

Bachelor Thesis (173312) Angewandte Informatik (SPO1a)

Einsatz von Künstlicher Intelligenz zur Testfallgenerierung

Marvin Müller*

9. Januar 2025

Eingereicht bei Prof. Dr. rer. nat. Nicole Ondrusch

*212117, mmueller3@stud.hs-heilbronn.de

Inhaltsverzeichnis

Αl	okürzungsverzeichnis		ı	II			
ΑI	obildungsverzeichnis		ľ	V			
Ge	ender Hinweis		,	V			
Αl	ostract		\	/ I			
Zι	ısammenfassung		V	II			
1	Einleitung 4 bis 7 Seiten1.1 Motivation1.2 Forschungsfrage1.3 Ziel der Arbeit1.4 Vorgehensweise			1 2 3 3			
2	Grundlagen und Hintergrund 6 bis 10 Seiten 2.1 KI 2.2 LLM 2.3 Prompting 2.4 RAG 2.5 Testfall 2.6 Anforderungsspezifikation		4 4 4 4 4 4			
3	Related Work und aktuelle Forschung 4 bis 7 Seiten			5			
4	Methodik 4 bis 7 Seiten			7			
5	Ergebnisse 20 bis 35 Seiten						
6	Fazit und Ausblick 2 bis 3 Seiten		1	.0			
Lit	teratur		1	.1			
Ei	desstattliche Erklärung		1	.2			
Αı	nhang		1	.3			

Abkürzungsverzeichnis

AI: Artificial Intelligence

Destatis: Statistisches Bundesamt

GUI: Graphical User Interface (Deutsch: Grafische Benutzeroberfläche)

LLM: Large Language Model (Deutsch: Großes Sprachmodell)

KI: Künstliche Intelligenz

RAG: Retrieval Augmented Generation

Abbildungsverzeichnis

4.1	Eine Anforderungsspezifikation mit Informationen und Anweisungsschritten	7
4.2	Aus der Anforderungsspezifikation erzeugten manuelle Testfälle	8

Gender Hinweis

In dieser Bachelorarbeit aus Gründen der besseren Lesbarkeit das generische Maskulinum verwendet. Dabei gilt die männliche Sprachform für alle Geschlechter.

Abstract

This bachelor thesis investigates the use of artificial intelligence in the creation of requirement test cases, taking into account the requirement specifications provided by artificial intelligence. The aim of the work and the evaluation of the results was to find out whether artificial intelligence is able to generate requirement test cases that achieve a higher test quality and test coverage than requirement test cases created by humans/developers. The same requirement specifications were used and the test cases were compared with each other. The intention was to contribute to the improvement of test case generation.

The results of this bachelor thesis show that

Keywords: AI, LLM, RAG, Prompting, Test Case Generation

Zusammenfassung

Diese hier vorliegende Bachelorarbeit erforscht den Einsatz von Künstlicher Intelligenz bei der Erstellung von Anforderungstestfällen unter Berücksichtigung der Künstlichen Intelligenz zur Verfügung gestellten Anforderungsspezifikationen. Ziel der Arbeit und der Auswertung der Ergebnisse war es herauszufinden, ob Künstliche Intelligenz dazu in der Lage ist, Anforderungstestfälle zu erzeugen, die eine höhere Testqualität und Testabdeckung erreichen als von Menschen/Entwicklern erstelle Anforderungstestfälle. Dabei wurden die gleichen Anforderungsspezifikationen verwendet und die Testfälle miteinander verglichen. Intention war es, einen Beitrag zur Verbesserung der Testfallgenerierung zu leisten.

Die Ergebnisse dieser Bachelorarbeit zeigen, dass

Stichwörter: KI, LLM, RAG, Prompting, Testfallgenerierung

1 Einleitung 4 bis 7 Seiten

Über die Motivation und das Ziel der Bachelorarbeit wird in Kapitel 1 Einleitung eingegangen.

