronalen Netzen und wird als Neuron bezeichnet. Die Abbildung 2.3 zeigt die generelle Funktionsweise eines einfachen Neurons. Neuronen in neuronalen Netzen erhalten als Eingabewerte typischerweise einen Vektor und liefern

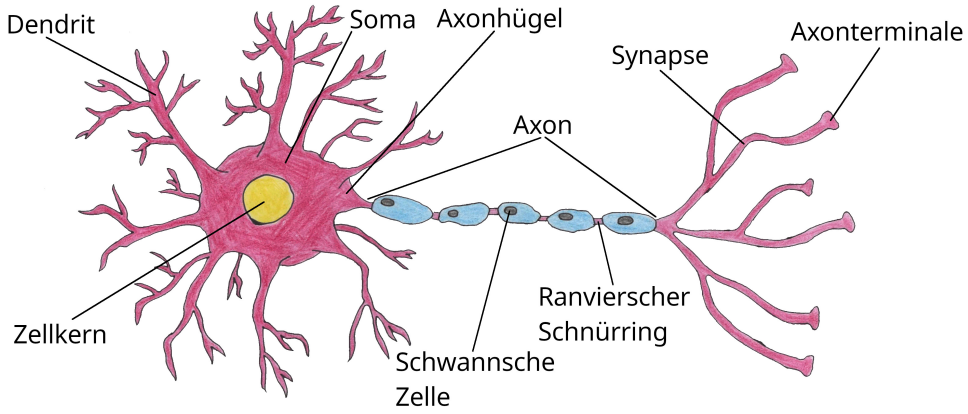


Abbildung 2.2: Biologische Nervenzelle

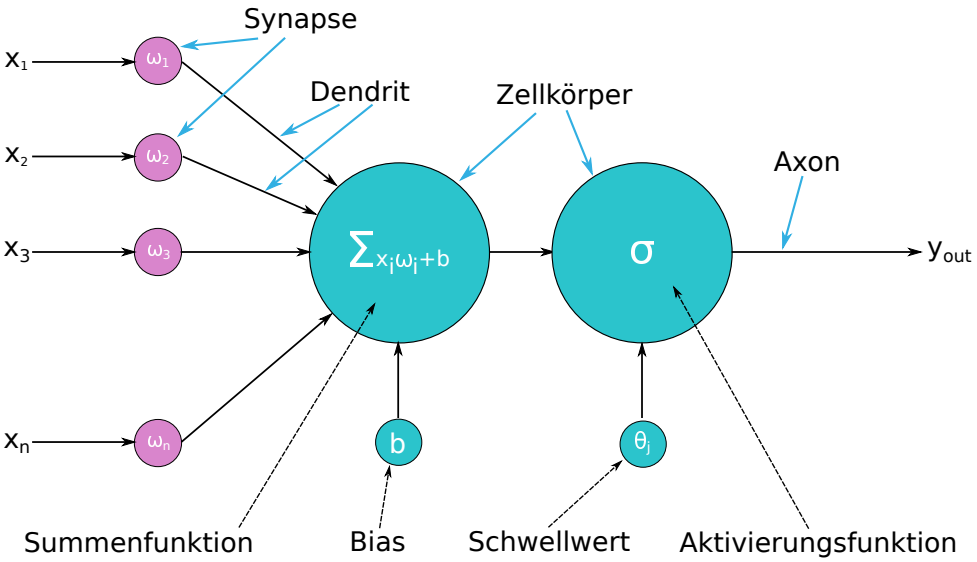


Abbildung 2.3: Künstliche Nervenzelle

ein skalares Ausgangssignal. Abgesehen von der Eingabeschicht, bei der die Eingangssignale direkt aus den Daten stammen, ist jedes Eingangssignal x_n in den verborgenen und Ausgabeschichten das Ausgangssignal y_{out} eines vorhergehenden Neurons. Die Gewichtungen der Eingangssignale modellieren dabei die synaptischen Verbindungen zwischen biologischen Neuronen, die entweder verstärkend oder hemmend wirken können. Alle gewichteten Eingangssignale werden durch die Summenfunktion aufaddiert, bevor ein Bias hinzugefügt wird. Die Gleichung 2.1 zeigt die Summenfunktion für n Eingangssignale unter Berücksichtigung des Bias-Wertes.

$$y_{sum} = x_1 + x_2 + \cdots + x_n + b \tag{2.1}$$

Nach der Summenfunktion wird das Signal an die Aktivierungsfunktion übergeben. Diese Funktion leitet ein Signal erst weiter, wenn ein festgelegter Schwellwert überschritten wird. Die Analogie

zur biologischen Nervenzelle ist das Aktionspotential, welches durch die Reize anderer Nervenzellen aufgebaut wird und wie beim künstlichen Neuron führt das Überschreiten eines Schwellenwertes dazu, dass das Neuron „feuert“. Die Formel 2.2 zeigt das Verhalten einer „Binary Step“-Aktivierungsfunktion mit vorgegebenen Schwellenwert S.

$$\sigma(y_{sum}) = \begin{cases} 1: & y_{sum} > S \\ 0: & sonst \end{cases} \tag{2.2}$$

Neben dieser einfachen Aktivierungsfunktion wie die *Binary Step* gibt es viele weitere Aktivierungsfunktionen, beispielsweise die *Sigmoidfunktion* oder *ReLU (Rectified Linear Unit)* Funktion. Diese Aktivierungsfunktionen verwenden für die Berechnung immer das Ergebnis der Summenfunktion. Es gibt auch Aktivierungsfunktionen die alle Neuronen einer Schicht zur Berechnung verwenden. Zu diesen Funktionen zählen u.a. die Softmax- und die Maxout-Aktivierungsfunktion.

Das eben beschriebene Neuronen-Modell ist ein einfaches Modell, welches oft in Netzen wie *Feedforward Neural Netzwerke (FNN)*, *Rekurrente neuronale Netze (RNNs)* oder *Long Short-Term Memory Networks (LSTM)* Anwendung findet. Andere Neuronen-Modelle wie beispielsweise das *Leaky-Integrate-And-Fire* Modell, finde seine Anwendung in gepulsten Netzwerken. Mit diesen mathematischen Modellen wird versucht das biologische Nervensystem nachzubilden, mit all seinen stärken und schwächen. Die Forschung hat in den letzten Jahren bereits große Fortschritte gemacht, aber mit immer besser werdender Technik und verbesserten Verständnis der biologischen Abläufe ist das Potenzial der neuronalen Netze noch nicht erschöpft.

2.1.3 Deep Learning

Das Teilgebiet *Deep Learning* versucht möglichst präzise Vorhersagen und Entscheidungen aus komplexen Daten zutreffen. Hierfür werden tiefe neuronale Netze verwendet. Das sind Netze mit mehreren versteckten Schichten zwischen der Ein- und Ausgabeschicht. Jede Schicht verarbeitet Daten, extrahiert Merkmale und übergibt diese an die nächste Schicht. Diese Struktur und Arbeitsweise erlauben die Verarbeitung und Analyse komplexer Datenmuster in großen Datenmengen.

Durch den Einsatz von Deep Learning Methoden können relevante Merkmale aus Daten extrahiert werden ohne manuelles Feature-Engineering. Auch erreichen die Methoden eine hohe Genauigkeit und können an eine Vielzahl von Aufgaben angepasst werden.

Die großen Herausforderungen im Bereich Deep Learning liegen in den riesigen Datenmengen, die hohen Rechenleistungen welche das Training benötigt und die schwierige Nachvollziehbarkeit der durch Deep Learning getroffenen Entscheidungen.

Deep Learning hat den vergangenen Jahren viele Anwendungsbereiche erschlossen, darunter auch natürliche Sprachverarbeitung, wie Übersetzung, Textveränderung oder Textgenerierung.

2.2 Natural Language Processing

Natural Language Processing ist ein Teilgebiet der Informatik und nutzt Deep Learning. NLP soll es digitalen Systemen in die Lage versetzen Texte und Sprachen zu erkennen, um diese zu verstehen und verarbeiten zu können. Dabei muss NLP die Bedeutung (Semantik) der Texte erkennen, die Grammatik und Beziehungen zwischen den Teilen der Sprache herstellen, Wortarten wie Verben, Adjektive und Nomen spezifizieren, sowie verschiedene Formen der Sprache beherrschen wie beispielsweise Prosa oder wissenschaftliches Schreiben.

NLP wird aber auch in anderen Bereichen eingesetzt. Mithilfe von NLP können Bilder generiert, Suchmaschinen abgefragt, Chatbots für den Kundenservice betrieben werden und Sprachassistenten wie Amazon Alexa, MS Cortana und Apple Siri nutzen ebenfalls die NLP Techniken.

Zunehmend findet NLP Einsatz im unternehmerischen Bereich. Hier werden vor allem Prozesse automatisiert um die Produktivität der Mitarbeiter zu steigern. Neben Aufgaben wie Kundensupport, Datenanalyse oder Dokumentenverwaltung kommt NLP auch in der Entwicklung von Software zum Einsatz. Hierbei werden fast alle Segmente der Entwicklung abgedeckt, von der Codegenerierung über Test und Qualitätsmanagement bis hin zur Bereitstellung.

Die ersten große Erfolge hatte NLP mit neuronalen Netzen, beispielsweise mit *Feedforward Neural Networks* und *Convolutional Neural Networks*, wie [13] zeigt. Mit der Einführung von ChatGPT und BERT, wurde auch hier die neuen Transformer Modellen eingesetzt. Die Forschungen im Bereich NLP haben die großen Sprachmodelle erst ermöglicht.

2.3 Large Language Model

Die Teilgebiete Deep Learning und Natural Language Processing haben es den großen Sprachmodellen LLM ermöglicht kommunikationsfähig zu werden. Sie verstehen Anfragen und können Antworten generieren. Die LLMs sind in der Lage Bilder und andere Medien wie Video oder Audio zu generieren.

Diese Modelle wurden mit sehr großen Datenmengen trainiert und sind daher in der Lage natürliche Sprache zu verstehen.

2.3.1 Grundlagen

Die großen Sprachmodelle können menschliche Sprache arbeiten. Sie sind speziell für die Lösung sprachbezogene Probleme geeignet, wie Textgenerierung, Klassifizierung und Übersetzung. Sie nehmen Anfragen sog. *Prompts* entgegen und errechnen daraus die wahrscheinlichste Antwort. Des Weiteren können Prompts als Anweisung (instruction-tuning) oder in Dialogform (chat fine-tuning) gestellt werden. Die meisten der heutigen großen Sprachmodelle verwenden die Transformer Technik.

Die grundlegende Funktionsweise der Large Language Models kann in vier Teilschritte unterteilt werden,

1. Tokenisierung: zerlegen der Texte in einzelne Token.
2. Embedding: Vergleiche mit anderen Vektoren und Einordnung in einer Gesamtstruktur.
3. Vorhersage: Wahrscheinlichkeit des nächsten Tokens berechnen.
4. Decodierung: Auswahl der Ausgabestrategie.

Durch die mögliche hochgradige Parallelisierung kann in diesen Modellen die Trainingszeit erheblich verkürzt werden, was ihre Effizienz steigert. Des Weiteren sind diese Modelle sehr flexibel und für verschiedene Aufgaben eingesetzt werden.

Diese Technik hat die Leistungsfähigkeit der LLMs erheblich gesteigert und versetzt Modelle in der Lage den Kontext von Worten in Sätzen zu verstehen und Abhängigkeiten zu modellieren. Beispiele für Modelle die diese Technik nutzen, sind unter anderem GPT-3, BERT und T5.

2.3.2 Grenzen und Probleme bei LLMs

Auch wenn Künstliche Intelligenz mit ihren großen Sprachmodellen in vielen Bereichen der privaten Nutzung und in den Prozessen von Unternehmen immer präsenter wird, hat diese Technologie auch Grenzen. Im folgen werden kurz die wichtigsten Grenzen und Probleme erläutert.

Ressourcenverbrauch

Mit dem Aufkommen der großen Sprachmodelle ist auch der Verbrauch an Ressourcen enorm angestiegen. Dabei stehen diese nur in einem begrenzten Maß zur Verfügung. Kleine und mittlere Unternehmen kommen hier schnell an ihre Grenzen und nutzen daher die Modelle der Anbieter wie OpenAI, Google oder Microsoft. Auch hier gilt Ressourcenbegrenzung, sodass die Modelle nicht unendlich groß werden können. Die folgenden Ressourcen, die hier genannt werden, haben direkten Einfluss auf die Modelle und deren Betrieb,

- Speicher
- Rechenleistung
- Netzwerk
- Energie
- Finanzen

Im Lebenszyklus der großen Sprachmodelle werden Ressourcen in unterschiedlichen Mengen benötigen. So ist beispielsweise die Rechenleistung beim Training der Modelle enorm hoch.

Datenmengen

Ein weiteres Problem, vor dem die Entwickler der Modelle stehen, sind die riesigen Datenmengen, die große Sprachmodelle für das Training benötigen. Diese Daten müssen zuvor gesammelt, kuratiert und gelabelt werden. Diese Prozesse sind zeitaufwändig und kostspielig.

Interpretierbarkeit

Da die Ergebnisse stark von den Trainingsdaten abhängen, die nicht immer offen liegen und die Modelle hochkomplex sind, ist ein Ergebnis schwer nachvollziehbar. Dies erschwert auch das Aufspüren von Fehlern im Bias und den Modellen.

Probleme bei der Generierung von Texten

Vor allem bei der Generierung von Texten können Halluzinationen auftreten. Dann erzeugen die Modelle falsche oder unsinnige Informationen, die aber plausibel erscheinen. Ein weiteres Problem ist die Erzeugung diskriminierender Informationen. Diese entstehen beispielsweise durch nicht repräsentative Trainingsdaten, fehlerhafte Label in Trainingsdatensätzen und fehlendes Gesamtbild.

Die genannten Probleme und Grenzen lassen sich auch bei der Codegenerierung beobachten. Die generierten Codes können plausible erscheinen, funktionieren aber nicht oder werfen Fehler. Fehlenden Informationen über geeignete Frameworks und Funktionen veranlassen die Modelle Klassen und Methoden aus anderen Kontexten abzuleiten oder vermischen Codesegmente.

2.3.3 Verständnis für die LLMs

Viele Nutzer (Privatnutzer aber auch Firmen) wissen nicht, was hinter den großen Sprachmodellen steckt oder wie diese funktionieren. Diese Unwissenheit birgt die Gefahr, dass Nutzer nicht korrekte Eingabe in die LLMs übergibt und dann die Ergebnisse der LLMs falsch interpretieren oder die LLMs nicht korrekte Aussagen trifft. Werden aufgrund dieser falschen Ergebnisse Entscheidungen getroffen, können diese enorme finanzielle und personelle Einbußen nach sich ziehen. Zudem kann es weiterhin zu Desinformation, Diskriminierung, juristische Probleme und zum Vertrauensverlust in die Technologie führen.

Um diesen Problemen bei Entwicklern entgegenzuwirken, sind vor, während und nach der Einführung einer LLM zur Codeentwicklung, die Nutzer aufzuklären. Sie müssen sich im Klaren sein, dass LLMs Fehler produzieren können und es erforderlich ist, die Ergebnisse zu validieren. Nur so kann einem Vertrauensverlust entgegengewirkt werden und eine stetige Weiterentwicklung der Modelle erfolgen.

2.4 Koordinationsstrategien für LLMs

Es gibt mehrere Ansätze, dass LLMs komplexe Probleme gemeinsam bearbeiten. Dabei übernehmen die LLMs unterschiedliche Aufgaben oder Teilaufgaben des Problems und tragen somit zur Gesamtlösung bei. Durch diese modulare Struktur ist es möglich, dass für jedes Teilproblem eine spezialisierte LLM einzusetzen. Ein weiterer Vorteil dieser Methoden ist die Verteilung des Problems auf mehrere Systeme, die voneinander unabhängig sind. Durch diese Zusammenarbeit können die LLMs effizienter und genauer antworten

Des Weiteren sind die LLMs in der Lage mit externen Ressourcen zusammenarbeiten und Ergebnisse abfragen. So ist es möglich die Fähigkeiten der LLMs zu erweitern z.B. durch Datenbankabfragen, Web-Suche oder Steuerung von Hardware. Ein wichtiger Aspekt für die Koordination zwischen LLMs ist die Kommunikation. Diese ist entscheidend für die erfolgreiche Bearbeitung des Problems und koordinieren die LLMs.

In den folgenden Kapiteln werden zwei Ansätze für die Zusammenarbeit von mehreren LLMs erläutert. Zum einen die *Orchestrierung*, zum anderen die *Multi-Agenten-System (MAS)*.

2.4.1 Orchestrierung von LLMs

Bei der Orchestrierung von LLMs wird die Steuerung, der Agenten mittels eines zentralisierten Systems umgesetzt, es erfolgt eine koordinierte Nutzung. Meist wird ein Problem in Teilprobleme zerlegt und die Agenten bearbeiten Teilprobleme meist parallel. Die zentrale Steuerung entscheidet welche Teilaufgabe, welcher Agent am besten geeignet ist für die Lösung der Teilaufgabe.

Die zentrale Rolle in der Orchestrierung von LLMs übernimmt dabei der Orchestrator. Dieser steuert die Aufgabenverteilung, koordiniert und kombiniert die Ergebnisse und leitet sie in die entsprechenden Agenten oder erstellt daraus die Antwort, außerdem kann er zusätzliche Aufgaben wie Fehlerbehandlung, Skalierung, Datenschutz und Sicherheit ausführen.

Im Bereich der Softwareentwicklung mit Spezialisierung auf internetbasierte Anwendungen, bei der bestimmte Standards erwartet, spezielle Frameworks und Bibliotheken eingesetzt werden, könnte eine Orchestrierung bei der Umsetzung der Programmcodeerstellung wie folgt beschrieben, helfen. Bei der Lösung von Anforderungen sind nicht immer alle Agent beteiligt, vielmehr sucht der Orchestrator die jeweiligen optimalen Agenten aus.

