

**CookBERT – Adapting BERT for the Cooking Domain**

Bachelor thesis in Media Informatics at the Institute for Language, Literature and Cultural Studies (I:IMSK)

Submitted by: Pascal Strobel

Address: Gluckstraße 3, 93053 Regensburg

E-Mail (university): pascal.strobel@stud.uni-regensburg.de

E-Mail (private): paschistrobel@web.de

Matriculation number: 2106133

First reviewer: Prof. Dr. Udo Kruschwitz

Second reviewer: PD Dr. David Elsweiler

Supervisor: Alexander Frummet (M. Sc.)

Current semester: 7

Submitted on: 30.2.2016

Contents

[1 Introduction 8](#_Toc94705447)

[2 Background – BERT architecture 10](#_Toc94705448)

[2.1 Attention 10](#_Toc94705449)

[2.2 Transformers 10](#_Toc94705450)

[2.3 Transfer Learning 10](#_Toc94705451)

[2.4 Pre-training 10](#_Toc94705452)

[2.5 Finetuning 10](#_Toc94705453)

[3 Related Work 11](#_Toc94705454)

[3.1 Adapting BERT to specific domains 11](#_Toc94705455)

[3.2 BERT for the cooking domain 11](#_Toc94705456)

[3.3 Summary 12](#_Toc94705457)

[4 Methodology 12](#_Toc94705458)

[4.1 Data for DAPT 12](#_Toc94705459)

[4.2 DAPT/ vocabulary insertion 12](#_Toc94705460)

[4.3 Tools and environment 12](#_Toc94705461)

[4.4 Implementation details 12](#_Toc94705462)

[4.5 Evaluation tasks 13](#_Toc94705463)

[4.5.1 Multi-class classification 13](#_Toc94705464)

[4.5.2 Named-entity recognition 13](#_Toc94705465)

[4.5.3 Question Answering 13](#_Toc94705466)

[5 Evaluation 13](#_Toc94705467)

[5.1 Multi-class classification 13](#_Toc94705468)

[5.2 Named-entity recognition 13](#_Toc94705469)

[5.3 Question Answering 13](#_Toc94705470)

[6 Discussion 13](#_Toc94705471)

[7 Limitations 13](#_Toc94705472)

[8 Conclusion and Outlook 13](#_Toc94705473)

[Bibliography 14](#_Toc94705474)

[Anhang A: Bausteine wissenschaftlicher Arbeiten 16](#_Toc94705475)

[A1 Theoretische Arbeit 16](#_Toc94705476)

[A2 Konstruktive Arbeit 16](#_Toc94705477)

[A3 Empirische Arbeit 16](#_Toc94705478)

[Erklärung zur Urheberschaft 18](#_Toc94705479)

Abbildungsverzeichnis (optional, in der Regel nicht notwendig)

[Abbildung 1: Blumen (Quelle, Jahr, Seitenzahl) 18](#_Toc359834290)

Tabellenverzeichnis (optional, in der Regel nicht notwendig)

[Tabelle 1: Empfohlener Textumfang 18](#_Toc359834281)

**Zusammenfassung**

Abstract

* Recent Fortschritt in NLP hat sich auch auf CA ausgewirkt, welche zunehmend ubiquitous werden und in vielen Bereichen des Lebens zu finden sind
* Früher regelbasiert, heute neuronale Netzte
* Eines davon ist BERT

# Introduction

Conversational agents (CAs) like Amazon’s Alexa or Apple’s Siri become more and more pervasive and are applied in a broad range of contexts, including health (Ni et al., 2017; Xu et al., 2019), elderly care (Bickmore et al., 2005), education (Graesser et al., 1999; Winkler et al., 2020), customer service (Cui et al., 2017) and home cooking (Angara et al., 2017; Chu, 2021). Although various terms to describe different forms of CAs exist in literature and media (e. g. chatbot, dialogue system, personal digital assistant), they all provide an alternative to traditional methods for humans to seek for information by making the search process more conversational, mainly via written or spoken natural language (McTear, 2020, pp. 12–13). Users benefit from this more natural interaction as it promises an increased ease of use and speed of user request as well as a convenient usage (Brandtzaeg & Følstad, 2017). While early approaches to create CAs were mainly based on handcrafted rules (e. g. Weizenbaum’s ELIZA (1966)), this now shifted towards the usage of large amounts of data to train powerful deep neural networks which can gain a superb grasp of human language.