1.1 Motivation

In den vergangenen Jahren hat in dem Bereich Künstliche Intelligenz (KI) eine rasante Entwicklung stattgefunden. Diese hat dabei eine Auswirkung auf das private als auch auf das geschäftliche Leben. In dem Artikel von (Streim und Hecker, 2023) wird die vom Branchenverband der deutschen Informations- und Telekommunikationsbranche - Bitkom - durchgeführten Studie erwähnt. Nach dieser hat sich der Anteil der deutschen Unternehmen, welche KI nutzen, von 9% im Jahr 2022 auf 15% im Jahr 2023 nahezu verdoppelt. Dabei sehen 68% der Befragten KI als Chance.

In einer Pressemitteilung vom 25. November 2024 gibt das Statistische Bundesamt (Destatis, 2024) bekannt, dass bereits 20% der in Deutschland ansässigen Unternehmen KI verwenden. Dabei sind die drei häufigsten Einsatzbereiche für KI Textmining - Analyse geschriebener Sprache mit 48%, Spracherkennung mit 47% und die Erzeugung von natürlicher Sprache mit 34%. Dies zeigt eine rasante Steigerung der Nutzung von KI alleine in den letzten drei Jahren und es lässt sich erkennen, dass KI bereits vielfältig einsetzbar und nutzbar ist. Gerade in der Informatik und der Softwareentwicklung.

In dieser Arbeit stehen KI Sprachmodelle im Vordergrund. Diese sogenannten Large Language Models (LLM) bieten sich laut (Kerner, 2024) dafür an, redundante und sich ähnliche Aufgaben für den Anwender zu erledigen. Gut geeignet ist dafür die Textgenerierung durch LLM. LLM werden deshalb bereits in verschiedensten Bereichen der Textgenerierung verwendet. Zu nennen sind dabei Übersetzung, Texterstellung, Textzusammenfassung, Kategorisierung und Klassifizierung. Eine Anwendungsmöglichkeit der Textgenerierung ist deshalb die Testfallgenerierung durch die KI. Das Erstellen von Testfällen mithilfe von KI kann erhebliche Zeit- und Kosteneinsparungen für Unternehmen und Tester ermöglichen.

Ein Testfall hat eine Struktur, welche definierten Regeln entspricht. In der Softwareentwicklung, aber auch allgemein in fast allen beruflichen und wissenschaftlichen Bereichen wird getestet. Somit ist die Testfallgenerierung durch KI nahezu universell einsetzbar. Es gibt bereits KI Tools und Arbeiten, welche sich mit dem Thema KI erzeugte Testfälle beschäftigt haben. Zu nennen sind dabei die Werke von (Bozic, 2022) und (Weingartz und Suleymanov, 2024). Vorteile von KI generierten Testfälle sind dabei eine gesteigerte Qualität und Kosten und Zeiteinsparungen.

In der Arbeit von (Ouédraogo et al., 2024) wird die Wirksamkeit von LLM bei der Erstellung von Unit Tests untersucht. Dabei kommen die Autoren zu dem Schluss, dass die mit LLM erzeugten Junit Tests den von Menschen geschriebenen Tests in Bezug auf Codierungsstandards sehr ähneln.

Die Autoren (Liu et al., 2024) beschäftigen sich in ihrer Arbeit mit dem Thema des automatischen GUI Testing. Dabei sehen sie einen großen Fortschritt im Bereich des automatischen GUI Testing, kommen jedoch zu der Erkenntnis, dass von LLM erzeugte Tests noch eine geringe Aktivitätsabdeckung aufweisen.

Wie bei allen neuen Technologien ist es essenziell, sich auch der damit verbundenen Risiken bewusst zu sein. Ein Nachteil der KI ist zum Beispiel das Phänomen der Halluzination. Laut (Siebert, 2024) beschreibt dieses Phänomen eine KI Antwort, welche nicht mit den gegebenen Input übereinstimmt und faktisch nicht richtig ist.