Der Orchestrator übernimmt auch hier die oben beschriebenen Aufgaben. Ein Frontend-Agent nutzt eines der großen Sprachmodelle, um Nutzeranforderungen in die Benutzeroberflächen der Anwendungen zu implementieren und könnte das Design verwalten. Gleichzeit wäre es möglich, dass dieser Agent Tools wie React.js oder Vue.js unterstützen. Für die serverseitigen Anwendungen ist der *Backend-Agent* verantwortlich und verwaltet die Logik der Anwendung. Er könnte mit Frameworks wie Node.js, Express

und Django umgehen. Um die Anwendung mit einer Datenbank auszustatten, kann ein *Datenbank-Agent* eingesetzt werden. Er kennt verschiedenen Datenbanken wie MySQL oder PostgreSQL. Dieser verwaltet die Datenbank und deren Abfragen. Der *Test-Agent* testet die Anforderung die von durch den Frontend-, Backenend- oder Datenbank-Agent umsetzt wurden.

Ein letzter wichtiger Agent könnte noch der NLP-Agent sein. Dieser Agent nimmt natürliche Sprachanweisungen und Anforderungen entgegen, übersetzt diese in technische Anforderungen als Prompt für die Sprachmodelle. Die Ergebnisse der Bearbeitung werden zum Schluss von dem Agenten in eine vom Menschlichen verständliche Sprache überführt und zurückgegeben.

2.4.2 Multi-Agenten-Systeme

Multi-Agenten-Systeme (MAS) bestehen aus mehreren Agenten. Ein Agent ist eine autonome Einheit, die mit der Umwelt interagieren kann. Im Gegensatz zur Orchestrierung sind Multi-Agenten-Systeme in ihrer Steuerung dezentralisiert. Alle Agenten haben unterschiedliche Lösungsansätze für ein Problem. Je nach deren Fähigkeit hat dieser auch seine ganz eigenen Ziele, welche zu den anderen Agenten entweder kollaborativ oder kompetitiv ausgerichtet sind. Die Hauptarbeit zur Lösungsfindung eines Problems übernimmt der Agent, mit dem besten Lösungsansatz für das Problem. Die anderen Agenten können den ausführenden Agenten unterstützen. Um die beste Lösung zu finden, müssen die Agenten untereinander kommunizieren. Teil der Kommunikation kann es sein, einfache Informationen austauschen, um eine gemeinsame Strategie fest zulegen oder um zu Verhandeln, welcher Agent die Lösung eines Problems übernimmt.

Im Bereich der Webentwicklung mit MAS, könnte ein derartiges System wie folgt aussehen. Ein *Frontend-Agent* ist für das Design und die Benutzeroberfläche verantwortlich. Hierbei erzeugt dieser Agent Ausgaben in HTML, JavaScript und CSS um die Oberflächen zu erstellen. Dazu kann der Agent Frameworks, wie React verwenden und auf externe Designer Tool zugreifen. Ein weiterer Agent ist der *Backend-Agent*, welcher für die serverseitige Anwendung zuständig ist. Er erstellt seine Funktionen in PHP, Python oder NodeJS. Der Backend-Agent hat Zugriff auf Frameworks und externe Bibliotheken der gewählten Programmiersprache. Er erstellt und verwaltet zudem die Datenbankoperationen (CRUD-Operations). Hinzu kommt noch ein *Test-Agent*, welcher automatisierte Tests durchführt. Um die Funktionalität der Anwendung zu gewährleisten, arbeitet der Test-Agent mit dem Frontend- und Backend-Agent eng zusammen. Der Test-Agent stellt sicher, dass jegliche Codeänderung getestet wird und führt Unit-, Inetragtions- und End-to-End-Tests durch. Wird ein Fehler festgestellt, kann der Test-Agent ein Ticket erstellen oder direkt mit dem Frontend- oder Backend-Agenten kommunizieren.

Ein weiterer Agent könnte ein *Deplоment-Agent* sein. Dieser führt automatische Depolyments in verschiedene Umgebungen (QA, Test oder Produktion) durch. Er ist in den Continuous Integration (CI) und Continuous Deployment (CD) Workflow integriert, welche die Bereitstellung auf verschiedenen Servern (VMware, Bare-Metal) und Cloud-Umgebungen (AWS, Azure, Google) bewerkstelligt. Des

weitere könnten beispielsweise Security-Agent, Monitoring-Agent und Optimierungs-Agent Einsatz finden.

Auch hier kann ein NLP-Agent zum Einsatz kommen und die Kommunikation zwischen Mensch und System managen.

2.5 Prompt Engineering

Prompt Engineering optimiert die Antworten große Sprachmodelle, ohne Parameter, wie Bias und Gewichte des Models ändern zu müssen. Dieser Forschungsbereich hat in den letzten Jahren enorm an Bedeutung gewonnen und sich zu einer eigenen Disziplin im Bereich der Künstlichen Intelligenz entwickelt.

Ein Prompt oder Anweisung muss entweder als Anweisung oder als Frage gestellt werden. Dies kann, wie in [14] beschrieben, in Form von einer einfachen Anweisung bis hin zu detaillierten Beschreibungen oder spezifischen Aufgaben erfolgen.

2.5.1 Prompt-Techniken

Die folgenden Techniken dienen dazu die Abfragen zu optimieren und somit eine bessere Antwort von den Sprachmodellen zu erhalten. In dieser Arbeit werden hauptsächlich *Contextual Augmentation* und *Meta-Prompts* verwendet.

Contextual augmentation sind Prompts die neben der eigentlichen Eingabeaufforderung zusätzliche Informationen für die LLMs bereitstellen. Dazu gehören Kontextangaben, anzuwendende Programmiersprache, geforderte Bibliotheken, Angaben der Zielgruppe und Definition über die auszugebende Struktur wie Methoden oder Klassen.

Beispiel für einen kontextuellen Prompt:
Du bist ein Erfahrener PHP Programmierer, hier deine Aufgabe. Erstelle eine PHP-Funktion, die eine Liste von Ganzzahlen sortiert und zugibt.

Ausgabe der LLM:

```php
function sortiere_und_gebe_aus($zahlen) {
  // Die Liste wird nach aufsteigender Reihenfolge sortiert
  sort($zahlen);

  // Die sortierte Liste wird ausgegeben
  foreach ($zahlen as $zahl) {
    echo $zahl . " ";
  }
}
```

Diese Art der Prompts können hilfreich sein, wenn Erweiterungen oder Änderungen in bestehende Programme erfolgen. Hier sind oft schon Standards oder Bibliotheken definiert.

Meta-Prompts sind Prompts, die eine LLMs anweisen, einen Prompt zu erstellen.

Meta-Prompt Beispiel:
Du bist eine Prompt-Engineer und hier ist deine Aufgabe. Schreibe einen Prompt, der eine PHP-Funktion generiert, die eine Methode erstellt, die eine Liste von Ganzzahlen sortiert.

Ausgabe der LLM:
Schreibe eine PHP-Funktion namens `sortiereZahlen`*, die ein Array von Ganzzahlen als Parameter entgegennimmt. Die Funktion soll das Array in absteigender Reihenfolge sortieren und das sortierte Array zurückgeben. Nutze eine geeignete PHP-Funktion für die Sortierung.*

Es gibt weitere Prompt-Typen, die nicht relevant für diese Arbeit sind. Eine Zusammenfassung von Methodiken und deren Beurteilung kann [15] entnommen werden.

Prompttemplates

Um die Eingaben für Programmierer oder Nutzer und dessen Anfragen an LLMs zu vereinfachen, können Propmt-Templates verwendet werden. Diese eigenen sich im besonderen Maße für automatisierte Prompts.

```
Erstelle eine [Programmiersprache] Funktion namens [Funktionsname],
    die
[Beschreibung der Funktion]
. Die Funktion soll folgende Parameter verwenden:
[Liste der Parameter]
. Die Funktion soll folgende Bedingungen erfüllen:
[Liste der Bedingungen: z.B. Fehlerbehandlung, bestimmte Algorithmen]
. Die Ausgabe der Funktion soll in folgendem Format sein:
[Erwartetes Ausgabeformat]
```

2.5.2 Grenzen beim Prompt-Engineering für LLMs

Trotz der bemerkenswerten linguistischen Leistung, stoßen große Sprachmodelle an ihre Grenzen, unter anderem wie in [14] beschrieben. Oft ist die Komplexität der Sprache für die LLMs ein großes Hindernis, da diese oft mehrdeutig sein kann und zu unerwarteten Aussagen seitens der LLM führen kann. Ebenso haben LLMs Probleme mit Sarkasmus und Ironie, was ebenfalls zu nicht erwünschten Ausgaben führen kann.

Ein weiteres Kriterium sind die Modellbeschränkungen. Die Qualität der Trainingsdaten entscheidet oft über die Qualität der Antwort. Ebenfalls wirkt sich die Architektur auf die Art der zu bewältigenden

Aufgaben aus. Nicht alle Modelle sind für alle Prompts geeignet. Modelle können zwar Muster in Daten erkennen, ihnen fehlt aber ein tiefes Verständnis für die Welt und ihnen fehlen Zusammenhänge zwischen Ereignissen.

Ein großes Problem stellen die praktischen Herausforderungen. Da ein guter Prompt ein iterativer Prozess ist, der Zeit und Geduld erfordert, welche oft nicht investiert wird. Hinzu kommen die Kosten kommerzieller Modelle, welche sich negativ auf die Gesamtkosten von Softwareprojekten auswirken kann.

2.6 Grundlagen der Webentwicklung

In diesem Unterkapitel soll kurz auf Anforderungen der Webentwicklung eingegangen werden.

2.6.1 Programmiersprachen

Grundsätzlich kann jede Programmiersprache verwendet werden. Es gibt jedoch Programmiersprachen, die explizit für Webanwendungen entwickelt wurden und einige Funktionen mitbringen, welche die Entwicklung vereinfachen. Die meisten visuellen Anwendungen erstellen HTML (**H**yper**T**ext **M**arkup **L**anguage) Code als Grundgerüst und generieren CSS (**C**ascading **S**tyle **S**heets) Dateien für das Layout, die als Standardformatierungssprache gilt. Anwendungen die als RestAPI (**A**pplication **P**rogramming **I**nterface) fungieren liefern meist Ausgaben in Form von JSON (**J**ava**S**cript **O**bject **N**otation) aus. Neben JSON Format gibt es weitere beispielsweise XML () oder YAML (**Y**AML **A**in't **M**arkup **L**anguage).

2.6.2 Entwicklung

Bei der Entwicklung von Webseiten werden längst schon die selben Prozesse und Tools verwendet wie bei anderen Softwareprojekten. Auch hier finden Tolls wie GitLab[1] und Jenkins[2] Anwendung. Gerade in der Entwicklung von cloudbasierten Anwendungen kommen Containertools wie Docker[3] in Verbindung mit Kubernetes[4] zum Einsatz. Diese Tools lassen sich hervorragend in CI/CD Pipelines integrieren. An deren Anfang steht auch hier der Entwickler, welcher durch KI Unterstützung erhalten kann.

[1] Gitlab ist eine webbasierte Anwendung die Issue-Traking, CI/CD Pipelines, Dokumentation und mehr für Entwickler anbietet.

[2] Jenkins ist ein webbasiertes Tool für die kontinuierliche Integration welches viele Build-Tools, wie Ant und Maven integriert, Testtols wie JUnit und Emma bietet, sowie Verwaltungssystem wie CVS, Subversion und Git unterstützt. Jenkins kann durch viele Plugins erweitert werden.

[3] Durch die Containerisierung mit Docker können Anwendungen und deren Umgebungen einfach bereitgestellt und bei bedarf skaliert werden. Docker bietet eine Vielzahl von einsatzbereiten Container an, die einzeln oder in Clustern laufen können.

[4] Kubernetes ist Orchestrierungstool für Dockercontainer das von Google entwickelt wurde. Neben den Container-Anwendungen verwaltet Kubernetes auch die Umgebung für Container, wie beispielsweise Netzwerke.

Einsatz von KI

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz kann in allen Entwicklungsphasen eingesetzt werden, angefangen von der Codegenerierung über die Bereitstellung mittels Pipeline bis zur Inhaltserstellung.

Der Einsatz von NL2Code steck hier noch in den Anfängen, bietet aber sehr gute Ansätze viele Aufgaben zu automatisieren oder als Werkzeug welches die Entwicklung effizienter gestalten kann.

Die Codegenerierung für Designelemente kann ebenso mittels NL2Code erfolgen wie komplexe Backendfunktionalitäten. Ebenso kann die vorherige Konzeption durch eine LLM erfolgen.

2.7 Benchmark für LLM

Bei der Evaluierung großer Sprachmodell hinsichtlich des generierten Codes, gibt es einige Herausforderungen. Herkömmliche Methoden, wie BLUE-Score misst die Textähnlichkeiten nicht aber die funktionale Korrektheit des Codes und vernachlässigt auch den Kontext, in dem der Code erstellt wurde. Ein generierter Code kann in seiner Lösung stark von einer vorgegebenen Beispiellösung abweichen, trotzdem aber seine Funktionalität erfüllen. Menschliche Programmierer würden das mit verschiedenen Unit-Tests überprüfen, aus diesem Grund sollte der Code mit einer weiteren Methode geprüft werden.

Als Benchmark für die Bewertung der Sprachmodelle wird der HumanEval-XL verwendet, welche unter https://github.com/FloatAI/humaneval-xl/tree/main heruntergeladen werden können.

2.7.1 pass@k Methode

Für die Bewertung wird das Vorgehen gewählt, welches in [16] und [17] beschrieben ist. Die Tests werden exemplarisch, mit den für die Webentwicklung relevanten Sprachen PHP und JavaScript durchgeführt. Die Evaluierung der Modelle wird auf den Ebenen „einfache Fragen“ und „komplexe Aufgaben“ erfolgen. Die „einfachen Fragen“ werden bereits durch den zuvor genannten Benchmarks abgedeckt, sodass der entwickelte Fragenkatalog sich auf die Ebenen mit den „komplexen Aufgaben“ konzentriert.

Die pass@k Methode ist eine Methode zur Bewertung der Leistungsfähigkeit von LLMs. Dabei wird gemessen, mit welcher Wahrscheinlichkeit eine korrekte Lösung unter den Top-k Lösungen vorhanden ist. Diese Methode wird häufig für die Bewertung von Codegenerierung eingesetzt und existiert in verschiedenen Variationen.

Ein Evaluierungsdatensatz sollte einen großen Aufgabenbereich der jeweiligen Programmiersprache abdecken, was mit dem HumenEval-XL umgesetzt wurde. Dieser Datensatz bringt 80 Aufgaben mit, mit denen Modelle geprüft werden können.

Die Methode berechnet den Erwartungswert der Modelle und bietet eine statistische Evaluation der

Ergebnisse. Es werden für die Berechnung die Anzahl der Versuche pro Probe, die Anzahl der korrekt generierten Lösungen und die Gesamtanzahl der generierten Lösungen betrachtet, was die Formel 2.3 zeigt.

$$\text{pass@k} = \mathbb{E}_{sample}\left[1 - \frac{\binom{n-c}{k}}{\binom{n}{k}}\right] \tag{2.3}$$

Dadurch das alle korrekten Lösungen mit in die Bewertung einfließen, bietet die Methode eine umfassendere Analyse zur Bewertung von LLMs, welche bei der Codegenerierung eingesetzt wird. Nachdem alle Aufgaben einzeln betrachtet wurden, wird der Erfolgswahrscheinlichkeit des gesamten Modells berechnet, die Formel 2.4 zeigt die mathematische Berechnung.

$$pass@k_{gesamt} = \frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N} pass@k_i \tag{2.4}$$

Mit dieser Methoden ist eine starke statistische Evaluation der Modelle möglich. Hierbei werden nicht nur die aggregierten Anteile der Lösungen betrachtet, sondern es fließen alle korrekten Lösungen mit in die Berechnung ein. Somit erhält man einen guten vergleichbaren Wert über die Wahrscheinlichkeit, das das Modell in k Versuchen mindestens eine korrekte Lösung liefert.

Konzeption / Design

3

In diesem Kapitel werden die Rahmen- und Randbedienungen für das methodische Vorgehen der Evaluation großer Sprachmodelle für die Codegenerierung von webbasiertem Code festgehalten. Dies umfasst die Festlegung der verwendeten LLMs, die geprüfte Programmiersprachen, Framework zur Erstellung und Auswertung der Tests und Systeme für die Bereitstellung und Verarbeitung der Ergebnisse. Die Evaluierung der Modelle erfolgt in deutscher Sprache, was die Prompts und die Tests betrifft. Allein die Methodenbezeichnung ist in englischer Sprache.

3.1 Definition der Evaluierungsziele

Ausgehend von den in Kapitel 1.4 aufgestellten Thesen dieser Arbeit, werden hier die Konzepte und Designs für die Evaluation und Optimierung besprochen. Es wird dargelegt wie Untersuchen durchgeführt, um valide Aussagen zu den Thesen treffen zu können. Es wird darauf geachtet das die Ergebnisse nachvollziehbar und überprüft werden können. Die Evaluation soll zeigen, inwieweit die LLMs korrekte Ergebnisse liefern und für die Webanwendungsentwicklung geeignet sind. Bei der Evaluierung der optimierten Abfragen wird der Fokus zusätzlich auf die Codequalität liegen. Hierbei wird auf die Codingstandards der Programmiersprache geachtet, die Lesbarkeit und die Dokumentation innerhalb des Codes bewertet. Für die Evaluation werden wie beim HumanEval-XL Benchmark Test geschrieben und zusätzlich werden Tool zur Codebewertung eingesetzt. Trotz der Wichtigkeit der Aspekte werden bei den Tests Aspekte zur Performance und Sicherheitsaspekte vernachlässigt. Es geht in erster Linie darum zu evaluieren, ob die Brauchbarkeit und Verständlichkeit gegeben ist und sich somit die erste These beweisen lässt, das LLMs zur Steigerung der Effizienz und Verbesserung der Codequalität beitragen.

Für die Messung zur Wahrscheinlichkeit das ein Modell eine korrekte Antwort liefert, wird die `pass@k` Methode auf die Antworten der Modelle angewandt. Für jede Probe liefert der HumanEval-XL eigene Tests mit. Dieser Test zusammen mit dem generierten Code sollten einen ausführbaren und testbaren Code ergeben. Daraus kann dann mit der `pass@k` Methode die repräsentative Zuverlässigkeit des Modells für jedes Problem ermittelt und anschließend für das gesamte Modell berechnen.