One of the most promising models in recent development is Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) - a huge neural network proposed by the Google AI team (Devlin et al., 2018) which is pretrained on 3.3 billion words from BooksCorpus (Zhu et al., 2015) and English Wikipedia. It builds upon previous approaches on pretraining contextual representations, particularly Semi-supervised Sequence Learning (Dai & Le, 2015), GPT (Radford et al., 2018), ELMo (Peters et al., 2018), and ULMFit (Howard & Ruder, 2018) and thus also follows the new trend in NLP: transfer learning. Transfer learning is the technique of transferring knowledge gained from performing one task to another, similar one, and is therefore beneficial compared to the resource intensive process of training neural networks (sometimes with several hundred million parameters) from scratch. However, what really sets BERT apart from previous approaches is that it is “the first deeply bidirectional, unsupervised language representation, pre-trained using only a plain text corpus” (Devlin & Chang, 2018, What Makes BERT Different?). This bidirectionality, combined with the self-attention mechanism, provides a better grasp of word meanings and context, which is reflected in achieving state-of-the-art performance on eleven NLP tasks, as reported by Devlin et al. (2018).

BERT’s outstanding performance, followed by its open sourcing, ensured that it was subsequently applied for various conversational agent tasks, including passage re-ranking (Vakulenko et al., 2021), query rewriting (Vakulenko et al., 2021; Voskarides et al., 2020) sequence labelling/ slot filling (Chen et al., 2019), answer span extraction (Yang et al., 2019) and intent classification (Chen et al., 2019).

* Slot filling und NER sind beides sequence labelling tasks und an sich sehr ähnlich

🡪 vielleicht hier die tasks noch gar nicht aufzählen, sondern dann erst im related work (und hier nur erwähnen, dass es in mehreren Pipelines eingesetzt wird).

As mentioned before, many CAs are applied in specific domains and thus encounter domain specific user requests. However, a recurring limitation of BERT in literature is its lack of domain specific knowledge since it was only pretrained on general text data, potentially leading to performance loss on the task that it is applied for (e. g. BioBERT, …).

Proceeding from these latest developments and findings, this bachelor thesis deals with the adaptation of BERT for one particular domain, i.e., the domain of cooking, mit dem Ziel ein sophisticated model bereitzustellen, das für eine Vielzahl an NLU tasks in conversational kitchen assistants eingesetzt (e. g. als cooking companion oder recommender system) werden kann. Die Cooking-domain wird dabei aus folgenden Gründen als passender Kontext angesehen:

* Küche offered situationen, bei denen Nutzer gleichzeitig praktische, manchmal auch kognitive Arbeiten während dem Kochen verrichten, was die Suche im traditionellen Sinn eher problematisch macht
* Zunehmende Nutzung von CA in der Küche: Bestärkt wird das durch die tatsache, dass Nutzer zunhemend conv agents in ihrer Küche platzieren, um sie für einfache Küchen-related aufgaben, wie das Stellen eines Timers, etc., nutzen. Google Assistant bietet bspw .auch step-by-step cooking instructions und smart recommendations an, und Nutzer haben insg. Über 16 Millionen Rezepte in der Holiday Season 2018 gekocht, mit über 1 mio Rezepten alleine an Weihanchten.
  + <https://www.blog.google/products/assistant/heres-how-google-assistant-became-more-helpful-2018/>
  + <https://support.google.com/googlenest/answer/7309433?hl=en>
* Conversational agent in der Küche could offer social benefit. Getting people to cook more healthily has been suggested by several government health agencies as a way to improve nutrition and providing assistance may lower the barriers to healthier cooking.
* Während viele andere Domänen bereits ein spezifisches Modell haben, gibt es noch keines für die Kochdomäne.(das eher in den related work Teil bringen)