Ebenfalls ist der Umgang mit Daten nicht sicher. Ein mögliches Problem sind unternehmensinterne und auch persönliche Daten. Laut (Möllers, 2024) gibt es keine Transparenz darüber, wie diese behandelt werden, wenn sie einem LLM zur Verfügung gestellt werden. Persönliche Daten könnten missbraucht werden und LLM könnten mit unternehmensinternen Daten antrainiert werden, welche die Konkurrenz dann nutzen könnte. Daher stellt sich die Frage, ob es sinnvoller ist, ein eigenes Modell anzutrainieren, um die Sicherheit und Kontrolle über die Daten zu gewährleisten. Eine empfohlene Maßnahme für dieses Risiko ist die Anonymisierung persönlicher und sensibler Daten, bevor man diese der LLM zur Verfügung stellt.

Da die im letzten Absatz beschriebene Lösung mit Zeit und Aufwand verbunden ist, bieten sich andere Methoden an und Modelle, welche Retrieval Augmented Generation (RAG) verwenden können, können sich gut für die Aufgabe der Testfallgenerierung eignen. Laut (Honroth et al., 2024) beschreibt die Technik RAG den Vorgang, dass das Wissen, welches das LLM benötigt, nicht aus dem Prompt - der Eingabe - kommen muss. Informationen aus Dateien, die dem LLM zur Verfügung gestellt werden, können ebenfalls verwendet werden.

1.2 Forschungsfrage

Folgende Forschungsfrage soll untersucht werden und dient als Grundlage zur Durchführung der Arbeit. Sie ist dabei aus der Motivation entstanden.

1. Ist es möglich, dass Large Language Models dazu in der Lage sind, aus Anforderungsspezifikationen Anforderungstestfälle zu erzeugen, welche eine höhere Testqualität und Testabdeckung aufweisen, als manuell erstellte Testfälle, die aus den gleichen Anforderungsspezifikationen erstellt werden?

1.3 Ziel der Arbeit

Ziel der Arbeit ist es, die Grundlagen und Anwendungsmöglichkeiten und -verfahren zu erforschen, durchzuführen und zu evaluieren.

Diese Bachelorarbeit soll ein Konzept und eine Vorgehensweise entwickeln, die sich für den Einsatz von KI für die Generierung von Anforderungstestfällen aus der KI zur Verfügung gestellten Anforderungsspezifikationen eignet. Diese stützt sich dabei auf bereits bestehender Vorgehensweisen und Modelle. Durch die theoretische und praktische Aufarbeitung, Erprobung und Verbesserung bestehender Vorgehensweisen und Modellen soll sie dabei ein Beitrag sein, die Effizienz und Qualität der mit Hilfe von KI erstellten Testfälle zu verbessern.

1.4 Vorgehensweise

Der Plan der vorliegenden Arbeit gestaltet sich wie folgt: Zuerst wird eine Literaturrecherche durchgeführt. Dabei liegt der Fokus auf das Finden von bereits vorhandener Vorgehensweisen und Modellen im Bezug auf Textgenerierung im Allgemeinen und Testfallgenerierung im Besonderen. Es ist ebenfalls notwendig, sich über Begriffe und Techniken, welche während der Umsetzung der Arbeit notwendig sind, tiefer zu ergründen. Wichtig ist dabei zu ergründen, wie ein Testfall und eine Anforderungsspezifikation aufgebaut sind, welche Merkmale und welche Kriterien sie erfüllen müssen. Es muss erforscht werden, was eine KI ist, wie Modelle - LLM - aufgebaut sind und welche sich zur Testfallgenerierung eignen. Das Ermitteln geeigneter Prompting Methoden wie der Methode RAG ist ebenfalls erforderlich. Das Ziel ist dabei, die Untersuchung und Entdeckung bereits vorhandener Anwendungsmöglichkeiten, Vorgehensweisen und Modellen zur KI gesteuerten Testfallgenerierung.