Die Proben aus dem HumanEval-XL Benchmark beschreiben grundlegende Verständnisfragen für die Modelle und sind mit einer einzelnen Funktion zu beantworten. In der Praxis stellen Entwickler komplexere Aufgaben an die Modelle, welche nicht nur als einzelne Funktion umzusetzen sind. Oft werden mehrere Webtechnologien als Antwort erwartet, beispielsweise für Abfragen zu Webseiten könnten hier Technologien aus den Bereichen HTML, CSS, JavaScript und PHP zusammenspielen, um eine funktionsfähige Webanwendung zu generieren. Aus diesem Grund werden für die Optimierung neben dem HumanEval-XL Benchmark noch eigene komplexere Proben mit Tests erstellt. Das Design dieser Proben soll auf objektorientierter Programmierung beruhen und mehrere Probleme der Webprogrammierung abdecken. Hier soll geprüft werden, ob die dritte These bewiesen werden kann und eine Optimierung für die Webanwendungsentwicklung herbeigeführt werden kann, ohne das Modell grundlegend zu ändern.

3.2 Auswahl der LLMs und deren Konfiguration

Für die Evaluation werden experimentell einige freie und kommerzielle Modelle ausgewählt und miteinander verglichen. Hauptsächlich wurden bei den freien Modellen, jene ausgewählt welche den Fokus auf die Codegenerierung legen und mit diesem Argument beworben werden. Als Referenz soll das kommerzielle Modell *Gemini 1.5* dienen, welches durch stetige Verbesserung und einer großen Nutzerzahl erstellt wurde.

Im Folgenden werden die ausgewählten LLMs kurz vorgestellt und warum diese gewählt wurden. Die Reihenfolge stellt an dieser Stelle keine Wertung der LLM oder über deren generierten Inhalte dar.

Das **Qwen2.5-Coder**-Modell zeichnet sich durch seine spezialisierte Architektur für die Codegenerierung aus. Trainiert, um sowohl syntaktisch korrekten als auch funktional hochwertigen Code zu produzieren, integriert es fortschrittliche Mechanismen zum Kontextverständnis und semantisch sinnvolle Ausgabe. Es findet Anwendung in verschiedenen Bereichen der Softwareentwicklung, insbesondere in der Web- und Anwendungsprogrammierung. Die Qwen2.5-Coder Modellbeschreibung ist [18] und [19] entnommen und wird in den Arbeiten vertieft.

Deepseek-Coder-V2 ist die zweite Generation der Deepseek-Coder-Reihe, von der gleichnamigen KI-Entwicklungsfirma DeepSeek und soll verbesserte Fähigkeiten zur Codegenerierung und -optimierung bieten. Das Modell nutzt fortschrittliche Suchalgorithmen, um präzisere und effizientere Codestücke zu erstellen. Es ist insbesondere für seine hohe Genauigkeit bei der Generierung komplexer Algorithmen und Datenstrukturen bekannt. Die Modellbeschreibung ist unter anderem aus [20] und [21] entnommen. Des Weiteren wird das Modell in beiden Arbeiten mit verschiedenen Open-Source und Close-Source Modellen verglichen.

Die jüngste Innovation der chinesischen KI-Entwicklungsfirma DeepSeek ist das **DeepSeek-R1** Modell. Mit seiner offiziellen Vorstellung im Januar 2025 erregte es bedeutende Aufmerksamkeit sowohl im

Bereich künstlicher Intelligenz als auch an den Finanzmärkten. Laut Unternehmensaussagen gleichwertig zu closed-source -Systemen wie ChatGPT-4 oder Gemini 2.0, demonstriert das R1-Modell eine erhebliche Leistungskraft. Im Rahmen dieser Untersuchung wurde speziell die Version deepseek-r1 analysiert, die über 32 Milliarden Parameter verfügt.

Die Modelle **Llama 3.1-Claude** und **Llama 3.1** gehören mit 8 Milliarden Parametern zu den kleineren Modellen von MetaAI. Beide Modelle basieren auf dem LLama3.1 Modell, das Llama3.1-Claude ist aber mit anderen Systemaufforderungen erstellt wurden. Hierfür wurden die Systemaufforderungen vom Claude Sonnet 3.5 der Firma Anthropic's verwendet, nachzulesen unter [22]. Ein ähnliches Modell ist auf Hugging Face veröffentlicht [23]. Eine Modelcard mit weiteren Informationen zum Modell ist zu finden unter [24].

Mistral ist ein modernes leistungsfähiges Sprachmodell, welches nicht speziell für die Codegenerierung und -analyse entwickelt wurde. Es verwendet fortschrittliche Transformer-Architekturen und ist für eine Vielzahl von Aufgaben einsetzbar. Darunter fallen beispielsweise natürliche Sprachverarbeitung, Textzusammenfassungen, maschinelle Übersetzung und Textklassifizierung. Dieses Modell ausgewählt, um ein Modell zu evaluieren, welches nicht speziell auf Codegenerierungsaufgaben trainiert wurde. In der Arbeit [25] wurde Mistral, mit verschiedenen Modelle zur Spielecodegenerierung verglichen. Während in [26] eine Evaluation für natürlichsprachlicher Erklärungen, Mistral mit anderen Modellen verglichen wurde.

Mit **Gemini 1.5** präsentiert Google ein Modell zur Verarbeitung von natürlicher Sprache und stellt es zur freien Nutzung zur Verfügung. Genau wie ChatGPT nutzt auch Google die Nutzereingaben, um neue Modelle zu trainieren, was zur Weiterentwicklung für und somit zum neuen Modell **Gemini 2**. Wie in [27] beschrieben, setzen auch die Gemini Modelle die Transformer-Architektur ein, was sie dazu befähigt, komplizierte Sprachmuster zu erkennen und präzise Vorhersagen zutreffen. In [27] wird Gemini 1.5 mit Aufgaben zur Codegenerierung mit ChatGPT und Copilot vergleichen. Nach [28] kann sich das Gemini-Ultra-Modell beim MMLU-Benchmark sogar mit menschlichen Experten messen und erschließt eine breite Palette von Anwendungsbereichen. Hier wurden die Fähigkeiten zur Codegenerierung an Sicherheitsfragen im E-Commerce Bereich getestet. Ein Überblick über die Gemini Modelle ist unter [29] zu finden.

Neben den genannten Quellen sind die Herstellerseite eine gute Quelle weiterführende Informationen einzuholen. Die Tabelle 3.1 zeigt zusammenfassend die ausgewählten Modelle.

Die Einstellung für die Abfragen der Probleme wurden bei allen Modellen identisch gewählt.

Für die Abfragen der Testprobleme wurde eine *temperature* von 0.2 gewählt. Ein niedriger Wert veranlasst die Modelle deterministischere und standardisierte Antworten zu geben und verhindert Kreativität und Zufälligkeit. Die Generierung von Programmcode soll konsistenten und präzisen Code liefern.

Modell	Param	Quantisierung	Größe	Sprache	offen	EXEC
Qwen2.5-coder	32b	q4_K_M	19 GB	DE	X	Ollama
DeepSeek-coder-V2	16b	lite-instruct-q5_K_S	11 GB	DE	X	Ollama
DeepSeek-R1	32b	q4_K_M	19 GB	DE	X	Ollama
Llama3.1-Claude	8b	q4_0	4,7 GB	DE	X	Ollama
Llama3.1	8b	q4_K_M	4,7 GB	DE/EN	X	Ollama
Llama3.2	3b	q4_K_M	2,0 GB	DE/EN	X	Ollama
Llama3.3	70b	instruct-q2_K	43 GB	DE/EN	X	Ollama
Codellama	13b	q4_0	7,4 GB	DE	X	Ollama
Mistral Small	22b	q4_0	12 GB	DE	X	Ollama
Gemini 1.5 Pro	k.A.	k.A.	k.A.	DE	-	online

Tabelle 3.1: Auswahl der LLMs für die Evaluierung

Ein hoher *top_p* Wert verlangt von den Modellen eine Antwort die mit hoher Wahrscheinlichkeit richtig ist. Für die Codegenerierung sollten die wahrscheinlichsten und syntaktisch korrekten Token angewandt werden. Für die Abfragen wird hier ein Wert von 0.95 angesetzt.

Die maximale Anzahl Token sollte bei der Generierung für die Proben des HumanEval-XL zwischen 200 und 1000 Token eingestellt werden, je nach Umfang der Antworten. Da hier nur die Funktionsfähigkeit geprüft wird, werden Struktur und Coding-Standards vernachlässigt, sodass *max_token* auf 1200 festgelegt wird. Probleme mit dieser Einstellung gab es nur bei den Modellen *Gemini 1.5*, *ChatGPT 4* und *Deepseek-R1*. Hier wurde die Anzahl der Token nicht mehr festgelegt.

In der Tabelle 3.2 sind die Werte in übersichtlicher kurzer Form noch einmal dargestellt.

Modell	Temp.	max. Token	Top-p
Qwen2.5-coder	0.2	1200	0.95
Deepseek-Coder-v2	0.2	1200	0.95
Deepseek-R1	0.2	offen	0.95
Llama3.1	0.2	1200	0.95
Llama3.1-Claude	0.2	1200	0.95
Llama3.2	0.2	1200	0.95
Llama3.3	0.2	1200	0.95
Mistral Small	0.2	1200	0.95
Gemini 1.5 Pro	k.A.	k.A.	k.A.

Tabelle 3.2: Einstellungen der Modellparameter

Hinzu kommen weitere Parameter für die lokalen Modelle. Unter anderem wird der Parameter *do_sample* auf $False$ gesetzt, was die Modelle veranlasst den wahrscheinlichsten folgenden Token zu wählen und ein deterministisches Verhalten fördert. Ein weiterer Parameter ist *return_full_text* der ebenfalls auf $False$ gesetzt wird. Dadurch werden nur die neu generierten Tokens zurückgegeben, was die Relevanz der Antworten fördert.

Alle Prompts die Proben enthalten, werden mit Python Skripten abgefragt. Dies gilt für die offenen lokalen wie auch für die kommerziellen Modelle. Die Abfragen werden jeweils an die entsprechenden APIs abgesetzt. Als Framework für die Abfragen der lokalen Modelle kommt das Python `langchain` Framework zu Einsatz. Für die kommerziellen Modelle der Gemini-Reihe wird die Google eigene Bibliothek, `google.genai` verwendet. Dasselbe trifft für die Modelle von OpenAI zu. Hier kommt die Python Bibliothek `openai` zum Einsatz.

3.3 Design der Evaluierung

In dem Kapitel soll das Design der Evaluierung besprochen werden. Es wird der verwendete Benchmark vorgestellt, anschließend wird erläutert wie die Evaluierung durchgeführt wurde. Als Punkt in diesem Kapitel wird die Art und Weise festgehalten wie zum Zweck der Überprüf- und Nachvollziehbarkeit die erhobenen Daten dokumentiert wurden.

3.3.1 HumanEval-XL Benchmark

Das Experiment wird mit dem HumanEval-XL Benchmark durchgeführt. Dieser Benchmark besteht aus einer Reihe von 80 Tests in verschiedenen Programmier- und Landessprachen, die wie folgt aufgebaut sind,

1. **task_id**: Die Kennung der Datenprobe als eine eindeutige ID. Hier ist schon die Programmiersprache erkenntlich, welche verwendet wird. Ein Beispiel für die PHP-Proben ist `php/0` oder `php/1`, für JavaScript wäre das beispielsweise `javascript/0`.
2. **prompt**: Die Anfrage für das Modell, Funktionsheader und Docstring. Hier ist die eigentliche Probe definiert. Dieser Teil des Benchmarks wird später in diesem Kapitel als *Opening Tag* und *Kommentar* ausführlicher beschrieben.
3. **entry_point**: Der Einstiegspunkt für die Probe, in der der zu verwendende Methodenname explizit genannt wird. Dieser muss im Ergebnis und im Test angewandt werden.
4. **test**: Die vordefinierte Testaufgaben für die geforderte Funktion wird ebenfalls später in diesem Kapitel ausführlicher beschrieben.
5. **description**: Eine ausführliche Beschreibung der Aufgabe des Benchmarks die für den Nutzer bestimmt ist und nicht als Aufgabe für ein Modell.
6. **language**: Mit Kennung der Programmiersprache wird nochmals explizit auf die zu verwendende Programmiersprache hingewiesen, für die das Modell eine Lösung generieren soll.
7. **canonical_solution**: Diese Lösung für das Problem kann hier vernachlässigt werden, da sie im HumanEval-XL keine Anwendung findet.
8. **natural_language**: Die Angabe der Ländersprache, in der die Proben erstellt wurden.

Die Abbildung 3.1 zeigt den Aufbau und damit alle wichtigen Bereiche des Benchmark-Tests. In der Struktur des Benchmarks sind vier wesentliche Bereiche erkennbar. Dazu gehören das *Opening Tag* (optional), der *Kommentar*, das *Ergebnis* und der *Test*.

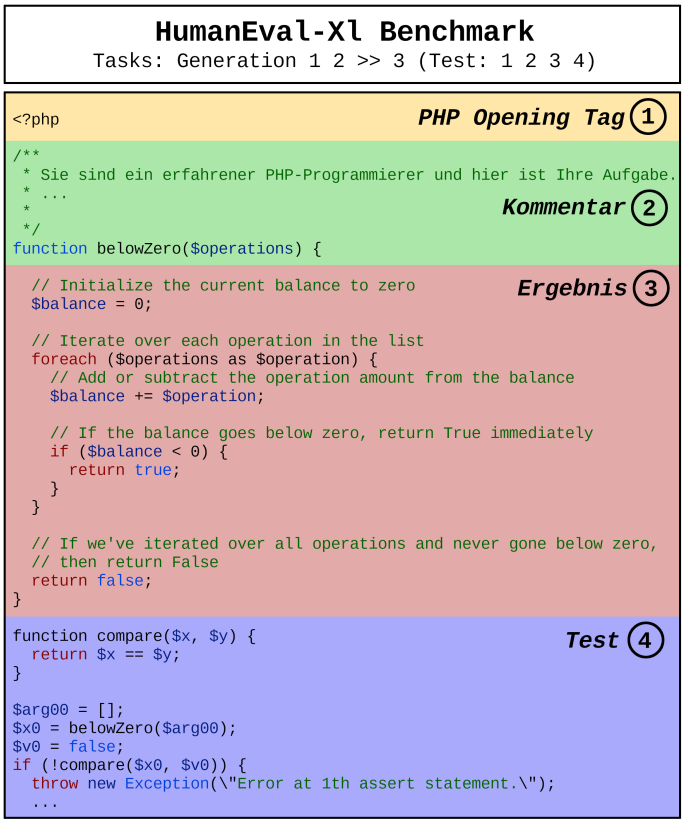


Abbildung 3.1: Aufbau des HumanEval-XL Benchmarks

Das *PHP Opening Tag*, in der Abbildung 3.1 mit **1** bezeichnet, ist eine optionale Angabe zur Programmiersprache und durch den Benchmark vorgegeben. Während bei den PHP-Proben das Opening Tag <?php lautet, ist beispielsweise bei den JavaScript-Proben kein Opening Tag angegeben. Hier beginnt die Probe direkt mit dem Kommentar. Der in der Abbildung 3.1 mit **2** bezeichnete Kommentar, enthält die eigentliche Aufgabe, die das Modell lösen soll. Auch der Kommentar ist vom Benchmark vorgegeben. Die letzte Zeile enthält den Methodennamen als Codevorgabe, der verwendet werden muss, um nach dem Generieren der Antwort abschließend einen Test durchführen zu können. Die Listings 3.1 und 3.2 zeigen Beispiele für die beiden Bereiche aus den ersten zwei Proben des Benchmarks.

```php
<?php

/**
* Sie sind ein erfahrener PHP-Programmierer und hier ist Ihre Aufgabe.
* Sie erhalten eine Liste von Einzahlungs- und Abhebungsvorgängen auf
    einem Bankkonto, das mit einem Nullsaldo beginnt. Ihre Aufgabe
    besteht darin, festzustellen, ob zu irgendeinem Zeitpunkt das
    Guthaben des Kontos unter Null fällt, und an diesem Punkt sollte die
    Funktion True zurückgeben. Andernfalls sollte sie False zurückgeben.
* >>> below_zero([1, 2, 3])
* False
* >>> below_zero([1, 2, -4, 5])
* True
*
*/
function belowZero($operations){
```

Listing 3.1: PHP Beispiele für die erste Probe

```php
<?php

/**
* Sie sind ein erfahrener PHP-Programmierer und hier ist Ihre Aufgabe.
* Für eine gegebene Liste von ganzen Zahlen soll ein Tupel zurückgegeben
    werden, das aus der Summe und dem Produkt aller Zahlen in der Liste
    besteht.
* Eine leere Summe soll gleich 0 und ein leeres Produkt gleich 1 sein.
* >>> sum_product([])
* (0, 1)
* >>> sum_product([1, 2, 3, 4])
* (10, 24)
*
*/
function sumProduct($numbers){
```

Listing 3.2: PHP Beispiele für die zweiten Probe

Diese beiden Teile Opening Tag und Kommentar werden an das Modell als Eingabeaufforderung übergeben und dieses generiert den Code, welches als *Ergebnis* von dem Modell zurückgeliefert wird. Das Modell sollte im Idealfall den vorgegebenen Methodennamen aufgegriffen haben und diesen für die Ausgabe des Ergebnisses verwendet. Somit findet sich der Methodenname auch im Bereich **3** wieder. Ebenfalls werden oft das Opening Tag und der Kommentar durch das Modell übernommen. In der Abbildung 3.1 ist das Ergebnis mit **3** ausgezeichnet. Der Bereich **4** bildet den letzten Teil des

Benchmarks. Der Test ist ebenfalls vom HumanEval-XL Benchmark vorgegeben. Hier wird ein einfacher Vergleich durchgeführt der bei Abweichung von der Vorgabe eine Exception auslöst. Dazu werden an die vordefinierte Methode Parameter übergeben, aus denen der generierte Code eine Lösung errechnet. Diese wird mit einer, durch den Benchmark vordefinierten Lösung abgeglichen. Das Listing 3.3 zeigt den Aufbau des Tests, am Beispiel der ersten Probe des Benchmarks.

```
function compare($x, $y) {
  return $x == $y;
}
$arg00 = [];
$x0 = belowZero($arg00);
$v0 = false;
if (!compare($x0, $v0)) {
  throw new Exception("Error at 1th assert statement.");
}
$arg10 = [1, 2, -3, 1, 2, -3];
$x1 = belowZero($arg10);
$v1 = false;
if (!compare($x1, $v1)) {
  throw new Exception("Error at 2th assert statement.");
}
$arg20 = [1, 2, -4, 5, 6];
$x2 = belowZero($arg20);
$v2 = true;
if (!compare($x2, $v2)) {
  throw new Exception("Error at 3th assert statement.");
}
$arg30 = [1, -1, 2, -2, 5, -5, 4, -4];
$x3 = belowZero($arg30);
$v3 = false;
if (!compare($x3, $v3)) {
  throw new Exception("Error at 4th assert statement.");
}
$arg40 = [1, -1, 2, -2, 5, -5, 4, -5];
$x4 = belowZero($arg40);
$v4 = true;
if (!compare($x4, $v4)) {
  throw new Exception("Error at 5th assert statement.");
}
```

Listing 3.3: PHP Beispiele für den Test der ersten Probe

3.3.2 Durchführung der Evaluierung

Nach der Generierung des Codes durch das Modell werden die Bereiche **3** (Ergebnis) und **4** (Test) für die Evaluierung der Probe verwendet. Hierfür werden die Bereiche zusammengeführt und ergeben einen testbaren ausführbaren Code. Die Ergebnisse werden dokumentiert und dienen für Berechnung der Wahrscheinlichkeit, das ein Modell unter k-Proben eine korrekte Antwort liefert.