Kann beispielsweise als cooking companion oder recipe recommendation einsetzen 🡪 Sabrina: one of the key needs conversational agents should support in the kitchen domain is recommendation

* + Eine gutes NLU model, das domänenspezifische Anfragen sehr gut verarbeiten/ verstehen kann wäre hierbei essential, um einen guten Konversationsassistenten im Kontext der Küche zu implementieren

The adaption of BERT on cooking domain is aiming to create a model that is applicable for various NLU tasks of future potential conversational agents for the kitchen. The performance of the model is thus evaluated on/ against a variety of downstream tasks relevant to conversational agents. The thesis aims to answer the underlying research question that is:

***How does cooking domain adaption of BERT affect the performance of CA-relevant tasks in/ from this domain?***

With the publication of Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) by the Google AI team (Devlin et al., 2018), a small revolution in the field of natural language processing (NLP) was triggered. BERT is a huge neural network model based on the transformer architecture (Vaswani et al., 2017) and was pretrained on 3.3 billion words from BooksCorpus (Zhu et al., 2015) and English Wikipedia. It builds upon previous approaches on pretraining contextual representations, particularly Semi-supervised Sequence Learning (Dai & Le, 2015), GPT (Radford et al., 2018), ELMo (Peters et al., 2018), and ULMFit (Howard & Ruder, 2018) and thus also follows the new trend in NLP: transfer learning. Transfer learning is the technique of transferring knowledge gained from performing one task to another, similar one, and is therefore beneficial compared to the resource intensive process of training neural networks (sometimes with several hundred million parameters) from scratch. However, what really sets BERT apart from other approaches is that it is “the first deeply bidirectional, unsupervised language representation, pre-trained using only a plain text corpus”, as stated in Google AI’s blog (Devlin & Chang, 2018). This bidirectionality, combined with the self-attention mechanism, provides a better grasp of word meanings and context, which is reflected in achieving state-of-the-art performance on eleven NLP tasks, as reported by Devlin et al. (2018). Through open sourcing of BERT, numerous researchers were able to utilize the model for their own tasks and domains, including the cooking domain (Stojanov et al., 2021). / Das Open Sourcing von BERT sorgt dafür, dass quasi jedermann sein eigenes Modell in kurzester Zeit für seine eigenen speziellen Aufgaben und Domänen finetunen kann, so z.B. auch für die Kochdomäne. However, BERT lacks domain-specific knowledge due to pretraining being only performed on data from the general text domain, resulting in a performance restriction on domain-specific tasks

However, BERT’s performance on domain-specific tasks is limited due to its lack of domain-specific knowledge (Gururangan et al., 2020), as pretraining was only performed on data from the general text domain. Several approaches emerged to tackle this issue, generally aiming to reduce this data shift by presenting domain-specific data of the desired domain to the model. Meanwhile, a variety of BERT models geared towards different languages and domains are available, including CamemBERT for the French language (Martin et al., 2020), BioBERT for the biomedical domain (Lee et al., 2020), SciBERT for the scientific domain (Beltagy et al., 2019), FinBERT for the financial domain (Araci, 2019), or HateBERT for abusive language (Caselli et al., 2020), just to name a few. But there is only little research done regarding the adaptation of BERT for the cooking domain, and no sophisticated model that is applicable for a broad range of downstream tasks in this domain is provided yet.