Nachdem passende Modelle und Vorgehen ermittelt wurden und passende Testdaten, welche sich in Anforderungsspezifikationen und aus diesen manuell erstellte Anforderungstestfälle gliedern, beginnt die praktische Umsetzung der Arbeit. Dabei liegt die Durchführung und Dokumentation der von der KI erstellten Anforderungstestfälle im Vordergrund.

Zum Schluss werden die von der KI erstellten Anforderungstestfälle mit manuell erstellten Anforderungstestfälle verglichen und auf ihr Abschneiden im Bezug auf Testqualität und Testabdeckung ermittelt. Die Ergebnisse werden analysiert und hinsichtlich Aufwand, Durchführbarkeit und Richtigkeit ausgewertet. Dabei wird für die Auswertung Metriken verwendet, die in Kapitel 4 Methodik näher erläutert werden. Nachdem die Ergebnisse ausgewertet werden, gibt es eine Einordnung der Ergebnisse und eine Diskussion über mögliche zukünftige Entwicklungen in dem Bereich KI generierte Testfallerstellung.

2 Grundlagen und Hintergrund 6 bis 10 Seiten

Das Kapitel 2 Grundlagen und Hintergrund widmet sich den wissenschaftlichen Grundlagen und klärt über Begriffe und Methoden auf, die für das Verstehen und das Durchführen der Arbeit essenziell sind.

- 2.1 KI
- 2.2 LLM
- 2.3 Prompting
- 2.4 **RAG**
- 2.5 Testfall
- 2.6 Anforderungsspezifikation

3 Related Work und aktuelle Forschung 4 bis 7 Seiten

Zum Thema KI im Allgemeinen und besonders im Hinblick auf Sprachmodelle zur Textgenerierung gibt es bereits viele wissenschaftliche Arbeiten. Zu nennen sind dabei die Werke von (Iqbal und Qureshi, 2022), (Yuan et al., 2021), (Khan et al., 2024), (Bhandari et al., 2024), (Gu et al., 2024), (Chen et al., 2024) und (Wang und Zhu, 2024), auf welche in diesem Kapitel näher eingegangen wird.

Für den Einstieg zu dem Thema eignet sich beispielsweise ein wissenschaftliches Paper, welches einen Überblick bietet. Das Paper von (Iqbal und Qureshi, 2022) stellt viele Deep Learning Modelle vor, die für die Generierung von Text verwendet wurden. Dabei werden die verschiedenen Modelle zusammengefasst und das Paper ermöglicht einen detaillierten Überblick über die Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft von Textgenerierungsmodellen im Deep Learning. Die Autoren gehen davon aus, dass in Zukunft immer bessere Modelle entwickelt werden und dass die Forschung im Bereich der Texterzeugung weiter vorangetrieben wird. Das Paper macht jedoch auch deutlich, dass Modelle bei längeren Texten die natürliche Sprache noch nicht vollständig begriffen haben.

Nicht nur die Textgenerierung durch KI ist wichtig, sondern auch die Auswertung des generierten Textes. Die Autoren (Yuan et al., 2021) stellten sich die Frage, wie man die generierten Texte nach Flüssigkeit, Genauigkeit und Effektivität beurteilen kann. Dafür entwickelten sie eine Metrik: Der sogenannte "BARTSCORE" bewertet flexibel und unüberwacht aus unterschiedlichen Blickwinkeln. Unter anderem betrachtet er Informativität, Geläufigkeit oder Faktizität der generierten Texte. Die Autoren kommen zum Schluss, dass ihr Modell in 16 von 22 Settings besser abgeschnitten hat als andere gut bewertete Metriken.

Ziel einer dieser Arbeiten ist es, einen Überblick über die Rolle von KI bei der Automatisierung von Softwaretests zu geben. Die Autoren (Khan et al., 2024) stellen die These auf, dass das Ziel der automatisierten Softwaretesterstellung mit KI möglich sein könnte. Im Werk werden zum Schluss entscheidende Schwierigkeiten, Probleme und Voraussetzungen vorgestellt. Am Ende bekräftigen die Autoren jedoch ihre These, dass das Testen von Software mit einer Reihe von Automatisierungsgadgets möglich sein könnte.