Der Ablauf der Evaluation ist in Abbildung 3.2 dargestellt.

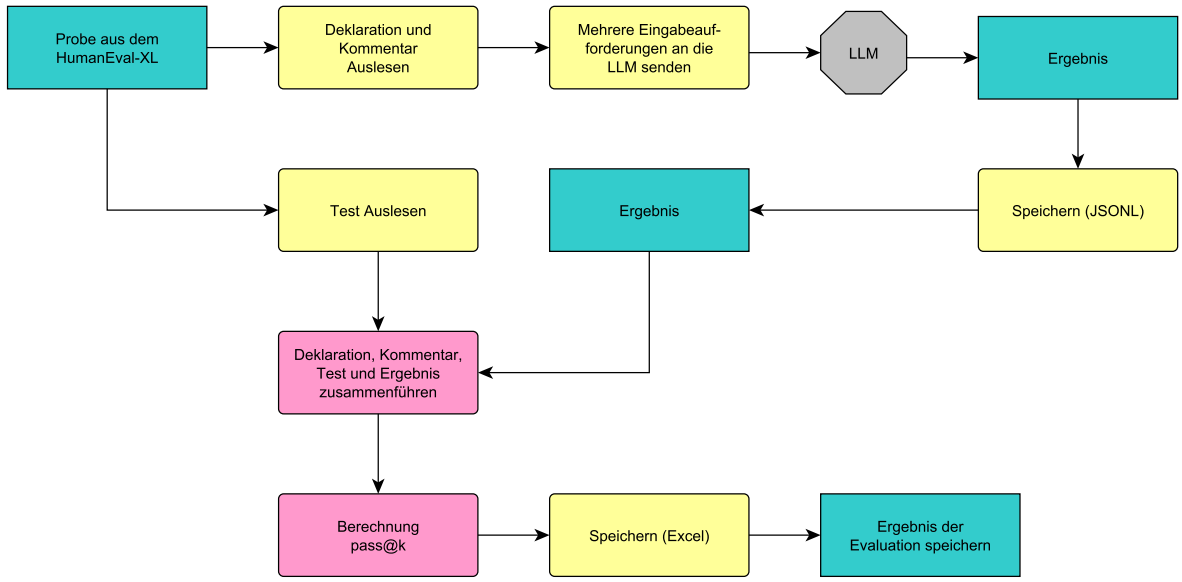


Abbildung 3.2: Aufbau des HumanEval-XL Benchmarks

Um die Modelle zu evaluieren und ihre Fähigkeiten hinsichtlich der im Web vorherrschenden Programmiersprachen zu untersuchen, werden die Tests in den Programmiersprache PHP und in der deutschen Version vorgenommen. Dafür sollen die Modelle mehrfach einfache Funktionen generieren.

Der Benchmark liefert jeweils einen Test für die Evaluierung mit. Dazu werden bereits in den Prompts die Namen der Methoden und die zu übergebenen Parameter angegeben, welche durch die Modelle zu erstellen sind. Der jeweilige Test verwendet dann diesen Namen und übergibt die geforderten Parameter. Das Listing 3.4 zeigt ein Beispiel für einen mitgelieferten HumanEval-XL Test.

```
function compare($x, $y) {
  return $x == $y;
}
$arg00 = [3, 1, 2, 4, 5];
$x0 = median($arg00);
$v0 = 3;
if (!compare($x0, $v0)) {
```

```
  throw new Exception(\"Error at 1th assert statement.\");
}
```

Listing 3.4: Beispiel für einen Test aus dem HumanEval-XL Benchmark

Um die Modelle untereinander zu vergleichen, bekommen alle Modelle dieselben Prompts. Von jedem Prompt werden pro Modelle fünf Varianten erstellt. Die Ergebnisse werden in einer Liste chronologisch gespeichert. Mithilfe der pass@k Methode erfolgt die Evaluierung der Ergebnisse und anschließend die Bewertung der Modelle.

3.3.3 Dokumentation der Daten

Die verwendeten Dateien des Benchmarks sind im *JSONL*-Format festgehalten. Ebenso werden die Ergebnisse der LLM Abfragen in diesem Format dokumentiert. Für jede Probe wurde eine separate Datei erstellt, die jeweils fünf Ergebnisse einer LLM enthält. Für den gesamten Benchmark sind pro LLM 80 *JSONL*-Dateien vorhanden.

Neben den Rohdaten wurden die Ergebnisse in verschiedenen *Open Document Speadsheet* (ODS) übernommen. Die Dateien lassen sich mit Tabellenkalkulationstool von OpenOffice oder LibreOffice öffnen. Dies dient als Zusammenfassung der Ergebnisse und Zusätzlich wurden hieraus Grafiken generiert, welche auch in diesem Dokument Verwendung finden.

Als letztes wurden die programmierten Klassen und Methoden in Python-Dateien (`*.py`) abgelegt, mit denen die Ergebnisse erstellt und evaluiert wurden. Somit lasen sich alle erhobenen Ergebnisse nachvollziehen.

3.4 Konzeption der Optimierung

Die Prompts aus dem HunamEval-XL Benchmark sind als *One-Shot-Prompts* oder *Few-Shot-Prompts* verfasst. So sind neben der eigentlichen Aufgabe, noch ein oder mehrere Beispiele für die Eingabeparameter der geforderten Methode und das erwartete Ergebnis angegeben. Das Listing 3.5 zeigt ein Beispiel für einen Prompt aus dem HumanEval-XL Benchmark. Im gezeigten Beispiel wird die Aufgabe und zwei Lösungsbeispiele als Prompt an die LLM gesandt. Die Beispiele enthalten die Eingabeparameter und das geforderte Ergebnis der erwarteten Methode.

```
1 <?php
  /**
   * Sie sind ein erfahrener PHP-Programmierer und hier ist Ihre Aufgabe.
   * Gib den Median der Elemente in der Liste l zurück.
   * >>> median([3, 1, 2, 4, 5])
6  * 3
```

```
 * >>> median([-10, 4, 6, 1000, 10, 20])
 * 15.0
 */
function median($l){
```

Listing 3.5: Prompt Beispiel für eine Aufgabe aus dem HumanEval-XL Benchmark

Anders als bei *Zero-Shot-Prompts*, können LLMS durch die Angabe von Beispielen die Regeln besser erlernen, Muster und Konzept der Aufgabe besser verstehen und es wird eine Verbesserung des generieren Programmcodes erreicht. Durch das Anwenden der Art von Prompts Design wurden die Eingabeaufforderungen bereits durch die Autoren des HumanEval-XL optimiert.

Neben der Optimierung des Prompt Designs wurde weitere Optimierungen in den Eingabeaufforderungen des HumanEval-XL angewandt. So wurde die Eingabeaufforderung bereits als Kommentar der jeweiligen Programmiersprache verfasst. Bei der Probe für die PHP Programmierung wird vor dem Kommentar auf das, für PHP Programme erforderliche . Das definiert einen Kontextparameter und liefert für die LLM einen ersten Anhaltspunkt der zu generierenden Programmiersprache.

Eine weitere Optimierung der Eingabeaufforderung ist die letzte Zeile. Hier ist bereits der Name für die erwartete Funktion angegeben. Hier wird die Fähigkeit der Modelle ausgenutzt, Funktionen und Codes zu vervollständigen. Dies ist wichtig, da die Tests im Benchmark auf einen existierenden Funktionsnamen angewiesen sind.

Somit lässt sich feststellen, dass die Eingabeaufforderungen weitestgehend optimiert sind. Daher wird auf eine weitere manuelle Optimierung der Eingabeaufforderung verzichtet. Es gibt viele Arbeiten, die sich mit genau diesem Problem befassen und es sind durchaus weitere Möglichkeiten vorhanden, die Eingabeaufforderungen zu optimieren.

3.4.1 Optimierung durch Frameworkauswahl

Eine andere Methode zur Optimierung der Eingabeaufforderungen ist die Verwendung verschiedener Frameworks. Hierbei werden die Eingabeaufforderungen auf verschiedenen Arten und Weisen, je nach eingesetztem Framework angepasst und beispielsweise mit zusätzlichen Meta-Angaben versehen. Es soll untersucht werden wie sich die Verwendung unterschiedlicher Frameworks auf die Ausgaben der Modelle auswirkt. In der Arbeit werden die Auswirkungen auf die Ergebnisse der Python-Frameworks *langchain* und *DSPy* für verschiedene Modelle verglichen. Für einen automatisierten Test wird hier der HumanEval-XL angewandt.

Das Framework *langchain* wurde 2022 vorgestellt und ermöglicht Nutzern die Entwicklung komplexer Anwendungen für LLMs. Jedoch ist Fachwissen im Prompt-Engineering erforderlich, um optimale Eingabeaufforderungen an die Modelle zu stellen. Dieses Fachwissen ist beim *DSPy*-Framework nicht mehr notwendig. Hier übernimmt das Framework die Optimierung der Eingabeaufforderungen für die

Modelle und macht somit das manuelle optimieren der Prompts und deren Techniken überflüssig. *DSPy* ist im Oktober von Forschern veröffentlicht worden die Standards für NLP arbeiten.

3.4.2 Evaluierung der Optimierungen

Wie auch schon bei der Evaluierung der Modelle werden die Ergebnisse festgehalten, um diese nachvollziehen zu können. Die erhobenen Rohdaten werden in Dateien, die im *JSONL*-Format vorliegen gespeichert. Für die Auswertung der Ergebnisse ist auch hier das *Open Document Speadsheet (ODS)* vorgesehen.

Die erstellen Programme für die Erstellung der Rohdaten und der Evaluierung, sind als Python-Dateien `*.py` abgelegt, um die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten.

3.5 Testumgebung

Die *Open-Source*-Modelle laufen auf einem Debian 12 System, welches mit 8 Kernen (16 Threads) und 32 GB RAM ausgestattet ist. Um zusätzlichen Speicher zu erhalten, wurde eine 100 GB Swap Partition genutzt. Zur Unterstützung wurde eine RTX 3060 Grafikkarte der Firma Nvidia, 12 GB VRAM verbaut. Für die Bereitstelle ist das freie Framework Ollama zum Einsatz gekommen.

Über die Hard- und Softwarekomponenten der kommerziellen *Cloused-Source*-Modelle sind keine Hardwarespezifikationen oder andere tiefer gehende Informationen vorhanden. Da die Performance für die Evaluierung keine entscheidende Rolle spielt, wird nicht weiter und tiefer gehend recherchiert.

Alle wichtigen Codes und Codesequenzen, sowie die Ergebnisse sind im Dokument oder im Anhang zu finden. Der gesamte Code und Ergebnisse sind dokumentiert, sodass die Möglichkeit besteht die Evaluierungen nachzuvollziehen. Alle Daten und Dateien werden unter https://github.com/willi-pahl/master-thesis bereitgestellt.

Implementierung

4

4.1 Lokale Modelle

Um die Modelle testen zu können ist es erforderlich diese auf geeignete Hardware bereitzustellen. Die zur Verfügung stehende Hardware erlaubt die Bereitstellung von Modellen bis etwa 70b, wobei hier eine Modellquantisierung angewandt werden muss, sodass die Speichergröße etwa eine maximale Größe von 25 bis 30 Gigabyte nicht überschreitet.

Ein Tool zur Verwaltung und Ausführung von LLMs ist Ollama. Ollama bieten eine Reihe von Modellen an, die den zur vor genannten Bedingungen entsprechen. Ein weiterer Vorteil für Ollama ist Unterstützung der Programmiersprache Python. Diese wird verwendet, um mit den Modellen zu interagieren und die Ergebnisse zu evaluieren.

4.1.1 Bereitstellen er Modelle

Für das Testen der lokalen Modelle wird das Ollama Framework angewandt. Dies ermöglicht eine Anbindung an einer API, welche sich beispielsweise mittels Python abfragen lässt. Auf dieser Weise lassen sich Modelle von der Ollama Modell Seite testen. Dazu wird Ollama auf dem Server installiert und konfiguriert, siehe Anhang A.2. Nach dem Download stehen die Modelle zur Verfügung und mittels der integrierten API können Interaktionen erfolgen. Das Listing 4.1 zeigt die erforderlichen und optionalen Parameter für eine einfache Interaktion mit einem Ollamaserver notwendig sind.

```
from langchain_ollama.llms import OllamaLLM

model = OllamaLLM(
    base_url="192.168.1.56:11434", # required
    model="deepseek-r1:32b", # required
    temperature=0.2, top_p=0.95, num_predict=2048, # optional
)
```

Listing 4.1: Interaktion in Python mit Ollamaserver

Zusätzlich bietet Ollama die Möglichkeit ein grafisches Tool zum Testen zu installieren. Mit Open WebUI wird ein Browser basierendes Toll eingesetzt, dass auf dem Ollama-Server aufgesetzt wird. Nach der Installation ist das Tool einsatzbereit und im lokalen Netzwerk, unter http://«server-ip»:«webui-port» erreichbar. Die Installation wird im Anhang A.3 beschrieben.

4.1.2 Ergebnisse generieren

Nachdem die Modelle bereitstehen, erfolgt das Generieren der Ergebnisse für jedes einzelne Modell. Mit Prompts, die aus den Proben des HumanEval-XL Benchmark bestehen, werden die Modelle mehrmals hintereinander abgefragt. Die vollständig generierten Antworten der Modelle werden, für eine spätere Auswertung und Nachvollziehbarkeit im *JSONL*-Dateiformat gespeichert. Für jedes Problem erfolgen fünf Abfragen an jedes Modell. Welche Modelle für die Generierung verwendet wurden, ist in Kapitel 3.2 nachzulesen. Alle Modelle wurde von Ollama-Framework bereitgestellt. Das Listing 4.2 zeigt eine einfache Eingabeaufforderung, die an ein Modell gesandt wird.

```
from langchain_ollama.llms import OllamaLLM
from langchain.prompts import PromptTemplate

from helper import read_sample_by_task, write_result

sample = read_sample_by_task(task_id=task_id)

model: OllamaLLM
answers: list = []
template = PromptTemplate(
    input_variables=["prompt"],
    template="{prompt}"
)
prompt = template.invoke({"user_prompt": sample.get("prompt")})

for index in range(0, 5):
    answers.append(model.invoke(prompt))

write_result(sample=sample.get("task_id"), answers=answers)
```

Listing 4.2: Interaktion in Python mit Ollamaserver

Nachdem die Proben in Zeile vier vom HumanEval-XL Benchmark eingelesen sind, wird in Zeile sechs bis zwölf das Modell und das Prompttemplate initialisiert. Um die Information `sample.get("prompt")` aus den Proben zu lesen, wird hier auf den Aufbau der Proben hingewiesen der in Kapitel 3.3.1 beschrieben wurde. Anschließend wird das Modell fünfmal abgefragt, hieraus lassen sich später, nach

der pass@k-Methode, mit k={0,...,5}, die Modelle evaluieren. Zum Schluss werden die Ergebnisse wie in Zeile siebzehn gezeigt, in JSONL-Dateien abgespeichert.

4.2 Optimierung der Antworten durch Änderung des Frameworks

Wie das langchain Framework, basiert DSPy[1] ebenfalls auf Python und eignet sich für die Abfrage lokale Ollama Modelle. Somit kann der vorhandene Ollama-Server genutzt werden. Das Listing 4.3 zeigt die einfache Konfiguration eines Modells, das sich auf einem Ollama-Server befindet, mithilfe der Python DSPy Bibliothek.

```
1  import dspy

   class BasicProgramming(dspy.Signature):
       question = dspy.InputField(desc="Eine Frage zu PHP Programmierung")
       answer = dspy.OutputField(desc="Generiere Programmcode")
6
   model: dspy.LM = dspy.LM(
       api_base="http://192.168.1.56:11434", # required
       model="ollama_chat/deepseek-r1:32b", # required
       api_key="", # required
11     temperature=0.2, # optinal
       cache=False, # optinal
       cache_in_memory=False, # optinal
   )

16 dspy.configure(lm=model)
   model(messages=[
       {
           "role": "user",
           "content": "Du bist erfahrener PHP Entwickler",
21     }
   ])

   chain = dspy.ChainOfThought(BasicProgramming)
```

Listing 4.3: Konfiguration eines Models in DSPy

[1] Informationen zur Installation der Python-Bibliothek *DSPy* sind unter https://pypi.org/project/dspy einsehbar. Weitere Informationen zum Framework sind auf der Internetseite https://dspy.ai zu finden.

Der Code zeigt Nach dem Bibliotheksimport wird die Signatur für die Abfrage erstellt. Hier wird die Interaktion mit dem Modell definiert. Es wird die erwartete Eingabe (`question`) und Ausgabe (`answer`) festgelegt. Die `desc`-Parameter im `InputField` und `OutputField` dienen lediglich für eine Beschreibung der Felder und haben keinen Einfluss auf den generierten Code.

