

Fernuniversität Hagen

Modul 63458 - Fachpraktikum

Natural Language Processing, Information Extraction
und Retrieval

WiSe 2022/23

Exposé

**Automatische Erstellung
einer Wissensrepräsentation
aus einem medizinischen Text**

eingereicht von

Anne Koch, Clara Jansen, Dietrich Tönnies

Betreuer: Prof. Dr. Hemmje
Dr. Christian Nawroth
Stephanie Heidepriem, M.Sc.

Hagen, 7. November 2022

INHALTSVERZEICHNIS

1	EINLEITUNG	1
2	MOTIVATION	2
3	PROBLEMBESCHREIBUNG	3
4	FORSCHUNGSFRAGEN	5
5	FORSCHUNGSMETHODE	6
6	FORSCHUNGSZIELE	8
7	LÖSUNGSANSATZ	9
8	STAND DER WISSENSCHAFT	13
8.1	FZ 1.1. Aufbau und Struktur medizinischer Texte	13
8.2	FZ 2.1. Überblick über depressive Erkrankungen	13
8.3	FZ 2.2. Automatisierung durch NLP	13
8.4	FZ 3.1. Wissensrepräsentation mittels RDF	13
9	ARBEITS- UND ZEITPLAN	14
	LITERATUR	15

EINLEITUNG

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

MOTIVATION

Die spezielle Herausforderung der Praktikumsaufgabe liegt darin, automatisiert Zusammenhänge zwischen Entitäten medizinischer Texte zu finden und diese Zusammenhänge zu repräsentieren. Dem zugrunde liegt das Ziel des Dissertationsprojektes von Stefanie Heidepriem, zu erforschen, wie ein textbasierter Chatbot zur Unterstützung psychisch kranker Menschen entwickelt werden kann. Das Dissertationsprojekt ist unter anderem an das Projekt „MENHIR“ angelehnt [22b]. Dieses Projekt dient der Erforschung von Konversationstechnologien, die psychisch kranke Menschen unterstützen sollen. In diesem Zusammenhang wird auch ein MENHIR-Chatbot entwickelt, der personalisierte Unterstützung und hilfreiche Bewältigungsstrategien bieten soll. Das Forschungsprojekt „STop Obesity Platform“ beschäftigt sich mit der Extraktion von Wissen unter anderem aus Chatbots, das anschließend aufbereitet und mit weiteren Informationen kombiniert werden soll. Dieses Wissen soll anschließend medizinischem Fachpersonal zur Verfügung gestellt werden um Menschen mit Übergewicht zu einer gesünderen Lebensweise zu animieren [22d]. Es ist aber auch denkbar, dass die Problemstellung der Praktikumsaufgabe auch darüber hinaus für weitere Anwendungen interessant sein könnte und mögliche Ergebnisse in verschiedenen Gebieten eingesetzt werden könnten, in denen Informationen in (medizinischen) Texten zueinander in Zusammenhang gebracht werden sollen.

Es existieren bereits Methoden, die in der Lage sind Entitäten, also wichtige Objekte wie zum Beispiel Personen, Organisationen oder Orte, automatisiert aus Texten zu extrahieren. Dies nennt man Named Entity Recognition. Named Entity Recognition ist ein Bereich des Natural Language Processing und seit circa 30 Jahren werden unterschiedliche Techniken zum Lösen der Aufgaben, die in diesen Bereich fallen, entwickelt [Roy21]. Darunter fallen grammatikbasierte und statistische Methoden wie auch Methoden des Machine Learning.

Außerdem existiert schon ein auf den medizinischen Bereich spezialisiertes Vokabular, beziehungsweise eine Wissensbasis, MeSH [22a], das regelmäßig aktualisiert wird. Dieses Vokabular wurde von der United States National Library of Medicine erstellt. Diese Bibliothek stellt auch schon den Named-Entity Recognizer "MetaMapLite" zur Verfügung, der auch an die Zwecke der Nutzer angepasst und erweitert werden kann [22c].

PROBLEMBESCHREIBUNG

Es soll eine Konsolenapplikationen entwickelt werden, die medizinische Texte analysiert und das darin enthalten Wissen strukturiert in einer XML-Datei dokumentiert oder mittels eines RDF-Modells visualisiert. Die Konsolenapplikation soll in Python programmiert werden, wobei für die Textanalyse Klassen und Methoden der Open-Source-Bibliothek spaCy o.ä. genutzt werden sollen.