Die Arbeit von (Bhandari et al., 2024) beschäftigt sich mit dem Potenzial der Anpassung von LLMs für den Bereich des Chip Testens. Dabei sind funktionale Tests, die sich auf Testbenches stützen, wichtig für das Chipdesign. Es wird Feedback in die LLM eingegeben, um so die Testbench Generierung zu verbessern. Dies findet iterativ statt, um die Testabdeckung zu verbessern. Die Autoren nennen als Herausforderungen die Wiederholung der Antworten und die Feinabstimmung des LLM mit dem Umfang der Arbeit. Die Wertung der Testbenches in Bezug auf die Abdeckung gestaltet sich als nicht einfach. Trotzdem kommen sie zum Schluss, dass durch das Feedback die Testbenches besser verstanden werden. Ein entscheidender Faktor für die Qualität der Ausgabe ist dabei der Prompt.

Weitere Werke beschäftigen sich mit dem Einsatz von KI bei der Erstellung von Unit Tests. Die Autoren (Gu et al., 2024) nennen drei mögliche Probleme bei der Erzeugung von Testfällen. Ein unzureichender Kontext, fehlende Test- und Abdeckungsinformationen und das Problem, dass LLM sich in Wiederholungsschleifen befinden können. Als Lösung bieten sie das Tool TestART an, welches eine Erfolgsquote von 78,55% aufweist. Die Autoren (Chen et al., 2024) stellen in ihrer Arbeit ein Tool namens ChatUniTest vor, welches ebenfalls die Qualität von durch KI erzeugte Unit Tests verbessern soll.

Der aus Sprachmodellen generierte Code wirft Fragen im Bereich der Qualität und Korrektheit auf. Die Autoren (Wang und Zhu, 2024) gehen davon aus, dass sie Fehler im Code aufspüren können, indem sie Inkonsistenzen finden. Sie kommen zu dem Ergebnis, dass sie in der Lage sind, 75% der von GPT-4 generierten fehlerhaften Programme zu erkennen, wobei sie eine Falsch Positiv Rate von 8,6% haben. Die Autoren kommen zu der Erkenntnis, dass Entwickler möglicherweise nur eine sehr kleine Teilmenge des LLM generierten Codes untersuchen müssen, um die meisten Fehler zu finden. Die in der Arbeit vorgestellte Methodik dient als Inspiration, wie diese Arbeit aufgebaut ist.

4 Methodik 4 bis 7 Seiten

Als Grundlage zur Erstellung von Testfällen dienen Anforderungsspezifikationen. Wichtig ist dabei, dass man sowohl Anforderungsspezifikationen als auch manuell erstellte Testfälle, die aus diesen Anforderungsspezifikationen erstellt wurden, findet.