Im Anschluss wird das Lokale Modell mit erforderlichen und optionalen Parametern konfiguriert. Die Parameter `api_base`, `model` und `api_key` sind erforderlich und müssen angegeben werden. Im Beispiel wird das R1 Modell von Deepseek auf dem lokalen Ollama-Server angesprochen. Der Wert für `key` bleibt leer, solang der Ollama-Server keine Keys für die Anmeldung verwendet. Der Zusatz `ollama_chat` veranlasst das Modell-Objekt nach einem Ollama-Server unter der, in `api_base` angegebenen IP zu suchen. Mit einer `temperature`-Angabe von `0.2` wird das Modell zu einer deterministischen Antwort geleitet. Hier ist eine hohe Kreativität nicht gewünscht. Werden die optionalen Parameter `cache` und `cache_in_memory` nicht gesetzt, so wird ein Cache eingesetzt, was dazu führt, dass die Abfrage nur einmal in die LLM leitet und die Antwort in einem Cache abgelegt wird. Bei allen weiteren Anfragen würde diese Antwort wiederholt zurückliefert. Das würde bedeuten, das immer nur der $pass@k$ für $k = 1$ erstellt werden könnte. Um dies zu verhindern, müssen beide Parameter den Wert `False` erhalten.

Nachdem das Modell konfiguriert ist, wird in Zeile 16 DSPy mit dem Modell `model` konfiguriert und definiert somit deren Verwendung. Ab der Zeile 17 wird dann die Systemnachricht initialisiert. Diese Systemnachricht wird als erste Nachricht an die LLMs gesendet und legt dadurch den Kontext fest.

Die letzte Zeile des Listings 4.3 zeigt die Erstellung einer `ChainOfThought` Instanz mit der zuvor erstellten Signatur. Die erst verwendete einfachere Klasse `dspy.Predict` könnte nicht genutzt werden, da dies immer wieder zu Laufzeitfehlern führte und die Evaluierung nicht durchgeführt werden konnte.

4.2.1 Ergebnisse generieren

Mit dem fertig konfiguriertem `dspy.ChainOfThought` Element, können anschließend Interaktionen mit einem Modell auf lokalen Ollama-Server erfolgen. Das Listing 4.4 zeigt das Vorgehen bei der Erstellung von generierten Antworten aus den Modellen.

```
1 import dspy
  from helper import read_sample_by_task, write_result

  sample = read_sample_by_task(task_id=task_id)

6 chain: dspy.ChainOfThought
  answers: list = []

  for index in range(0, 5):
      answers.append(chain(question=sample.get("prompt")).answer)
```

```
11
write_result(sample=sample.get("task_id"), answers=answers)
```

Listing 4.4: Interaktion in Python mit Ollama-Server

Nach dem Import der erforderlichen Bibliotheken und dem Laden der Testprobe in Zeile 4 wird das `chain`-Objekt aus Listing 4.3 verwendet. Anschließend werden die Testproben mehrfach an das LLM übermittelt, und die generierten Antworten in JSONL-Dateien gespeichert.

4.3 Benchmark Codeevaluation

Die Analyse der generierten Antworten muss für jedes Modell individuell angepasst werden, da die erzeugten Codefragmente zwischen den Modellen variieren. Insbesondere unterscheiden sich die Formate, in denen die Codesnippets generiert werden, beispielsweise durch ‘‘‘`php` oder ‘‘‘`php \n <?php`. Dementsprechend erfordert die Extraktion des relevanten Codes aus den Modellantworten eine flexible Methode, die an das jeweilige Ausgabeformat der Modelle angepasst wird. Ein exemplarischer Lösungsansatz zur Extraktion des generierten Codes ist in Listing 4.5 dargestellt.

```
def get_generatet_code(code=code):
    if len(code.split("‘‘‘php")) > 1: # find start
        code = code.split("‘‘‘php")[1]
        code = code.split("‘‘‘")[0]

    if code.startswith("<?php"): # find start
        code = code.split("<?php")[1]
        code = code.split("?>")[0]

    if len(code.split(r"\n}\n")) > 0: # find end
        code = code.split(r"\n}\n")[0] + "\n}\n"

    return code
```

Listing 4.5: Codesnippet zur Extrahierung des Codes aus der LLM Antwort

Um den generierten Code zu evaluieren, wird dieser zusammen mit dem Test, der jeweiligen Probe aus dem Benchmark zusammengeführt. Das Ergebnis ist ein ausführbarer Code, der die geforderte Methode enthält. Mittels Python wird der Code getestet, ob der dieser ausführbar ist. Entsteht bei der Ausführung ein Laufzeitfehler erfolgt der Abbruch des Tests. Dieser kann ausgelöst werden durch eine nicht korrekte Syntax, einer Endlosschleife oder wenn die geforderte Methode nicht generiert wurde. All diese Ereignisse führen dazu, das die Probe als nicht bestanden gilt. Das Listing 4.6 zeigt den Ausschnitt im Code zur Ausführung des PHP Interpreters in Python.

```python
import subprocess

def test_answer(task_id, repetition):
    # read generated code
    answer = read_answer(task_id=task_id, repetition=repetition)
    answer = get_generatet_code(code=answer)

    # read test in HumanEval-XL
    test = read_sample(task_id=task_id).get("test")

    try:
        result = subprocess.run(
            ["php", "-r", f"{test}{answer}"],
            capture_output=True,
            text=True,
            check=False,
            timeout=5,
        )
    except subprocess.TimeoutExpired:
        return False

    if result.stderr.strip() == "":
        return True

    return False
```

Listing 4.6: Codesnippet zur Ausführung des PHP Interpreters

Nachdem eine von fünf Antworten des Modells und der Test aus dem Benchmark vorliegen, erfolgt die Prüfung des generierten Codes. Diese wird im Listing 4.6 ab Zeile zwölf gezeigt. Die Funktion liefert `True` zurück, wenn es keine Fehler im Test gab, sonst immer `False`. Das Exception-Handling ab Zeile 19 wird aufgerufen, wenn die PHP Ausführung in einer Schleife hängt. Hier wird ein `Timeout` abgefangen und somit gibt der Test als nicht bestanden. Aus den erhaltenen Ergebnissen, der Proben eines Tasks, berechnet die `pass@k` Methode, die „Wahrscheinlichkeit das in `k`-Proben, eine korrekte Probe ist“ hinsichtlich Codegenerierung. Anschließend wird der Durchschnitt für die Zuverlässigkeit des Modells errechnet.

Umsetzung der pass@k Metric

Nach Abschluss der Tests werden die Ergebnisse mithilfe der *pass@k*-Methode analysiert. In Python steht hierfür, die Bibliothek *pass_at_k* zur Verfügung. Das Listing 4.7 zeigt die Implementierung der Methode gemäß Gleichung 2.3 in Kapitel 2.7.1, wie sie auch in der Python-Bibliothek verwendet wird.

```python
def custom_pass_at_k(n: int, c: int, k: int) -> float:
    """
    :param n (int): numbers of total samples.
    :param c (int): number of currect samples.
    :param k (int): number of consider samples.
    """
    if n - c < k:
        return 1.0
    return 1.0 - np.prod(1.0 - k / np.arange(n - c + 1, n + 1))
```

Listing 4.7: Berechnung der pass@k Metrik in Python

Die Methode erwartet drei Parameter. Der Parameter n bezeichnet die Gesamtanzahl der Abfragen pro Probe. Der Parameter c gibt die Anzahl der korrekten Abfragen innerhalb einer Probe an. Schließlich legt der Parameter k fest, wie viele der besten Abfragen für die Bewertung berücksichtigt werden. Alle drei Parameter sind ganzzahlig (`Integer`), während das Ergebnis als Gleitkommazahl (`Float`) zurückgegeben wird.

In dieser Arbeit werden die Werte $k = 1$ und $k = 5$ für die Evaluierung herangezogen. Nachdem jede Probe des HumanEval-XL-Benchmarks einzeln bewertet wurde, wird eine aggregierte Bewertung für das gesamte Modell ermittelt. Diese Berechnung erfolgt gemäß Gleichung 2.4 in Kapitel 2.7.1.

Evaluation

5

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Benchmark Proben ausgewertet. Hier wird unterschieden zwischen der ersten Evaluierung der Modelle, des Weiteren bei der Evaluierung unterschiedlichen Landessprachen und bei der Verwendung verschiedener Frameworks.

5.1 Modellbewertung

Für die Bewertung wird das Vorgehen gewählt, welches in [16] und [17] beschrieben ist. Die Tests werden exemplarisch, mit der für die Webentwicklung relevanten Sprache PHP durchgeführt.

Aus den Ergebnissen der Tests, wird mithilfe der $pass@k$-Metrik, die Zuverlässigkeit der jeweiligen Modelle berechnet. Dieser Wert gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit mindestens eine richtige Lösung unter k ausgewählten Vorschlägen vorhanden ist.

Dabei ist n die Gesamtanzahl der Versuche, c die Anzahl der korrekten Lösungen unter den n Versuchen und k gibt die Anzahl der Lösungen an die betrachtet wurden. Für die Berechnung der $pass@k$ Metrik wird die Formal 2.3 verwendet, welche in [16] vorgeschlagen wird.

Für alle Proben wurden jeweils fünf gleiche Prompts erstellt und bewertet. Die Ergebnisse der Evaluation werden in Tabelle 5.1 gezeigt.
Das Modell `codellama` wurde ebenfalls getestet, hat aber beim Generierung von den Lösungen der PHP Probleme nicht gut abgeschnitten. Viele der Anforderungen wurden in Python erstellt und viele Tests sind als nicht bestanden gewertet wurden. Aus diesem Grund wird es bei den weiteren Betrachtungen nicht mehr beachtet.

Des Weiteren wurden eine Reihe von Llama-Modellen getestet, unter anderem einige verschiedene Llama3.1 Modelle. Bei dem *Llama3.1 8b* wurden zwei verschiedene Versuche durchgeführt mit jeweils unterschiedlicher Tokenlängen. Anders als bei *ChatGPT 3.5* und *Gemini 1.5* können die kleineren Modelle schon mit geringerer Tokenlänge valide Antworten erzeugen. Die unterschiedliche Tockenlängen haben kaum einen Einfluss auf das Ergebnis. Hier liegt der Unterschied bei nicht mal einen Prozent.

Ein Ansatz zur Promptoptimierung, wurde bei den Tests ebenfalls evaluiert. So wurde ein Llama3.1

Model	pass@1	pass@5
DeepSeek-Coder-V2	0,555	0,65
DeepSeek-R1	0,7025	0,8375
Gemini Flash 1.5	0,2925	0,55
Llama3.1:8b (T600)	0,43	0,6375
Llama3.1:8b (T1200)	0,445	0,6375
Llama3.1-claude:8b	0,4625	0,65
Llama3.2:3b	0,2625	0,55
Llama3.3:70b	0,6275	0,725
Mistral-small 22b	0,22	0,4
Qwen 2.5-Coder 32b	0,1975	0,3
Codellama:13b	0,005	0,025

Tabelle 5.1: Ergebnisse der pass@1 und pass@5 Methode

Model mit den Systemprompts des *Claude Sonnet 3.5* Modell von der Firma Anthroppic erstellt. Dieser Ansatz konnte mit der vorliegenden Evaluierung bestätigt werden. Hier konnte eine Verbesserung für den *pass@1* um 3,25% und für den *pass@5* von 1,25% festgestellt werden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 5.1 und in der Abbildung 5.1 zu sehen.

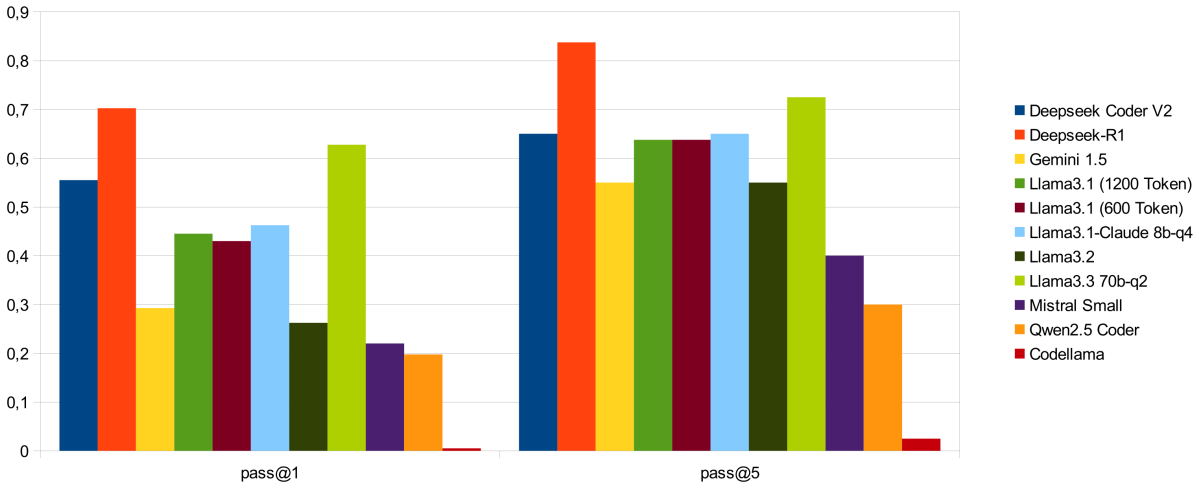


Abbildung 5.1: Ergebnisse der pass@k-Methode für die Modelle

Ein letztes Modell aus der Llama3 Reihe, das dem Benchmark unterzogen wurde, ist das *Llama3.3 70b-instruct-q2_K*. Mit einem pass@1 Ergebnis von $0,6275$ und $0,725$ beim pass@5 liefert dieses Modell die besten Ergebnisse. Bei dem vorliegenden Modell handelt es sich um ein Modell mit Quantisierung, was die Größe des Modells auf rund 26 GB reduziert. Bei diesem Modell wurde einige Komponenten einer 2-Bit Quantisierung unterzogen, bei einer fast gleichbleibenden Ausgabenqualität, weitere Informationen sind [30] zu entnehmen. Das originale Modell mit ca. 43 GB ließ sich nicht mit

den verfügbaren lokalen Ressourcen testen.

Das Modell *Deepseek Coder V2 16b* ist ebenfalls aus dem Open-Source-Bereich. Bei der Auswertung des pass@1 liegt das Resultat über den Llama-Modellen 3.1 und 3.2. Deutlich besser ist nur das größere Llama3.3 mit 70b. Bei der Auswertung des pass@5 liegt das Modell mit den Llama 3.1 und 3.2 fast gleich auf. Hier ist nur das Llama 3.3 Modell um 7,5% besser als DeepSeek-Coder-V2 Modell. Das zweite Modell von der KI-Entwicklungsfirma DeepSeek, welches evaluiert wurde, ist das Modell *DeepSeek-R1*. Dieses Modell hat die besten Ergebnisse erzielt, obwohl es nicht größte von den getesteten Modellen ist. Mit nur 32b liegt es beim pass@1 mit 7,5% vor dem Llama 3.3 mit 70b und bei der Auswertung des pass@5 sind es 11,5% vor dem Llama3.3 Modell.

Zusätzlich wurden zwei weitere Modelle aus dem Open-Source-Bereich in die Evaluation einbezogen: *Mistral-Small 22b*, entwickelt von der Firma MistralAI, sowie *Qwen 2.5 Coder 32b*. Die Leistung dieser beiden Modelle fiel im Vergleich zu anderen Modellen jedoch geringer aus. Insbesondere lagen die Trefferquoten von *Mistral-Small 22b* und *Qwen 2.5 Coder 32b* bei etwa der Hälfte der durchschnittlichen Trefferquoten der getesteten LLama-Modelle.

Ein weiteres Modell ist Gemini 1.5. von Google und gehört zu den Cloused-Source-Modellen.
Einige Aufgaben wurden von Gemini aber wie ein Chat behandelt. So hat das Modell Antworten generiert, die einer Konversation mit einem Chatbot ähneln, so wurde beispielsweise der folgende Text generiert, der einen Bezug zur zuvor gegebenen Antwort des Modells herstellt.

```
function greatestCommonDivisorRecursive($a, $b) {
    // ... (Rest der Funktion bleibt ähnlich)
}
```

Generiert von Gemini 1.5

Diese generierten Codeausschnitte haben die Tests nicht bestanden und wirken sich somit negativ auf die Auswertung aus.

5.1.1 Evaluierung der Parametergröße

Eine weitere Untersuchung konzentriert sich auf die Anzahl der Parameter der Modelle. Die Evaluation soll zeigen, inwieweit die Anzahl der Parameter die Ausgaben beeinflusst und ob die Auswahl eher auf große Modelle fallen sollte. Die Abbildung 5.2 zeigt die getesteten Modelle, ihre Parametergröße und ihr Abschneiden bei der $pass@1$ Methode.
Die Tabelle 5.1.1 zeigt die genauen Werte, die in der Abbildung 5.2 dargestellt sind.

5.1.2 Evaluierung nach Sprache

Eine Überprüfung der Modelle, ob die englische Sprache besser Ergebnisse liefern würde, wurde exemplarisch mit den *Llama*-Modelle *3.1:8b*, *3.2:3b* und *3.3:70b* durch geführt. Alle drei Modelle repräsentieren unterschiedliche Anzahl der Parameter und somit verschiedene Modellgrößen.