Inspired by these latest developments and remaining research gaps, the goal of this bachelor thesis consists in the adaptation of BERT for the cooking domain via domain-adaptive pretraining (DAPT), the default approach in literature to approximate a model to a specific domain. The performance of the resulting model is then evaluated against similar approaches for multiple downstream tasks, including named-entity recognition (NER), multi-class classification (MCC) and question answering (QA). This results in the underlying research question of this thesis:

*How does DAPT of BERT for the cooking domain affect the performance of downstream tasks in this domain?*

To answer this question … Aufbau erläutern

* [Relevanz des Themas und Motivation](https://www.scribbr.de/aufbau-und-gliederung/einleitung-beispiel/#relevanz)
* [Problembeschreibung](https://www.scribbr.de/aufbau-und-gliederung/einleitung-beispiel/#problembeschreibung)
* [Zielsetzung](https://www.scribbr.de/aufbau-und-gliederung/einleitung-beispiel/#zielsetzung)
* [Methode](https://www.scribbr.de/aufbau-und-gliederung/einleitung-beispiel/#methode)
* [Aufbau der Bachelorarbeit](https://www.scribbr.de/aufbau-und-gliederung/einleitung-beispiel/#aufbau)

# (Background – BERT architecture)

* BERT ist ein komplexes nn.
* Author and machine learning teacher Chris McCormick hat BERT Mountain entworfen 🡪 was muss man alles Wissen, um BERT zu verstehen 🡪 Bild von BERT mountain einfügen
* Nachdem eine Erklärung von Grund auf allerdings den Rahmen dieser Arbeit sprengen würde, werden hier nur die wichtigsten Aspekte der BERT Architektur erläutert.
  + Siehe Arbeit von Patrick Schwabl für Inhalte

# Related Work

* BERT (auch BERT in conversational Search: inzwischen wird BERT auch für unterschiedlichste Aufgaben im conversational search eingesetz, darunter Query rewriting, reranking, NER, …. Allerdings exisitieren viele Arbeiten, die zeigen, dass BERT domänenspez. Wissen fehlt)
* Adapting BERT to specific domains
* BERT for the cooking domain

## Adapting BERT to specific domains

* Das Anpassen von BERT an eine bestimmte Domäne ist gut untersucht und es existieren unterschiedliche Ansätze.
* Die am häufigsten vertretenen Ansätze:
  + Pretrain from scratch
  + DAPT
  + TAPT

## BERT for the cooking domain

* FoodBERT und anderes cookingBERT paper + NER Paper zu FoodBase
* Datensätze enthalten häufig nur wenige Daten
* Beispiele, wann BERT im NLP angewandt wird/ werden kann:
* Foodie Fooderson
* <https://cseweb.ucsd.edu/~jmcauley/pdfs/emnlp19c.pdf>
* Conversational agents for the kitchen

Given the lack of exploration of neural embedding models for ingredient substitution and the challenges concerning evaluation, we propose several learningbased approaches for substitute generation and conduct both a ground truth based and a human evaluation. - FoodBERT

## Summary/ Key

Andere Arbeiten haben BERT zwar schon für die Kochdomäne angepasst, allerdings mach ich 2 Sachen anders:

* Größeren Datensatz für DAPT, was laut Literatur generell zu besseren Ergebnissen führen kann
* Bisherige Modelle (FoodBERT) nur auf sehr speziellen/ wenigen Aufgaben getestet. Ich will für mehrere Aufgaben gucken, ob sich CookBERT für conversational agents im Kochbereich eignet, indem für mehrere relevante Tasks ausgewertet wird.

# Methodology

* Need for Domain Adaption:
* Vokabular zeigen
* Aufzeigen, welche Wörter nicht im Vokabular sind, und wie diese dann Tokenisiert werden
* Verwendete Daten für DAPT
* Welcher Datensatz
* Wie aufgebaut 🡪 Wie viele Daten 🡪 bereinigt im Vergleich zu Recipe1M
* Vokabular Auswahl und insertion
* DAPT
* Worauf wird BERT trainiert (MLM)
* Tools and environment
* Implementation details
  + Welche learning rate, wie viele Epochen, …
* Finetuning
* NER
  + Wie wirds gemacht? 🡪 Extra Layer on top
  + Welche Daten wurden verwendet
  + Wie wurden Daten vorbereitet?