Step No.	Module	Type of Testing	Test Cases	Pre-Condition	Expected Result	Post-Condition	Actual Result	Test Data	Status
1		Compatibility Testing	Checking the URI, in Different Browsers	Run the link in Different Browsers	Should run in different Browsers	Browsers should be display	found as per expectation	Chrome Internet Explorar	Passed
2			Checking the color,size & text alignment of different elements should match with their requirement.	Run the link	Should be as per the requirement	Bun the link	Found as per expectation	N/A	Passed
3			Checking icons that uses in login page are perfect or not	.Bun the link	Should be perfect	Bun the link	Found as per expectation	N/A	Passed
4		Ul Testing	Checking the title of login page	But the link	Should be correct	Run the link	Found as per expectation	N/A	Passed
5		U. resong	Check the spelling error	But the link	Should be correct	Sun the link	Found as per expectation	N/A	Passed
6			Checking grammatical error	Bun the link	No grammatical error	Run the link	Found as per expectation	N/A	Passed
7			Checking the login page is responsive & aligns properly on different screen and devices.	But the link	Should be run properly	Sun the link	Found as per expectation	N/A	Passed
8			Check the Login button	Click on the "Login" button.	The login form should be displayed	Display the form	Found as per expectation	N/A	Passed
9			Enter a valid email & a valid password	Enter a valid email and password & click the Submit button.	Successful login	User should be able to see the login page	Successful login	Email ankasinthy 41321@gmail.co m	Passed
10			Enter a valid email & invalid password	Enter a valid email and invalid password & click the Submit button.	It will show an error message 'invalid email or password'	error message "invalid email or password"	Unsuccessful login	Email:anikasinthy 41321@gmail.co m	Failed
11			Enter a invalid email & valid password	Enter invalid email and valid password & click the Submit button	It will show an error message 'invalid email or password' It will show an error	error message 'invalid email or password'	Unauccessful login	Password:1234@ A&	falled
	Test Page Test	Gase Scottario Text C	Med Max Bus Book Test Metrics +	Enter invalid email and invalid	It will show an error			_	
dest fi			and the second s					100 A 10	

Abbildung 4.1: Eine Anforderungsspezifikation mit Informationen und Anweisungsschritten

Nur so können diese Testfälle mit den KI generierten Testfällen valide verglichen und ausgewertet werden. Eine Quelle für Daten können Opensource Projekte auf Github sein, welche zu finden sind.

Eine Anforderungsspezifikation enthält dabei Informationen und Anweisungsschritte, aus denen dann das LLM einen geeigneten Testfall generieren soll.

Test Scenario ID	Reference	Test Scenario Description	Priority	Number of Test Cases
TS_MA_001		Validate the URL in Different Browsers	P1	
TS_MA_002		Verify that the login functionality on the MobileAction website works as expected.	P1	
TS_MA_003		Validate the working of 'Contact' functionality	P1	
TS_MA_004		Validate the working of 'Go to SearchAds' functionality	P4	
TS_MA_005		Validate the working of 'Schedule a demo' functionality	P4	
TS_MA_006		Validate the working of 'products' functionality	P2	
TS_MA_007		Validate the working of 'Solutions' functionality	P2	

Abbildung 4.2: Aus der Anforderungsspezifikation erzeugten manuelle Testfälle

Nachdem die vorbereiteten Schritte abgeschlossen sind, beginnt der praktische Teil der Arbeit. Die Testfälle werden erzeugt und miteinander verglichen.

Für die Auswertung der von der KI erstellten Testfällen und den Vergleich zwischen ihnen und den manuell erstellten Testfällen dient das Werk von (Wang und Zhu, 2024) als Inspiration. Für die Evaluation der erstellten Testfälle gibt es eine Metrik mit vier Kategorien:

True Positives (TP)
False Positives (FP)
True Negatives (TN)
False Negatives (FN)

In dieser Arbeit wird ChatGPT verwendet.

TODO AUSFORMULIEREN WARUM CHATGPT UND WELCHES MODELL WELCHE STATISTIKEN

Wenn es LLM gibt, welche Testfälle generieren können, welche die Struktur und den Inhalt der Dokumente gut abdecken können, ist die Forschungsfrage positiv beantwortet. Am Ende werden die Ergebnisse kritisch eingeordnet und mögliche zukünftige Entwicklungen genannt.

5 Ergebnisse 20 bis 35 Seiten

In Kapitel 5 werden die Ergebnisse der von der KI erstellten Anforderungstestfälle dokumentiert und erläutert.

6 Fazit und Ausblick 2 bis 3 Seiten

Über die Einordnung der Ergebnisse dieser Arbeit und mögliche Bedeutungen für die Zukunft wird in Kapitel 6 Fazit und Ausblick Auskunft gegeben.