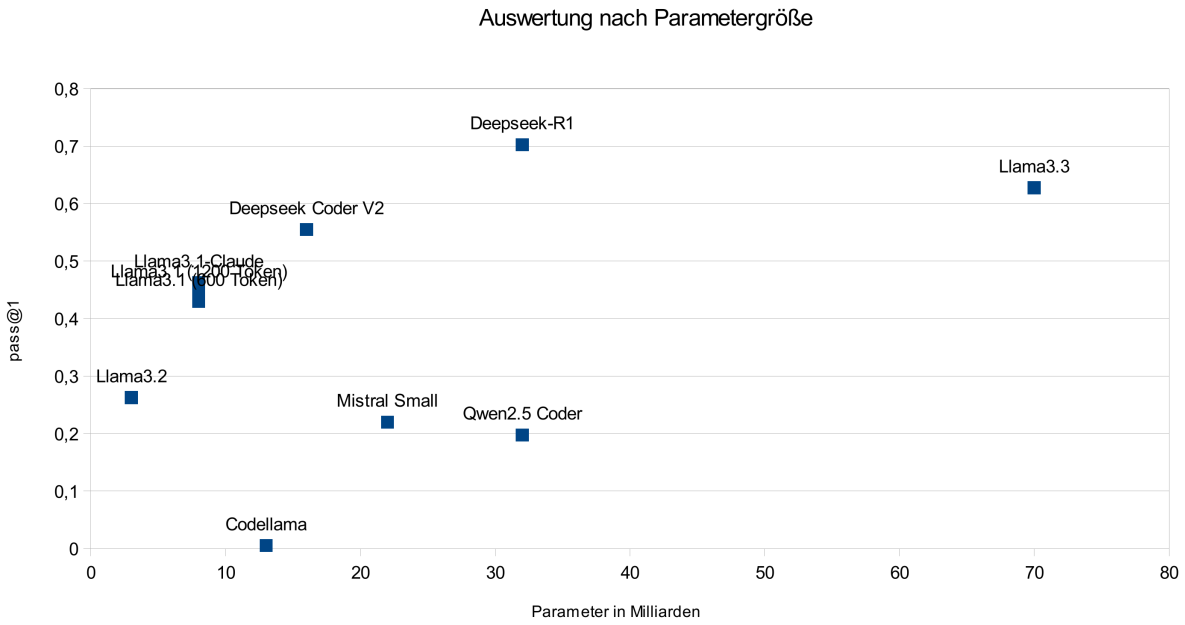


Abbildung 5.2: Ergebnisse der pass@k-Methode für die Modelle

Model	Parameter	pass@1
Codellama	13	0,005
Qwen2.5 Coder	32	0,1975
Mistral Small	22	0,22
Llama3.2	3	0,2625
Llama3.1 (600 Token)	8	0,43
Llama3.1 (1200 Token)	8	0,445
Llama3.1-Claude	8	0,4625
Deepseek Coder V2	16	0,555
Llama3.3	70	0,6275
Deepseek-R1	32	0,7025

Tabelle 5.2: Ergebnisse der pass@1 Methode mit Angabe der Parameter

Da das Training der Modelle in englischer Sprache erfolgt, lag die Vermutung nahe, dass eine Evaluierung in dieser Sprache, wesentlich bessere Ergebnisse liefern sollte. Dies zeigen auch die Auswertungen in [17, S. 11] (Tabelle 12), bei denen die Programmiersprache PHP in der englischen Version im Durchschnitt besser abschnitt.

Diese Vermutung konnte mit den durchgeführten Tests der ausgewählten Modelle nur bedingt bestätigt werden. Das Llama3.3 zeigt beim pass@1 einen besseren Wert, in der englische Version. Dieser Wert nähert sich mit steigendem k Wert an, sodass bei $k = 5$ die Ergebnisse in Englisch und Deutsch identisch sind. Beim Llama3.2 zeigt das Modell mit einem steigendem k-Wert bessere Resultate in der deutschen Sprache. Das Llama3.1 Modell zeigt ein ausgeglichenes Resultat der beiden Sprachen im Vergleich. Hier

sind die pass@3 Resultate in Deutsch und Englisch identisch. Während bei abnehmenden k-Werten die englischen Resultate besser werden, werden bei zunehmenden k-Wert die deutschsprachigen Ergebnisse besser.

In der Abbildung 5.3 werden die Ergebnisse der $pass@k$-Methode mit $k = 1 \ldots 5$ für die ausgewählten Llama-Modelle zusammengefasst. Die Proben wurden jeweils in Englisch und in Deutsch an die Modelle gestellt.

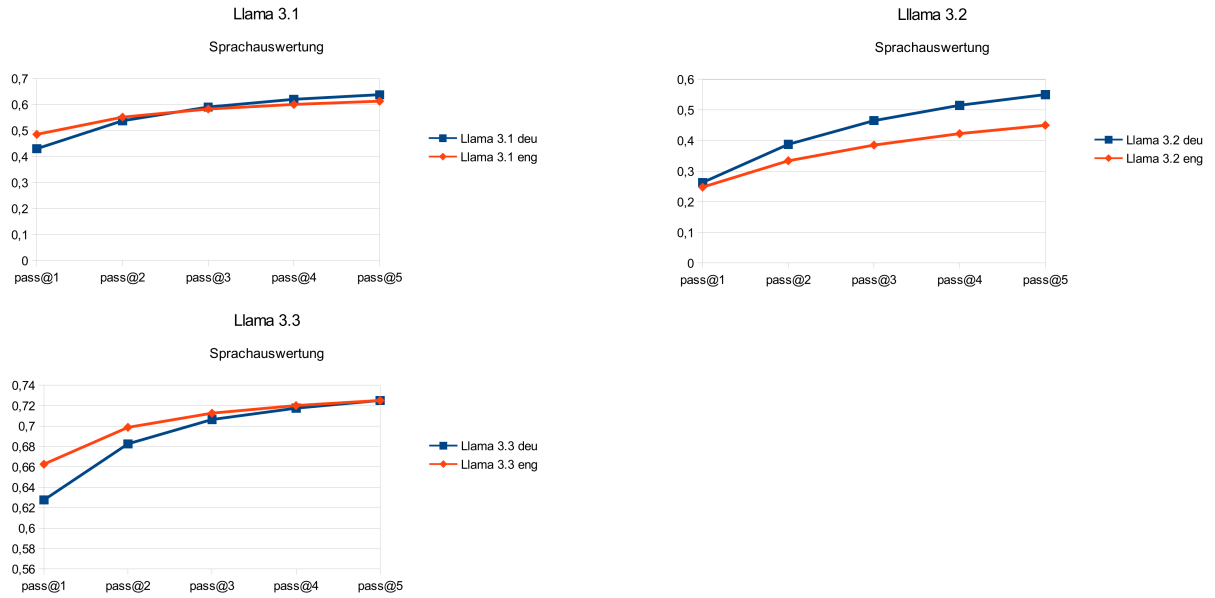


Abbildung 5.3: Ergebnisse der pass@k-Methode für Llama Modelle verschiedener Sprachen

Dieser Test zeigt auch das eine deutschsprachige Verwendung der Modelle nicht zwangsläufig schlechteren Code generieren. Daraus wird der Schluss gezogen, das bei der Optimierung der Prompts eine Übersetzung ins Englische nicht unbedient zu einer signifikanten Verbesserung führt.

5.1.3 Nachteile der Evaluierung

Trotz seines Einsatzes bei der Evaluierung von Modellen, zeigt der Benchmark-Test einige Fehler. Dadurch resultieren Nachteile, die sich bei der Bewertung der Modelle negativ auswirken.

Einige ***Fragen sind nicht eindeutig formuliert*** und können von den Modellen falsch interpretiert werden. Ein Beispiel im HumenEval-XL Benchmark ist die Aufgabe 20. Der genaue deutsche Wortlaut ist wie folgt, *Überprüfen Sie, ob zwei Wörter dieselben Zeichen enthalten.*, der gesamte Prompt ist in Listing 5.1 zu sehen. In der hier durchgeführten Evaluierung wurde diese Aufgabe im *pass@1* nur einmal bestanden. Der Wortlaut hält die Modelle an, einen Vergleich in der Methode selbst durchzuführen. In der, durch den Benchmark vorgegebenen Test, werden aber zwei Zeichenketten verglichen. D.h.

als erwartetes Ergebnis sollte eine Zeichenkette erstellt werden, welche die doppelten Zeichen zweier zu testenden Zeichenketten enthält. Das Listing 5.2 zeigt einen Teil des Tests und die erwarteten Ergebnisse.

```
<?php
/**
* Sie sind ein erfahrener PHP-Programmierer und hier ist Ihre Aufgabe.
* * Überprüfen Sie, ob zwei Wörter dieselben Zeichen enthalten.
* >>> same_chars('eabcdzzzz', 'dddzzzzzzzddeddabc')
* True
* >>> same_chars('abcd', 'ddddddabc')
* True
* >>> same_chars('ddddddabc', 'abcd')
* True
* >>> same_chars('eabcd', 'ddddddabc')
* False
* >>> same_chars('abcd', 'ddddddabce')
* False
* >>> same_chars('eabcdzzzz', 'dddzzzzzzzddddabc')
* False
*/
function sameChars($s0, $s1){
```

Listing 5.1: Wortlaut der Aufgabe 20 im HumalEval-XL Benchmark

```
function compare($x, $y) {
  return $x == $y;
}

$arg00 = "eabcdzzzz";
$arg01 = "dddzzzzzzzddeddabc";
$x0 = sameChars($arg00, $arg01);
$v0 = true;
if (!compare($x0, $v0)) {
  throw new Exception("Error at 1th assert statement.");
}
```

Listing 5.2: Wortlaut des Tests 20 im HumalEval-XL Benchmark

Eine weitere Fehlerquelle ist das ***Zusammenführen der Antworten der Modelle und Tests aus dem Benchmark***. Meist ist das Problem das Parsen der Sonderzeichen, wie beispielsweise die Verwendung der doppelten Anführungszeichen im Test und den erstellten Antworten. Eine manuelle Prüfung der Aufgabe 2 hat das Fehlverhalten aufgezeigt. Durch den Einsatz einer weiteren Pythoncodezeile, wie in Listing 5.3 zeigt konnten die Bewertung einiger Modelle verbessert werden. So hat sich die Bewertung

für das *pass@1* des Deepseek-Coder-V2 um 7% von $0,53$ auf $0,6$ verbessert. Ebenso wurde für das Llama3.1 Modell eine Verbesserung von $0,45$ auf $0,475$ ermittelt.

```
  answer = answer.replace(r"\n", "\n")
+ answer = answer.replace(r'\"', '"')
+
+ test = test.replace(r'\"', '"')
```

Listing 5.3: Fehler bei der Auswertung durch fehlerhafte Anführungszeichen

Bei der Probe *php/5* wurde eine ***fehlerhafte Übersetzung*** festgestellt. So wurde die Probe übersetzt, nicht aber die Tests. Das Listing 5.4 zeigt die gültigen Werte welche als Eingabeparameter für die zu generierende Funktion erlaubt sind. Hier handelt es sich um deutsche Zahlworte von $null$ bis $neun$.

```
/**
* Sie sind ein erfahrener PHP-Programmierer und hier ist Ihre Aufgabe.
* Die Eingabe ist ein durch Leerzeichen getrennter String von Ziffern
   von 'null' bis 'neun'.
*     Gültige Optionen sind 'null', 'eins', 'zwei', 'drei', 'vier', 'fü
   nf', 'sechs', 'sieben', 'acht' und 'neun'.
*     Gib den String mit den Zahlen sortiert von klein nach groß zurück
   .
* >>> sort_numbers('three one five')
* 'one three five'
*
*/
function sortNumbers($numbers){
```

Listing 5.4: Aufgabenstelleung der Probe php/5

Der Test der Probe *php/5*, welcher in Listing 5.5 zu sehen ist, erstellt eine Prüfung der generierten Methode mit englischem Zahlworten von $zero$ bis $nine$ bereit. Keines der getesteten Modelle hat diese Probe bestanden.

```
// more tests.

$arg40 = "six five four three two one zero";
$x4 = sortNumbers($arg40);
$v4 = "zero one two three four five six";
if (!compare($x4, $v4)) {
  throw new Exception("Error at 5th assert statement.");
}
```

Listing 5.5: Aufgabenstelleung der Probe php/5

Die Tests aus dem Benchmark und Ergebnisse der Modelle wurde stichprobenartig manuell geprüft und weitere Fehler behoben. Dennoch ist nicht auszuschließen das die jetzige Evaluation weitere Fehlerquellen enthält.

Es gibt durchaus weitere Fehlerquellen, welche die Ergebnisse negativ beeinflussen können. Bei der Formulierung der Tests könnten Randbedingungen nicht korrekt betrachtet wurden sein, was dazu führen kann, dass der Einsagt der generierten Codes zu Fehlern führen könnte. Ebenfalls können die Tests falsche Parameter vorgeben, wodurch korrekt generierter Code als falsch bewertet wird. Die eben genannten Fehler konnten im vorliegenden Ergebnissen nicht nachgewiesen werden, ganz auszuschließen sind sie aber nicht.

5.2 Optimierung der Ergebnisse durch die Wahl des Frameworks

Als Ziel der Optimierung gilt das die LLMs effizienten, präzisen und korrekten Code zu generieren. Ein Ansatz dies zu erreichen ist die Prompts zur Codegenerierung mithilfe einer LLMs zu erstellen oder zu verbessern.
Ergebnisse der Optimierung durch die Auswahl des Frameworks.

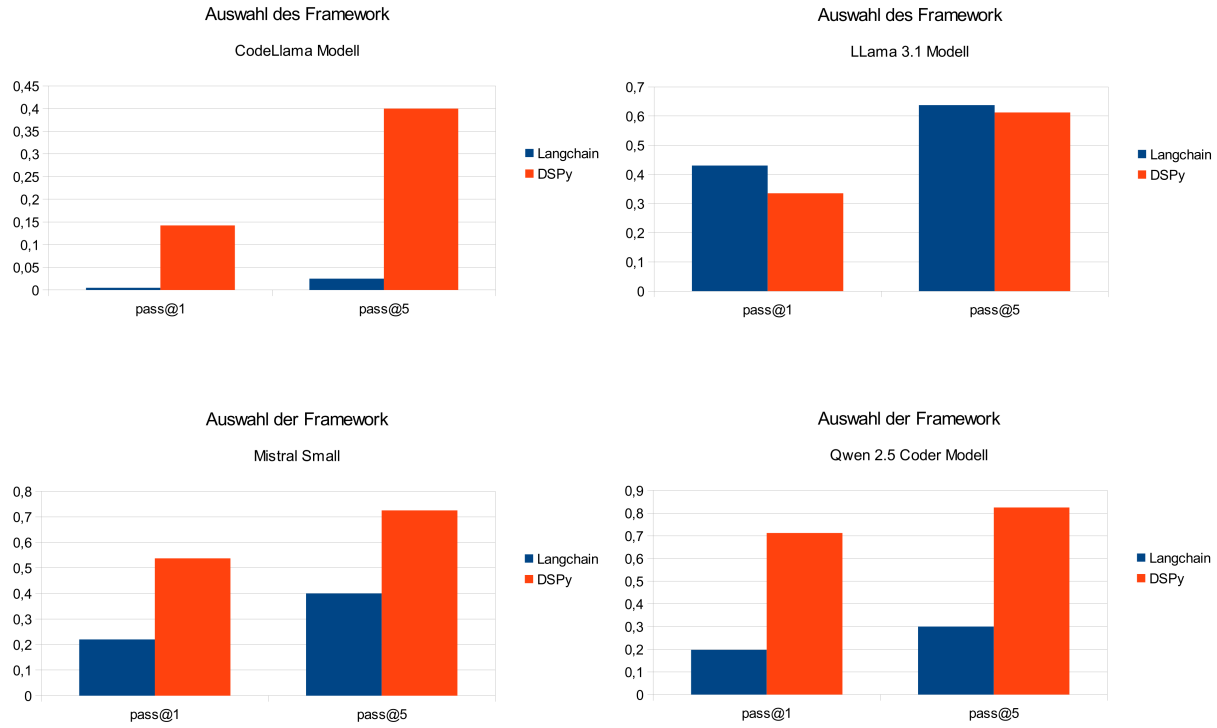


Abbildung 5.4: Ergebnisse der pass@k-Methode für unterschiedliche Frameworks

Lessons Learned

6

In diesem Kapitel werden die Arbeitsprozesse der Evaluation und Optimierung reflektiert. Des Weiteren werden Vorschläge gegeben, um das Arbeiten mit Sprachmodellen zu verbessern.

Zudem werden die größten Hindernisse und Probleme besprochen, die während der es gesamten Prozesses Evaluation auftraten. Diese beinhalten die Bereitstellung er Modelle, das Erheben der Daten zu den Proben des Benchmarks und deren Auswertung. Um in folgenden Arbeiten diese Fehler zu verhindern werden dazu Lösungsansätze und Vorschläge diskutiert.

6.1 Evaluierungsaufbau und Vorbereitung

Um die Evaluierungen an Open-Source-Modellen durchführen zu können, mussten diese lokal bereitgestellt werden. Die Wahl viel auf das Ollama-Framework, da die Installation und Konfiguration sehr gut durch den Hersteller und verschiedene Foren unterstützt wird. Neben der vorhandenen API kann das Tool Open-WebUI einfach in das Ollama-Frameowrk integriert werden. Diese UI bietet eine gute UI die von allen Clients im Netzwerk aufgerufen werden kann. Ebenfalls ein großer Vorteil sind die vielen Modelle welche für Ollama zum Download bereitstehen. Darunter sind Modelle von Mistral, Llama, Deepseek und Qwen-Coder.

Eine weitere Möglichkeit ist, die Modelle lokal auszuführen ohne ein Framework einzusetzen. Hierbei können die Abfragen nur auf dem lokalen System erfolgen, wenn keine eigene API Schnittstelle erstellt wird. Unter anderem war keine Web-UI vorhanden, sodass diese Möglichkeit nicht weiter in Betracht gezogen wurde.

6.2 Evaluierung der großen Sprachmodelle

Ein großes Problem stellte der Zugriff auf die Cloused-Source-Modelle dar. Durch die beschränkten Bezahlmethoden konnte ein permanenter Zugriff auf die Modelle nicht erfolgen. Aus diesem Grund wurden hauptsächlich Open-Source-Modelle lokal evaluiert und getestet.

6.2.1 Lokale Ressourcen

Eines der größten Probleme für das lokale Betreiben von großen Sprachmodellen sind die Hardwareanforderungen. Hier spielen neben der Prozessoranzahl, die Speicherplatz der Festplatte und der VRAM der Grafikkarte eine Rolle. Während der Arbeit wurde eine SSD-Festplatte mit höherer Kapazität eingesetzt und eine Grafikkarte mit mehr VRAM.

Der größere Speicher wurde notwendig während des Laden und Speichern der Modelle auf die lokale SSD. Zudem war ein RAM notwendig, der doppelt so groß sein musste wie das Modell selbst. Um diesen RAM bereit zustellen wurde eine SWAP Partition von 100 GB auf der SSD eingerichtet. Dieser wurde auch für die Ausführung größerer Modelle benötigt.