## Data for DAPT

Stammt vom RecipeNLG Datensatz:

* Datensatz mit über 2 Millionen Rezepten (2.231.142 um genau zu sein) und ist damit the largest publicly available dataset in this domain
* Datensatz ist wie folgt strukturiert:
* Title: Rezepttitel
* Ingredients: Zutaten mit mengenangaben
* Directions: Instruktionen 🡪 das habe ich verwendet
* Link: link zum Rezept
* Source: Gathered (74%) oder von Recipes1M (26%)
* NER: named food entities; extracted mit einem NER
* Baut auf Recipe1M+ Datensatz auf und erweitert diesen mit über 1 Millionen neuen, korrigierten einträgen + Duplikatscheck/ Deduplication
* Die additional recipes wurden von mehreren cooking web pages via web scraping gesammelt.

## DAPT/ vocabulary insertion

DAPT:

* If your task has a large domain-specific corpus available (e.g., "movie reviews" or "scientific papers"), it will likely be beneficial to run additional steps of pre-training on your corpus, starting from the BERT checkpoint. (https://github.com/google-research/bert#pre-training-tips-and-caveats)
* The learning rate we used in the paper was 1e-4. However, if you are doing additional steps of pre-training starting from an existing BERT checkpoint, you should use a smaller learning rate (e.g., 2e-5).

## Tools and environment

adsf

## Implementation details

asdf

## Evaluation tasks

### Multi-class classification

* Siehe paper von Frummet für Vorgehen (an dem orientiere ich mich eben)
* Datensatz von Frummet
* Alles so wie Frummet gemacht
* 85% train, 15% test
* No resampling
* No stopword removal
* Stratified sampling for 10 fold cross validation
* To avoid catastrophic forgetting: lower learning rate of 2e-5
* Training for 4 epochs, dropout probability of 10%, batch\_size 32
* Early stopping was included
* Wegen computing limitations wurde eine maximale Sequ. Length von 256 verwendet. D.h. wenn mehrere Turns mit angehänt wurden, wurden nur die letzten 256 tokens verwendet.
* Auswertung mit drei contexten:
  + 1. No context
    2. 1 prev turn
    3. All prev turns
* Anders als Frummet gemacht:
* Frummet hat 11 binary classifiers mit jeweils einem classificationHead der Dimension 768,2. Ich habe nur einen classifier mit classification Head mit dimension 768,11.
* Class weights were adjusted by FARMs datasilo 🡪 evlt auch machen, siehe <https://discuss.huggingface.co/t/class-weights-for-bertforsequenceclassification/1674/7>

### Named-entity recognition

### Question Answering

# Evaluation

## Multi-class classification

## Named-entity recognition

## Question Answering

# Discussion

# Limitations

* Datensatz für DAPT enthält keine natürliche Menschliche Sprache, sondern Rezepte, die oft im … Stil formuliert sind.

# Conclusion

# Bibliography

Angara, P., Jimenez, M., Agarwal, K., Jain, H., Jain, R., Stege, U., Ganti, S., Müller, H. A., & Ng, J. W. (2017). Foodie fooderson a conversational agent for the smart kitchen. *CASCON*, 247–253.

Araci, D. (2019, August 27). *FinBERT: Financial Sentiment Analysis with Pre-trained Language Models*. http://arxiv.org/pdf/1908.10063v1

Beltagy, I., Lo Kyle, & Cohan, A. (2019). SciBERT: A Pretrained Language Model for Scientific Text. http://arxiv.org/pdf/1903.10676v3

Bickmore, T. W., Caruso, L., & Clough-Gorr, K. (2005). Acceptance and usability of a relational agent interface by urban older adults. *CHI'05 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 1212–1215. https://doi.org/10.1145/1056808.1056879

Brandtzaeg, P. B., & Følstad, A. (2017). Why People Use Chatbots. In I. Kompatsiaris, J. Cave, A. Satsiou, G. Carle, A. Passani, E. Kontopoulos, S. Diplaris, & D. McMillan (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science. Internet Science* (Vol. 10673, pp. 377–392). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-70284-1\_30

Caselli, T., Basile, V., Mitrović, J., & Granitzer, M. (2020, October 23). *HateBERT: Retraining BERT for Abusive Language Detection in English*. http://arxiv.org/pdf/2010.12472v2