Literatur

- Bhandari, J., Knechtel, J., Narayanaswamy, R., Garg, S., & Karri, R. (2024). LLM-Aided Testbench Generation and Bug Detection for Finite-State Machines. ar-Xiv:2406.17132, 1.
- Bozic, S. (2022). bbv [abgerufen am 03.11.2024]. https://bbv-software.de/insights/blog/ai-
- Chen, Y., Hu, Z., Zhi, C., Han, J., Deng, S., & Yin, J. (2024). ChatUniTest: A Framework for LLM-Based Test Generation. arXiv:2305.04764, 2.
- Destatis. (2024). Jedes fünfte Unternehmen nutzt künstliche Intelligenz [abgerufen am 05.11.2024]. https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2024/11/ PD24 444 52911.html#:~:text=444%20vom%2025.,November%202024&text= $WIESBADEN\%20\%E2\%80\%93\%20 \\ Jedes\%20f\%C3\%BCnfte\%20 \\ Unternehmen\%$ 20(20, Einheiten % 20 mit % 20 mindestens % 20 zehn % 20 Besch % C3 % A4 ftigten.
- Gu, S., Fang, C., Zhang, Q., Tian, F., Zhou, J., & Chen, Z. (2024). TestART: Improving LLM-based Unit Test via Co-evolution of Automated Generation and Repair Iteration. arXiv:2408.03095, 3.
- Honroth, T., Siebert, J., & Kelbert, P. (2024). Frauenhofer [abgerufen am 22.11.2024]. https://www.iese.fraunhofer.de/blog/retrieval-augmented-generation-rag/
- Igbal, T., & Qureshi, S. (2022). The survey: Text generation models in deep learning. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, 34(6), 2515 - 2528.
- Kerner, S. M. (2024). ComputerWeekly [abgerufen am 03.11.2024]. https://www.computerweekly. com/de/definition/Large-Language-Model-LLM
- Khan, F. I., Mahmud, F. U., & Hoseen, A. (2024). A New Approach of Software Test Automation Using AI. Journal of Basic Science and Engineering, 21(2), 559–570.
- Liu, Z., Chen, C., Wang, J., Chen, M., Wu, B., Che, X., Wang, D., & Wang, Q. (2024). Make LLM a Testing Expert: Bringing Human-like Interaction to Mobile GUI Testing via Functionality-aware Decisions. ICSE '24: Proceedings of the IEEE/ACM 46th International Conference on Software Engineering, 46(100), 1–13.
- Möllers, N. (2024). Keyed [abgerufen am 03.11.2024]. https://keyed.de/blog/kuenstlicheintelligenz-und-datenschutz/
- Ouédraogo, W. C., Kaboré, K., Tian, H., Song, Y., Koyoncu, A., Klein, J., Lo, D., & Bissyandé, T. F. (2024). Large-scale, Independent and Comprehensive study of the power of LLMs for test case generation. arXiv:2407.00225, 1(1).
- Siebert, J. (2024). Frauenhofer [abgerufen am 22.11.2024]. https://www.iese.fraunhofer. de/blog/halluzinationen-generative-ki-llm/
- Streim, A., & Hecker, J. (2023). Bitkom [abgerufen am 03.11.2024]. https://www.bitkom. org / Presse / Presseinformation / Deutsche-Wirtschaft-drueckt-bei-Kuenstlicher-Intelligenz-aufs-Tempo
- Wang, X., & Zhu, D. (2024). Validating LLM-Generated Programs with Metamorphic Prompt Testing. arXiv:2406.06864, 1.
- Weingartz, R., & Suleymanov, N. (2024). aqua [abgerufen am 03.11.2024]. https://aquacloud.io/de/ai-to-write-tests/
- Yuan, W., Neubig, G., & Liu, P. (2021). BARTSCORE: Evaluating Generated Text as Text Generation. arXiv:2106.11520, 2.

Eidesstattliche Erklärung

Ort, Datum	Unterschrift

Anhang

In diesem Anhang befinden sich die von der KI erzeugten Testfälle.