Eine weitere Verbesserung war der Austausch der Grafikkarte. Hierbei wurde die vorhandene Nvidia GTX 1050 TI mit 4 GB VRAM und einer Bandbreite von 112 GB/s durch eine Nvidia RTX 3060 mit 12 GB VRAM und einer Bandbreite von 360 GB/s ersetzt. Durch das Austauschen der Grafikkarte wurde der SWAP für die Berechnungen der Token während die Antwort erstellt wurde nicht mehr benötigt.
Durch diese Anpassungen bestand die Möglichkeit größere Modelle zuladen und bereit zustellt. Des Weiteren konnte eine wesentliche Verbesserung der Antwortzeit festgestellt werden. Eine genaue Messung wurde hier nicht durchgeführt. So wurden bei dem Deekseek-Coder-V2 Modelle eine Verbesserung der Berechnungszeit für den Benchmark von etwa 24 Stunden auf circa eine Stunde beobachtet.

Dennoch war die Berechnungszeit einiger Modelle, welche mehr als 12 GB groß waren sehr hoch. Sodass die Wartezeit, das Auswerten der Evaluierung verzögerte.

6.2.2 Auswertung des Benchmarks

Die Anwendung des vorgeschlagenen Parametersatzes zeigte bemerkenswerte unerwünschte Auswirkungen auf die Erzeugung der Antworten. Insbesondere bei einer Tokenlänge von 600 traten Störungen auf, die den generierten Codeabschnitt entweder gänzlich oder nur teilweise verfügbar machten. Diese Ungenauigkeit resultierte beim *DeepSeek-R1* aus einem 'explanation'-Abschnitt innerhalb der Antwortstruktur, in dem das Modell eine detaillierte Herleitung seines Denkprozesses anbot, bevor es zur eigentlichen Lösung gelangte. Bei den Modellen *ChatGPT 4* und *Gemini 1.5* führten ausführliche Erklärungen am Anfang und am Ende der Antwort zum selben Effekt, sodass diese Ergebnisse ebenfalls nicht brauchbar waren. Aus diesem Grund wurde beim *DeepSeek-R1* und beim *Gemini 1.5* auf eine Einschränkung der Tokenlänge verzichtet. Auf eine erneute Evaluierung des OpenAI Modell müsste aus Kostengründen verzichtet werden.

Bei der Auswertung des Benchmarks traten einige Fehler auf, die beseitigt werden konnten. Ein Großteil waren kleinere Fehler, die bei der Auswertung aufgetreten, wie in Kapitel 5.1.3 bereits angesprochen. Der gravierendste Fehler trat aber bei der Berechnung das `pass@k` für das gesamte Modell auf. Hier

wurde eine falsche Python-Methode implementiert, sodass das Ergebnis, um ein Vielfaches niedriger war, als das wirkliche Ergebnis. Erst durch den Vergleich mit Ergebnisse anderer Arbeiten und den Herstellerangaben ist der Fehler aufgefallen. Nach intensiver Suche wurde dieser gefunden und beseitigt.

Bewehrt hat sich hier der Einsatz von Python und dessen Bibliotheken für Umsetzung der Evaluierungsaufgaben. Mittlerweile existieren für die meisten Probleme und Anforderungen bereits fertige Bibliotheken oft von den Herstellern der Modelle selbst. Basierend auf den vorhandenen Bibliotheken, konnte die Entwicklung der Evaluationsaufgaben in kurzer Zeit umgesetzt und implementiert werden.

Mein roter Faden

Hier folgen noch die Ergebnisse zur Optimierung.

6.3 Optimierung der Abfragen

6.3.1 Erweiterte Codeevaluation

Bei den vordefinierten Prüfungen der HumanEval Benchmarks, wird geprüft, ob der Code lauffähig ist, nicht aber die Codestruktur oder Kommentare. Ein Problem bei der Nutzung des von der LLM generiertem Code ist, dass Entwickler diesen einfach kopieren und in ihre Programme implementieren. Es wird also nur die Funktionalität des Codes geprüft, nicht aber Strukturen und Kommentare um die Lesbarkeit und Verständlichkeit zu erhöhen. Dieses Vorgehen mag zu schnellen Erfolgen in der Programmentwicklung führen, wird aber beim Refactoring oder Fehlersuche erhebliche Defizite mit sich bringen.

Aus diesem Grund sollte der erstellte Code nicht nur auf die Funktionalität geprüft werden. Dafür sollten weitere Test-Frameworks der jeweiligen Programmiersprache zur Anwendung kommen. Es gibt mehrere Frameworks zur Prüfung der Codequalität unter PHP. Zwei bekannte Frameworks die auch in dieser Arbeit Anwendung finden, sind die Frameworks `phpunit` und `phpmetrics`. Mit ihnen wird der, durch die LLMs generierten Codes geprüft. Um PHPUnit und PHPMetrics für die Evaluierung zu verwenden, müssen weitere Angaben und Einträge im Benchmark erfolgen. So muss ein PHP-Unittest enthalten sein, dieser kann den einfachen benutzerdefinierten Test ersetzen. Des Weiteren sind die Kriterien für die Metrik Messung, für jeden Test erforderlich. Die Kriterien können wie in Listing 6.1 dargestellt, aussehen.

```
  criteria = {
2   "Lines of code": lambda x: int(x) > 12,
    "Logical lines of code by method": lambda x: float(x) > 7,
    "Lack of cohesion of methods": lambda x: float(x) > 3,
    "Average Cyclomatic complexity by class": lambda x: float(x) > 10,
```

```
    "Average Weighted method count by class": lambda x: float(x) > 20,
    "Average bugs by class": lambda x: float(x) > 0.1,
    "Critical": lambda x: int(x) > 0,
    "Error": lambda x: int(x) > 0,
    "Warning": lambda x: int(x) > 0,
    "Information": lambda x: int(x) > 0,
}
```

Listing 6.1: Beispiel für Bewertungskriterien

Mit den erweiterten Tests werden die Benchmarks, um die folgenden Punkte erweitert.

- **unittest**: Unittests für die geforderte Funktion, unterschied zu den einfachen Tests
- **metrics**: Kriterien für den Metriktest

6.3.2 PHPUnit

Eines der bekanntesten spezielles Framework für Unit-Tests in PHP, was als Industriestandard gilt. Mit diesem Framework können neben der Prüfung auf funktionsfähigen Code auch Randfälle betrachtet und Fehlerbehandlungen im Code getestet werden. Als Grundlage für die Auswahl des Tools wird auf Studie [31] verwiesen.

6.3.3 PHPMetrics

Ein PHP Framework für die Codeanalyse, welches detaillierte Berichte über die Codequalität, Komplexität des Codes und über dessen Wartbarkeit erzeugt. PHPMetrics wird in verschiedenen Arbeiten eingesetzt, um die Codequalität zu ermitteln. So auch in [32], bei der verschiedene Open Source LMS verglichen werden.

Diskussion und Ausblick

7

Mein roter Faden

Struktur des Kapitels

1. **Einleitung**: Eine kurze Einführung in die Diskussion und den Ausblick.
2. **Zusammenfassung der Ergebnisse**: Eine kurze Übersicht über die wichtigsten Ergebnisse und in Relation mit den Forschungsfragen stellen.
3. **Diskussion der Ergebnisse**: Eine Analyse und Interpretation der Ergebnisse. Vergleich mit Stand der Forschung und früherer Arbeiten.
4. **Grenzen und Einschränkungen**: Eine Diskussion der Limitationen der Studie. Z.B. begrenzte Datenbasis, Grenzen der eingesetzter Tools und Technik.
5. **Impulse für zukünftige Forschung**: Vorschläge für weitere Studien. Verbesserungsmöglichkeiten der Methoden usw. und Zukunft des Forschungsfeldes und evtl. Trends.
6. **Praktische Anwendung**: Eine Diskussion der möglichen Anwendungen der Ergebnisse. In welchen Unternehmen und welche realen Anwendungen können die Ergebnisse eingesetzt werden.

Mein roter Faden

Unterschied Diskussion/Ausblick und Fazit

Aspekt	**Diskussion und Ausblick**	**Fazit**
Funktion	Kritische Analyse und Zukunftsperspektive	Zusammenfassung und Abschluss
Zeitperspektive	Zukunftsorientiert	Rückblickend
Detaillierungsgrad	Detailreichere Auseinandersetzung mit Ergebnissen	Knapp und prägnant

Während „Diskussion und Ausblick“ die Ergebnisse kritisch reflektiert und auf zukünftige Entwicklungen verweist, fasst das „Fazit“ die Arbeit kompakt zusammen und beantwortet die Forschungsfrage. Beide Kapitel sind komplementär, aber klar voneinander zu unterscheiden.

Wie in [33] beschrieben,

7.1 Impulse für zukünftige Forschungen

Ein interessantes Feld für die Forschung ist die Nutzung generativer KI und welche Auswirkungen dies auf das menschliche Denken und Handeln hat. In der Studie [34] wird von einem System 0 gesprochen, welches neben den bekannten

1. System 1: schnelles,intuitives und automatisches Denken
2. System 2: langsameres, analytisches und reflektierteres Denken

eingeführt wird. Hierbei handelt es sich um ein Denken, welches die KI für den Menschen übernimmt. Entscheidungen und Daten werden durch die KI übernommen. Ein externes System, ähnlich wie eine USB-Festplatte eines PCs.

Inwieweit können auch *Small Language Models* für Programmieraufgaben eingesetzt werden. Könnte der enorme Energiebedarf und Ressourcen der LLMs durch SLMs ersetzt werden? Siehe Small Language Models (SLMs) oder Small but Powerful: A Deep Dive into Small Language Models (SLMs). Eine weitere Forschung kann die Evaluation sein, ob Finetuned SLMs, wie Phi-2, Google Gemini Nano oder Metas Llama-2-13b bessere Ergebnisse liefern, als die LLMs.

Ein weiteres Feld kann sich mit der Einführung einer KI in Firmen befassen und Fragen wie,

- Wie können Entwickler bestmöglich vorbereitet werden, um die Einführung von KI reibungslos zu ermöglichen?
- Wie kann Datensicherheit und Datenqualität sichergestellt werden?

- Evaluierung von Kosten/Nutzen für die Einführung von KI in Softwareunternehmen.

evaluieren.

Mein roter Faden: noch was zum Testen

Ein Tool zur Orchestrierung von Multi-Agenten-Systemen OpenAI Swarm, gefunden auf Golem | Karrierrewelt.

7.2 Praktische Anwendung

Blaupause für Prompting Das Geheimnis hinter LLM-Halluzinationen [S. 16 ff.] noch testen und evaluieren.
Große Sprachmodelle zur Codegenerierung: Die Perspektive der Praktiker

7.2.1 Anwendung für Entwickler

Zur Optimierung des generierten Codes kann auch die freie Wahl der Softwarekomponenten durch die LLMs betragen. Wie in [16] beschrieben können Nutzer, anstatt in Suchmaschinen beispielsweise die Vorteilen und Nachteile von `PyTorch` und `Tensorflow` zu vergleichen, kann das die LLM übernehmen und als Prompt wird nur `# import machine learning package` angegeben.

Wie in [**le-2024**] beschrieben nimmt das Lesen von Programm zehn mal mehr Zeit in Anspruch, als Code zu schreiben. Diese Arbeit kann ebenfalls durch eine LLM übernommen werden.

Fazit

8

Mein roter Faden

Struktur des Kapitels

1. **Zusammenfassung**: kurze Wiederholung der Zielsetzung d. Arbeit, Überblick der wichtigsten Ergebnisse aus Eval. und Optimierung, Fragestellung beantwortet?
2. **Reflexion**: Stärken und Schwachen d. Arbeit, Diskussion über mögliche Fehlerquellen, Einschätzung Optimierungsansätze oder Benchmarks

Mein roter Faden

Unterschied Diskussion/Ausblick und Fazit

Aspekt	**Diskussion und Ausblick**	**Fazit**
Funktion	Kritische Analyse und Zukunftsperspektive	Zusammenfassung und Abschluss
Zeitperspektive	Zukunftsorientiert	Rückblickend
Detaillierungsgrad	Detailreichere Auseinandersetzung mit Ergebnissen	Knapp und prägnant

Während „Diskussion und Ausblick“ die Ergebnisse kritisch reflektiert und auf zukünftige Entwicklungen verweist, fasst das „Fazit“ die Arbeit kompakt zusammen und beantwortet die Forschungsfrage. Beide Kapitel sind komplementär, aber klar voneinander zu unterscheiden.

Literatur

[1] Volker M. Banholzer. *Künstliche Intelligenz als Treiber der Veränderung in der Unternehmenskommunikation 4.0?* Bd. 1/2020. Technische Hochschule Nürnberg Georg-Simon-Ohm, 2020. URL: https://www.th-nuernberg.de/fileadmin/fakultaeten/amp/amp_docs/K%C3%BCnstliche_Intelligenz_und_die_Rolle_n__von_Unternehmenskommunikation_Banholzer_IKOM_WP_1_2020__fin-1.pdf.

[2] *Digitale Transformation: Fallbeispiele und Branchenanalysen*. 2022. URL: https://library.oapen.org/bitstream/handle/20.500.12657/57358/978-3-658-37571-3.pdf?sequence=1&utm_source=textcortex&utm_medium=zenochat#page=70 (besucht am 19. 10. 2024).

[3] Erin Yepis. *Developers want more, more, more: the 2024 results from Stack Overflow's Annual Developer Survey*. 24. Juli 2024. URL: https://stackoverflow.blog/2024/07/24/developers-want-more-more-more-the-2024-results-from-stack-overflow-s-annual-developer-survey/ (besucht am 09. 08. 2024).

[4] Rebeka Tóth, Tamas Bisztray und László Erdodi. *LLMs in Web Development: Evaluating LLM-Generated PHP Code Unveiling Vulnerabilities and Limitations*. 21. Apr. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2404.14459v2 (besucht am 05. 01. 2025).

[5] Juyong Jiang u. a. *A Survey on Large Language Models for Code Generation*. 1. Juni 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2406.00515 (besucht am 07. 11. 2024).

[6] Juan David Velásquez-Henao, Carlos Jaime Franco-Cardona und Lorena Cadavid-Higuita. „Prompt Engineering: a methodology for optimizing interactions with AI-Language Models in the field of engineering". In: *DYNA* 90.230 (3. Nov. 2023), S. 9–17. DOI: 10.15446/dyna.v90n230.111700. URL: https://doi.org/10.15446/dyna.v90n230.111700.

[7] Mayank Mishra u. a. *Granite Code Models: A Family of Open Foundation Models for Code Intelligence*. 7. Mai 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2405.04324 (besucht am 08. 11. 2024).

[8] Anton Lozhkov u. a. *StarCoder 2 and The Stack v2: The Next Generation*. 29. Feb. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2402.19173 (besucht am 08. 11. 2024).

[9] Sasikala C 1 Dr.M.Kalpana Devi 2,Tholhappiyan T 3, Sasikala Nataraj. „REVOLUTIONIZING WEB DEVELOPMENT WITH AN INTELLIGENT CHATBOT: a NOVEL APPROACH UTILIZING OPENAI'S GPT-3 AND ADVANCED NLP STRATEGIES". In: *Machine Intennigence Research* 18.1 (17. Aug. 2024), S. 1098–1109. URL: http://machineintelligenceresearchs.com/index.php/mir/article/view/90 (besucht am 08. 11. 2024).

[10] Daoguang Zan u. a. *Large language models meet NL2Code: a survey*. 19. Dez. 2022. URL: https://arxiv.org/abs/2212.09420 (besucht am 26. 12. 2024).

[11] Pekka Ala-Pietilä u. a. *Eine Definition der KI: Wichtigste Fähigkeiten und Wissenschaftsgebiete*. 5. März 2019. URL: https://elektro.at/wp-content/uploads/2019/10/EU_Definition-KI.pdf (besucht am 10. 09. 2024).

[12] Johanna Pahl. *Zeichnung einer biologische Zelle*. 26. Sep. 2024.

[13] Yoav Goldberg. „A Primer on Neural Network Models for Natural Language Processing". In: *Journal of Artificial Intelligence Research* 57 (20. Nov. 2016), S. 345–420. DOI: 10.1613/jair.4992. URL: https://jair.org/index.php/jair/article/view/11030.

[14] Xavier Amatriain. *Prompt Design and Engineering: Introduction and Advanced Methods*. 24. Jan. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2401.14423v3 (besucht am 12. 10. 2024).

[15] Banghao Chen u. a. *Unleashing the potential of prompt engineering in Large Language Models: a comprehensive review*. 23. Okt. 2023. URL: https://arxiv.org/abs/2310.14735v5 (besucht am 26. 12. 2024).

[16] Mark Chen u. a. *Evaluating Large Language Models Trained on Code*. 7. Juli 2021. URL: https://arxiv.org/abs/2107.03374 (besucht am 28. 10. 2024).

[17] Qiwei Peng, Yekun Chai und Xuhong Li. *HumanEval-XL: A Multilingual Code Generation Benchmark for Cross-lingual Natural Language Generalization*. 26. Feb. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2402.16694 (besucht am 15. 11. 2024).

[18] Qwen u. a. *QWen2.5 Technical Report*. 19. Dez. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2412.15115 (besucht am 09. 01. 2025).

[19] Binyuan Hui u. a. *QWen2.5-Coder Technical Report*. 18. Sep. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2409.12186 (besucht am 09. 01. 2025).

[20] DeepSeek-Ai u. a. *DeepSeek-Coder-V2: Breaking the Barrier of Closed-Source Models in Code Intelligence*. 17. Juni 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2406.11931 (besucht am 09. 01. 2025).

[21] Yi Cui. *WebApp1K: A Practical Code-Generation Benchmark for Web App Development*. 30. Juli 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2408.00019v1 (besucht am 09. 01. 2025).

[22] *Modelcard Llama3.1-claude on Ollama*. URL: https://ollama.com/incept5/llama3.1-claude (besucht am 09. 01. 2025).

[23] *Model Meta-Llama-3.1-8B-Claude on Hugging face*. URL: https://huggingface.co/Undi95/Meta-Llama-3.1-8B-Claude (besucht am 09. 01. 2025).