Chen, Q., Zhuo, Z., & Wang, W. (2019). *BERT for Joint Intent Classification and Slot Filling*. http://arxiv.org/pdf/1902.10909v1

Chu, J. (2021, September 24–26). Recipe Bot: The Application of Conversational AI in Home Cooking Assistant. In *2021 2nd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE)* (pp. 696–700). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICBASE53849.2021.00136

Cui, L., Huang, S., Wei, F., Tan, C., Duan, C., & Zhou, M. (2017). Superagent: A customer service chatbot for e-commerce websites. *Proceedings of ACL 2017, System Demonstrations*, 97–102.

Dai, A. M., & Le, Q. V. (2015). Semi-supervised Sequence Learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *28*, 3079–3087. http://arxiv.org/pdf/1511.01432v1

Devlin, J., & Chang, M.-W. (2018). *Open Sourcing BERT: State-of-the-Art Pre-training for Natural Language Processing.* Google AI. https://ai.googleblog.com/2018/11/open-sourcing-bert-state-of-art-pre.html

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018, October 11). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. http://arxiv.org/pdf/1810.04805v2

Graesser, A. C., Wiemer-Hastings, K., Wiemer-Hastings, P., & Kreuz, R. (1999). AutoTutor: A simulation of a human tutor. *Cognitive Systems Research*, *1*(1), 35–51. https://doi.org/10.1016/S1389-0417(99)00005-4

Gururangan, S., Marasović, A., Swayamdipta, S., Lo Kyle, Beltagy, I., Downey, D., & Smith, N. A. (2020, April 23). *Don't Stop Pretraining: Adapt Language Models to Domains and Tasks*. http://arxiv.org/pdf/2004.10964v3

Howard, J., & Ruder, S. (2018, January 18). *Universal Language Model Fine-tuning for Text Classification*. http://arxiv.org/pdf/1801.06146v5

Lee, J., Yoon, W., Kim, S., Kim, D., Kim, S., So, C. H., & Kang, J. (2020). Biobert: A pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining. *Bioinformatics (Oxford, England)*, *36*(4), 1234–1240. https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btz682

Martin, L., Muller, B., Suárez, P. J. O., Dupont, Y., Romary, L., La Clergerie, É. V. d., Seddah, D., & Sagot, B. (2020). CamemBERT: a Tasty French Language Model, 7203–7219. https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.645

McTear, M. (2020). Conversational AI: Dialogue Systems, Conversational Agents, and Chatbots. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, *13*(3), 1–251. https://doi.org/10.2200/S01060ED1V01Y202010HLT048

Ni, L., Lu, C., Liu, N., & Liu, J. (2017). MANDY: Towards a Smart Primary Care Chatbot Application. In J. Chen, T. Theeramunkong, T. Supnithi, & X. Tang (Eds.), *Communications in Computer and Information Science. Knowledge and Systems Sciences* (Vol. 780, pp. 38–52). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-6989-5\_4

Peters, M. E., Neumann, M., Iyyer, M., Gardner, M., Clark, C., Lee, K., & Zettlemoyer, L. (2018, February 15). *Deep contextualized word representations*. http://arxiv.org/pdf/1802.05365v2

Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). *Improving language understanding by generative pre-training.*

Stojanov, R., Popovski, G., Cenikj, G., Koroušić Seljak, B., & Eftimov, T. (2021). A Fine-Tuned Bidirectional Encoder Representations From Transformers Model for Food Named-Entity Recognition: Algorithm Development and Validation. *Journal of Medical Internet Research*, *23*(8), e28229. https://doi.org/10.2196/28229

Vakulenko, S., Longpre, S., Tu, Z., & Anantha, R. (2021). Question Rewriting for Conversational Question Answering. *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 355–363. https://doi.org/10.1145/3437963.3441748

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017, June 12). *Attention Is All You Need*. http://arxiv.org/pdf/1706.03762v5

Voskarides, N., Li, D., Ren, P., Kanoulas, E., & Rijke, M. de (2020). Query Resolution for Conversational Search with Limited Supervision. *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 921–930. https://doi.org/10.1145/3397271.3401130

Weizenbaum, J. (1966). ELIZA-a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, *9*(1), 36–45.

Winkler, R., Hobert, S., Salovaara, A., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2020). Sara, the Lecturer: Improving Learning in Online Education with a Scaffolding-Based Conversational Agent. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–14. https://doi.org/10.1145/3313831.3376781

Xu, L., Zhou, Q., Gong, K., Liang, X., Tang, J., & Lin, L. (2019). End-to-End Knowledge-Routed Relational Dialogue System for Automatic Diagnosis. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, *33*, 7346–7353. https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.33017346

Yang, W., Xie, Y., Lin, A., Li, X., Tan, L., Xiong, K., Li, M., & Lin, J. (2019). End-to-End Open-Domain Question Answering with BERTserini, 72–77. https://doi.org/10.18653/v1/N19-4013

Zhu, Y., Kiros, R., Zemel, R., Salakhutdinov, R., Urtasun, R., Torralba, A., & Fidler, S. (2015). Aligning books and movies: Towards story-like visual explanations by watching movies and reading books. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 19–27.

Anhang A: Bausteine wissenschaftlicher Arbeiten

## A1 Theoretische Arbeit

1. Fragestellung (Ziele, Motivation)
2. Überblick über Stand der Forschung und Technik (dabei Bewertung der Ansätze, Beispiele, Identifikation von Defiziten)
3. Synthese: Erstellung einer Gesamtschau (allgemeine Prinzipien, Beschreibung einer eigenen Sicht auf das Problem, Formulierung von Empfehlungen )
4. Zusammenfassung (Was wurde in der Arbeit erreicht, Erklärung des Nutzens für andere)
5. Ausblick (optional)

## A2 Konstruktive Arbeit

1. Problemstellung (Ziele, Ausgangspunkt, Vorgesehener Benutzerkreis, Bedürfnisse der Benutzer)
2. Stand der Forschung und Technik (Bisherige Lösungen, Defizite)
3. Eigenes Konzept (Lösungsansatz, allgemeines Prinzip, Werkzeuge z.B. Programmiersprachen )
4. Vorgehensweise (Beschreibung der durchgeführten Arbeitsschritte)
5. Ergebnis (Vorstellung des System z.B. Screenshots mit Erläuterungen)
6. Evaluation des System (optional, was soll evaluiert werden, welche Methode, Ablauf, Ergebnisse)
7. Zusammenfassung (Was wurde in der Arbeit erreicht; Erklärung des Nutzens für andere)
8. Ausblick (optional)

## A3 Empirische Arbeit

1. Fragestellung der Arbeit (Was soll untersucht werden, warum)
2. Stand der Forschung und Technik (Bewertung der Untersuchungs-Ansätze und Ergebnisse, Identifikation von Defiziten)
3. Präzisierung der Fragestellung (Hypothesen)
4. Untersuchungsmethodik
5. Untersuchungsablauf (Untersuchungsmaterial, Raum, Probandenrekrutierung etc.)
6. Ergebnisse (Darstellung der Ergebnisse in sinnvoller Reihenfolge, Gesamtüberblick, Einzelergebnisse z. B. geordnet nach Testcases)
7. Zusammenfassung (Was wurde erreicht, Rückbezug zu Zielen, Hypothesen, Nutzen, Erkenntnisse für weitere Untersuchungen)
8. Ausblick (optional)

Erklärung zur Urheberschaft

Ich habe die Arbeit selbständig verfasst, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt, sowie alle Zitate und Übernahmen von fremden Aussagen kenntlich gemacht.

Die Arbeit wurde bisher keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt.