[24] Meta-Llama. *Llama 3.1 Modelcard*. URL: https://github.com/meta-llama/llama-models/blob/main/models/llama3_1/MODEL_CARD.md (besucht am 09. 01. 2025).

[25] Manuel Eberhardinger u. a. *From Code to Play: Benchmarking Program Search for Games Using Large Language Models*. 5. Dez. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2412.04057v1 (besucht am 09. 01. 2025).

[26] Xin Quan u. a. *Verification and Refinement of Natural Language Explanations through LLM-Symbolic Theorem Proving*. 2. Mai 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2405.01379v4 (besucht am 09. 01. 2025).

[27] Md Kamrul Siam, Huanying Gu und Jerry Q. Cheng. *Programming with AI: Evaluating ChatGPT, Gemini, AlphaCode, and GitHub Copilot for Programmers*. 14. Nov. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2411.09224v1 (besucht am 10. 01. 2025).

[28] Ran Elgedawy u. a. *Ocassionally Secure: A Comparative Analysis of Code Generation Assistants*. 1. Feb. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2402.00689v1 (besucht am 10. 01. 2025).

[29] *Gemini-Modelle*. URL: https://ai.google.dev/gemini-api/docs/models/gemini?hl=de (besucht am 10. 01. 2025).

[30] *GGUF*. URL: https://huggingface.co/docs/hub/en/gguf (besucht am 23. 01. 2025).

[31] Radziah Mohamad, Noraniah Yassin und Easter Sandin. „Comparative Evaluation of Automated Unit Testing Tool for PHP“. In: *International Journal of Software Engineering and Technology* 2 (Dez. 2016), S. 7–11.

[32] Rini Anggrainingsih u. a. „Comparison of maintainability and flexibility on open source LMS“. In: Aug. 2016, S. 273–277. DOI: 10.1109/ISEMANTIC.2016.7873850.

[33] Sandro Hartenstein und Andreas Schmietendorf. „KI-gestützte Modernisierung von Altanwendungen: Anwendungsfelder von LLMs im Software Reengineering“. In: Softwaretechnik-Trends Band 44, Heft 2. Gesellschaft für Informatik e.V., 2024. URL: https://dl.gi.de/handle/20.500.12116/44181 (besucht am 15. 08. 2024).

[34] Massimo Chiriatti u. a. „The case for human–AI interaction as system 0 thinking“. In: *Nature Human Behaviour* 8.10 (22. Okt. 2024), S. 1829–1830. DOI: 10.1038/s41562-024-01995-5. URL: https://www.nature.com/articles/s41562-024-01995-5.

Anhang

A Installationshinweise

A.1 Python

Da in dieser Arbeit Python verwendet wird, sollte zu den grundlegenden Paketen, für die Arbeit mit großen Sprachmodellen folgende Zusatzpakete installiert sein.

```
pip3 install langchain
pip3 install ollama
pip3 install transformer
```

Im Weiteren wird kein Hinweis auf verwendete Pakete gegeben. Diese sind evtl. den Fehlermeldungen während und nach der Programmausführung zu entnehmen.

A.2 Installation und Konfiguration von Ollama

Für die Installation von Ollama wird bei Linux folgendes Skript ausgeführt,

```
curl -fsSL https://ollama.com/install.sh | sh
```

Ollama kann in seiner Konfiguration angepasst werden, im Folgenden wurde der Pfad zur den Modellen geändert und die Erreichbarkeit von Ollama über Netzwerk eingestellt. Dazu wird die Datei `/etc/systemd/system/ollama.service` angepasst und der korrekte Host und IP-Adresse gesetzt.

```
  diff --git a/ollama.service b/ollama.service
  --- a/ollama.service
3 +++ b/ollama.service
  @@ -10,3 +10,4 @@
  RestartSec=3
  Environment="PATH=/usr/local/bin:/usr/bin"
```

```
-
+    Environment="OLLAMA_HOST=0.0.0.0"
+    Environment="OLLAMA_MODELS=/home/ai/models"
+
```

Listing 8.1: Ollama Hostanpasssng für Netzwerkbetrieb

Nach der Installation kann die Funktionsfähigkeit geprüft werden, der folgenden Beispielaufruf lädt ein Modell von Ollama und startet dieses.

```
ollama run deepseek-coder-v2:16b
```

Im Anschluss kann über die Konsole mit dem Modell interagiert werden.

A.3 Open WebUI Installationshinweise

Hier wird Open WebUI als docker Container verwendet, es ist also erforderlich vorher docker zu installieren. Die Installation von Open WebUI, unter Debian kann mit folgendem Skript erfolgen.

```
# Pull Open WebUI container.
docker pull ghcr.io/open-webui/open-webui:main

# Run container.
docker run -d --network=host -v open-webui:/app/backend/data \
-e OLLAMA_BASE_URL=http://127.0.0.1:11434 --name open-webui \
--restart always ghcr.io/open-webui/open-webui:main
```

Listing 8.2: Open WebUI installieren

Der Aufruf der UI, kann mittel Browser erfolgen. Hier wird die IP und der Port 8080 angegeben. Beispiel `http://192.168.2.45:8080`.

A.4 Download der Hugging Face Modelle

Ein Hugging Face Modell kann, heruntergeladen werden. Soll das Modell auch nach dem Löschen des lokalen `huggingface`-Caches zur Verfügung stehen, sollte das Modell separat abgespeichert werden. Für den Download und speichern der Modelle kommt das Python-Skript, wie in Listing 8.3 gezeigt zur Anwendung. Hier ist zu erwähnen, dass ausreichend RAM zur Verfügung stehen muss, um die Modelle zu speichern. Mit diesem Script kann ein Modell an einem angegebenen Pfad abgespeichert werden und ist nach dem Cache löschen immer noch lokal vorhanden.

```
__VERSION__ = "0.0.1"
```

```python
from transformers import AutoModelForCausalLM, AutoTokenizer

def load_model_from_huggingface(root_name: str, vendor_name: str) ->
    None:
    """
    Load model from Hugging Face and save local.

    :param root_name (str): Root name of model
    :param vendor_name (str): Vendor name of model
    """
    # Personal access token from Hugging Face.
    access_token = "hf_xxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxx"

    model_path_to_save = f"/hf/models/{vendor_name.replace('-', '_')}"

    tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(
        f"{root_name}/{vendor_name}"
    )
    model = AutoModelForCausalLM.from_pretrained(
        f"{root_name}/{vendor_name}",
        is_decoder=True,
        token=access_token,
    )

    tokenizer.save_pretrained(model_path_to_save)
    model.save_pretrained(model_path_to_save)
```

Listing 8.3: Laden der Modelle von Hugging Face und lokal speichern

A.5 Abfragen lokaler Modelle

Um die Modelle abzufragen, kommt der Code, welcher in Listing 8.4 zu sehen ist, zum Einsatz.

```python
__VERSION__ = "0.0.1"

from langchain_ollama.llms import OllamaLLM
from langchain.prompts import PromptTemplate

from src.execute.execute import (
    read_problem,
    write_log,
    MODEL_SETTING_MAX_TOKEN,
    MODEL_SETTING_TEMP,
```

```
    MODEL_SETTING_TOP_P,
)

MODEL_CONNECT_HOST: str = "192.168.178.140"
MODEL_CONNECT_PORT: str = "11434"


INSTALLED_LLMS: list[dict] = [
    {"model": "qwen2.5-coder:32b", "answer_folder": "qwen25_coder"},
    # more models ...
]

def run_model(problem: str, model: OllamaLLM) -> str:
    """
    Connect to ollama model server.

    :param problem (str): Prompt there is send to ollama server.
    :return Result from ollama server by prompt.
    """
    promt_template: PromptTemplate = PromptTemplate(
        input_variables=["user_prompt"],
        template="{user_prompt}",
    )
    prompt = promt_template.format(user_prompt=problem)

    return model.invoke(prompt)

def connect_model(model_name: str) -> OllamaLLM:
    """
    Connect Ollama hosted model

    :param model_name (str): Model name.
    :return OllamaLLM: Connected model.
    """
    return OllamaLLM(
        base_url=f"{MODEL_CONNECT_HOST}:{MODEL_CONNECT_PORT}",
        model=model_name,
        max_token=MODEL_SETTING_MAX_TOKEN,
        temperature=MODEL_SETTING_TEMP,
        top_p=MODEL_SETTING_TOP_P,
    )

def execute_prompt(
```

```
    task_id: int,
    model_name: str,
    language: str,
    problem_filename: str,
    answer_sub_folder: str,
    prompt_repetitions: int = 10,
) -> bool:
    """
    Create prompts and save local.

    :param task_id (int): Problem id
    :param model_type (str): Type of model.
    :returns bool: True prompt create.
    """
    problem: dict = read_problem(
        task_id=task_id, language=language, problem_filename=
            problem_filename
    )
    prompt: str = problem.get("prompt", None)

    if prompt is None:
        return False

    current_count: int = 0
    max_count: int = prompt_repetitions
    model = connect_model(model_name=model_name)
    while current_count < max_count:
        answer = run_model(problem=prompt, model=model)
        write_log(
            answer=answer,
            key=f"result_{current_count}",
            task_id=f"{language}/{task_id}",
            sub_folder=answer_sub_folder,
        )
        current_count += 1
    return True
```

Listing 8.4: Abfragen der Ollama Modelle

A.6 Abfrage cloudbasierter Modelle

```
__VERSION__ = "0.0.1"
```

```
2
from google import genai
from google.genai import types

from src.execute.execute import (
7     read_problem,
      write_log,
      MODEL_SETTING_MAX_TOKEN,
      MODEL_SETTING_TOP_P,
      MODEL_SETTING_TEMP,
12 )

GOOGLE_PROJECT: str = "XX-XXXxx"
GOOGLE_LOCATION: str = "us-central1"

17 ALLOWED_LLMS: list[dict] = [
      {"model": "gemini-1.5-pro-002", "answer_folder": "gemini15"},
      {"model": "gemini-2.0-flash-exp", "answer_folder": "gemini2"},
]

22 def run_model(problem: str, client: genai.Client, model_name: str) ->
     str:
      """
      Run Google model.

      :param problem (str): Problem or prompt.
27    :param client (genai.Client): Gemini client.
      :param model_name (str): Gemini model name.
      :return (str): Model answer.
      """
      generate_content_config = types.GenerateContentConfig(
32        temperature=MODEL_SETTING_TEMP,
          top_p=MODEL_SETTING_TOP_P,
          max_output_tokens=MODEL_SETTING_MAX_TOKEN,
          response_modalities=["TEXT"],
      )
37
      text: str = ""
      for chunk in client.models.generate_content_stream(
          model=model_name,
          contents=[problem],
42        config=generate_content_config,
      ):
```

```
            text += chunk.text

    return text.rstrip()

def connect_client() -> genai.Client:
    """
    Get Gemini client.

    :return genai.Client: Gemini client.
    """
    return genai.Client(vertexai=True, project=GOOGLE_PROJECT,
                        location=GOOGLE_LOCATION)

def execute_prompt(
    task_id: int,
    model_name: str,
    language: str,
    problem_filename: str,
    answer_sub_folder: str,
    prompt_repetitions: int = 10,
) -> bool:
    """
    Execute model with problem.

    :param task_id (int): Problem task id.
    :param model_name (str): Model name.
    :param language (str): Programming language.
    :param problem_filename (str): File name with problem content.
    :param answer_sub_folder (str): Sub folder for save answer.
    :param prompt_repetitions (int, optional): Count of repetitions.
       Defaults to 10.
    :return bool: _description_
    """
    problem: dict = read_problem(
        task_id=task_id, language=language, problem_filename=
           problem_filename
    )
    prompt: str = problem.get("prompt", None)

    if prompt is None:
        return False

    current_count: int = 0
```

```
    max_count: int = prompt_repetitions
    client = connect_client()
    while current_count < max_count:
        answer: str = ""
        answer = run_model(problem=prompt, client=client, model_name=
            model_name)
        write_log(
            answer=answer,
            key=f"result_{current_count}",
            task_id=f"{language}/{task_id}",
            sub_folder=answer_sub_folder,
        )
        current_count += 1
    return True
```

Listing 8.5: Ausführen der Prompts für Gemini Modelle.

```
__VERSION__ = "0.0.1"

from openai import OpenAI

from src.execute.execute import (
    read_problem,
    write_log,
    MODEL_SETTING_MAX_TOKEN,
    MODEL_SETTING_TOP_P,
    MODEL_SETTING_TEMP,
)

OPEN_AI_KEY: str = (
    "OPEN_AI_PERSONAL_KEY"
)
OPEN_AI_ORG: str = "org-XXXX"
OPEN_AI_PROJECT: str = "proj_YYYY"

ALLOWED_LLMS: list[dict] = [
    {"model": "gpt-3.5-turbo", "answer_folder": "gpt35"},
    {"model": "gpt-4-turbo", "answer_folder": "gpt4"},
]

def run_model(problem: str, client: OpenAI, model_name: str) -> str:
    """
    Run OpoenAI models.
```

```
    :param problem (str): Problem or prompt
    :param client (OpenAI): OpenAI client.
    :param model_name (str): OpenAI model name.
    :return str: Model answer.
    """
    completion = client.chat.completions.create(
        model=model_name,
        max_tokens=MODEL_SETTING_MAX_TOKEN,
        temperature=MODEL_SETTING_TEMP,
        top_p=MODEL_SETTING_TOP_P,
        messages=[
            {
                "role": "user",
                "content": problem,
            },
        ],
    )

    return completion.choices[0].message.content

def connect_client() -> OpenAI:
    """
    Get OpenAI client.

    :return OpenAI: OpenAI client.
    """
    return OpenAI(
        api_key=OPEN_AI_KEY,
        organization=OPEN_AI_ORG,
        project=OPEN_AI_PROJECT,
    )

def execute_prompt(
    task_id: int,
    model_name: str,
    language: str,
    problem_filename: str,
    answer_sub_folder: str,
    prompt_repetitions: int = 10,
) -> bool:
    """
    Execute model.
```

```
    :param task_id (int): _description_
    :param model_name (str): _description_
    :param language (str): _description_
    :param problem_filename (str): _description_
    :param answer_sub_folder (str): _description_
    :param prompt_repetitions (int, optional): _description_. Defaults
        to 10.
    :return bool: _description_
    """
    problem: dict = read_problem(
        task_id=task_id, language=language, problem_filename=
            problem_filename
    )
    prompt: str = problem.get("prompt", None)

    if prompt is None:
        return False

    current_count: int = 0
    max_count: int = prompt_repetitions
    client = connect_client()
    while current_count < max_count:
        answer: str = ""
        answer = run_model(problem=prompt, client=client, model_name=
            model_name)
        write_log(
            answer=answer,
            key=f"result_{current_count}",
            task_id=f"{language}/{task_id}",
            sub_folder=answer_sub_folder,
        )
        current_count += 1
    return True
```

Listing 8.6: Ausführen der Prompts für OpenAI Modelle.

A.7 Evaluation der Antworten von den Modellen

Das Listing 8.7 zeigt beispielhaft eine Suche nach Codezeilen in einer Antwort eines Modells. Die Methode `search_generated_code` muss auf jedes Modell angepasst sein.

```
def search_generated_code(content: str) -> str:
```

```
    """
    Search the generated code in string, it is one line of file.
    :param content (str): Answer from LLM.
    :returns str: Generated code.
    """
    for index in [i for i in range(0, 10)]:
        if content.startswith('{"result_' + str(index) + '":"'):
            generated_code: str = content.split(
                '{"result_' + str(index) + '":"')[1]
            generated_code = generated_code[:-2]
            generated_code = generated_code.strip()

        if len(generated_code.split("```php")) > 1:
            generated_code = generated_code.split("```php")[1]
            generated_code = generated_code.split("```")[0]

        if generated_code.startswith("<?php"):
            generated_code = generated_code.split("<?php")[1]
            generated_code = generated_code.split("?>")[0]

        if len(generated_code.split(r"\n}\n")) > 0:
            generated_code = generated_code.split(r"\n}\n")[0] + "\n}\n"

        return generated_code
    return ""
```

Listing 8.7: Evaluation der Modellantworten: Suche nach Codeausschnitten

Anlagen

Erklärung zur Verwendung von KI-Systemen

Ich erkläre, dass ich

- mich aktiv über die Leistungsfähigkeit und Beschränkungen der in meiner Arbeit eingesetzten KI-Systeme informiert habe;
- alle Inhalte aus wissenschaftlich anerkannten Quellen entnommen und entsprechend gekennzeichnet habe; alle Inhalte unter Anwendung wissenschaftlicher Methoden im Rahmen der vorliegenden Arbeit von mir selbst entwickelt wurden;
- mir bewusst bin, dass ich als Autor*in dieser Arbeit die Verantwortung für die in ihr gemachten Angaben und Aussagen trage.

Bei der Erstellung der Arbeit habe ich die folgenden auf künstlicher Intelligenz (KI) basierten Systeme in der im Folgenden dargestellten Weise benutzt:

Arbeitsschritt	**Eingesetzte(s) KI-System(e)**	**Beschreibung der Verwendungsweise**
Generierung von Ideen und Konzeption der Arbeit	- - - -	- - - -
Literatursuche	- - - -	- - - -
Literaturanalyse	- - - -	- - - -
Literaturverwaltung und Zitationsmanagement	- - - -	- - - -
Auswahl der Methoden und Modelle	- - - -	- - - -
Datensammlung und -analyse	- - - -	- - - -

Generierung von Programmcodes	ChatGPT und Gemini	Erstellen grundlegender Anweisungen und Coderecherche für Python
Erstellung von Visualisierungen	- - - -	- - - -
Interpretation und Validierung	- - - -	- - - -
Strukturierung des Texts der Arbeit	ChatGPT	Generierung von Vorschlägen für den Aufbau der Kapitel
Formulierung des Texts der Arbeit	ChatGPT	Umformulieren von Absätzen, mit denen ich nicht zufrieden war
Übersetzung des Texts der Arbeit	DeepL	Übersetzung von Text für eigenen Code
Redigieren des Texts	ChatGPT und Duden Online	Korrektur von Rechtschreibfehlern und Grammatikfehlern und Umstrukturierung von Satzbau
Vorbereitung der Präsentation des Texts	- - - -	- - - -
Sonstiges	- - - -	- - - -

Temmen-Ringenwalde, 16. Februar 2025 , _____

Ort, Datum Unterschrift