Die vorgelegten Druckexemplare und die vorgelegte digitale Version sind identisch.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Ort, Datum |  | Unterschrift |

Erklärung zur Lizenzierung und Publikation dieser Arbeit

**Name:** Pascal Strobel

**Titel der Arbeit:** CookBERT

In der Regel räumen Sie mit Abgabe der Arbeit dem Lehrstuhl für Medieninformatik nur zwingend das Recht ein, dass die Arbeit zur Bewertung gelesen, gespeichert und vervielfältigt werden darf. Idealerweise liefern Seminararbeiten, Projektdokumentationen und Abschlussarbeiten aber einen Erkenntnisgewinn, von dem auch andere profitieren können. Wir möchten Sie deshalb bitten, uns weitere Rechte einzuräumen, bzw. idealerweise Ihre Arbeit unter eine freie Lizenz zu stellen.

Die in unseren Augen praktikabelsten Lösungen sind vorselektiert.

Hiermit gestatte ich die Verwendung der **schriftlichen Ausarbeitung** zeitlich unbegrenzt und nicht-exklusiv unter folgenden Bedingungen:

Nur zur Bewertung dieser Arbeit

Nur innerhalb des Lehrstuhls im Rahmen von Forschung und Lehre

Unter einer Creative-Commons-Lizenz mit den folgenden Einschränkungen:

BY – Namensnennung des Autors

NC – Nichtkommerziell

SA – Share-Alike, d.h. alle Änderungen müssen unter die gleiche Lizenz gestellt werden.

(An Zitaten und Abbildungen aus fremden Quellen werden keine weiteren Rechte eingeräumt.)

Außerdem gestatte ich die Verwendung des im Rahmen dieser Arbeit erstellen **Quellcodes** unter folgender Lizenz:

Nur zur Bewertung dieser Arbeit

Nur innerhalb des Lehrstuhls im Rahmen von Forschung und Lehre

Unter der CC-0-Lizenz (= beliebige Nutzung)

Unter der MIT-Lizenz (= Namensnennung)

Unter der GPLv3-Lizenz (oder neuere Versionen)

(An explizit mit einer anderen Lizenz gekennzeichneten Bibliotheken und Daten werden keine weiteren Rechte eingeräumt.)

Ich willige ein, dass der Lehrstuhl für Medieninformatik diese Arbeit – falls sie besonders gut ausfällt - auf dem Publikationsserver der Universität Regensburg veröffentlichen lässt.

Ich übertrage deshalb der Universität Regensburg das Recht, die Arbeit elektronisch zu speichern und in Datennetzen öffentlich zugänglich zu machen. Ich übertrage der Universität Regensburg ferner das Recht zur Konvertierung zum Zwecke der Langzeitarchivierung unter Beachtung der Bewahrung des Inhalts (die Originalarchivierung bleibt erhalten).

Ich erkläre außerdem, dass von mir die urheber- und lizenzrechtliche Seite (Copyright) geklärt wurde und Rechte Dritter der Publikation nicht entgegenstehen.

Ja, für die komplette Arbeit inklusive Anhang

Ja, für eine um vertrauliche Informationen gekürzte Variante (auf dem Datenträger beigefügt)

Nein

Sperrvermerk bis (Datum):

Regensburg, 10.03.2022

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Ort, Datum |  | Unterschrift |

Inhalt des beigefügten Datenträgers

Beispiel (Ordner + Beschreibung):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| /1\_Ausarbeitung | Die schriftliche Ausarbeitung als PDF und DOC | |
| /2\_Code | Quellcode und kompilierte Anwendung des Prototypen | |
| /3\_Studie/Design | Fragebogen und Script für die Benutzerstudie | |
| /3\_Studie/Rohdaten | Rohdaten der Studie im CSV-Format, inkl. Beschreibung der Felder | |
| /4\_Quellen | Alle in der Arbeit zitierten Quellen im PDF-Format | |
| /5\_Bilder | Alle selbst erstellten und aus anderen Quellen übernommenen Bilder | |
| /6\_Vorträge | Folien von Antritts- und Abschlussvortrag im PDF-Format | |
| /7\_Sonstiges | Notizen aus Besprechungen, Gedanken, … | |
|  | |

[Datenträger (CD, SD-Karte, o.ä.) hier oder auf Umschlaginnenseite einkleben]