Die medizinischen Texte enthalten z.B. Aussagen zu Krankheiten (z.B. Depression) und zählen deren Symptome (z.B. Motivationsverlust) auf. Aufgabe der Konsolenapplikation ist es dann, Schlüsselbegriffe im Text zu finden und miteinander in Bezug zu setzen, indem z.B. Symptome den ihnen zugrunde liegenden Krankheiten zugeordnet werden. Die von spaCy oder anderen NLP-Bibliotheken zur Verfügung gestellte Funktionalität besteht aus einer Pipeline von Analyse-Komponenten, die nacheinander auf den zu analysierenden Text angewendet werden. Diese Komponenten dienen dazu, Texte in einzelne Sätze zu zerlegen und die Sätze grammatikalisch zu analysieren.

Neben der grammatikalischen Analyse besteht eine wesentliche Aufgabe von spaCy oder anderen NLP-Bibliotheken darin, Schlüsselbegriffe zu finden und nach Möglichkeit zu kategorisieren. Diese Art der Analyse wird allgemein als Named Entity Recognition (NER) bezeichnet. Bei spaCy übernimmt diese Aufgabe der regelbasierte EntityRuler oder der auf statistischen Modellen basierende EntityRecognizer. Eine weitere Komponente ist der EntityLinker, mit dem Begriffe eindeutig den in einer Wissensbasis gespeicherten Entitäten zugeordnet werden können. Auch der EntityLinker basiert auf statistischen Modellen und wird mit Beispielsätzen trainiert.

Die Standard-NER Funktionalität von spaCy erkennt medizinische Begriffe nur unzureichend. Es ist daher notwendig, eine Datenbank mit medizinischen Begriffen und Kategorien zusammenzustellen, die für das Training der NER-Komponente verwendet werden kann.

Die auf dem Campus des National Institute of Health (NIH) im US-Bundesstaat Maryland angesiedelte National Library of Medicine (NLM) stellt mit dem Unified Medical Language System (UMLS) ein mächtiges Werkzeug für die Textanalyse zur Verfügung. Teil von UMLS ist der sogenannte Metathesaurus, der aus einer Vielzahl von Thesauri unterschiedlicher Organisationen zusammengestellt wird. Zu diesen Thesauri gehört u.a. der vom National Library of Medicine entwickelte Medical Subject Heading (MeSH)-Thesaurus. MetaMap und das weniger umfangreiche MetaMapLite sind eigene Entity-Recognition-Werkzeuge der National Library of Medicine. Die zugrundeliegende Datenbasis dieser Werkzeuge sollen im Rahmen dieses Praktikums dafür verwendet werden, die Named Entity Recognition-

Komponenten von spaCy zu trainieren. Aus den vom NLM zur Verfügung gestellten Begriffslisten soll eine geeignete Auswahl erfolgen, die für das Training der NER-Komponente verwendet werden kann.

Basierend auf den gefundenen Entitäten soll das Python-Programm in der Lage sein, Begriffe wie Krankheiten und Symptome richtig zuzuordnen. Hierzu muss die Struktur von Aussagesätze, Fragen, Aufzählungen und Überschriften analysiert werden und so aufbereitet werden, dass eine automatische Analyse durch NER und EntityLinker möglichst erfolgreich ist. Die Ausgabe der Konsolenapplikation soll eine XML-Datei o.ä. sein, die auch als Grundlage einer graphischen Visualisierung im RDF Format dienen kann.

FORSCHUNGSFRAGEN

Dieser Abschnitt beschreibt die Forschungsfragen, die sich aus dem in Abschnitt ?? angeführten Problemen ableiten.

- FF 1 Wie kann ein medizinischer Text vorverarbeitet werden, so dass relevante Aussagen (Überschriften, Aufzählungen, Leerzeilen und Dialoge) automatisch erkannt werden?
- FF 2 Wie kann ein medizinisches Fachvokabular über depressive Erkrankungen automatisiert in eine maschinenlesbare Form überführt werden?
- FF 3 Wie kann eine Wissensrepräsentation über einen gegebenen Text maschinenlesbar erstellt werden?

FORSCHUNGSMETHODE

In dieser Arbeit kommt die in der Forschung zu Informationssystemen etablierte Methode von Nunamaker, Chen und Purdin [NCP90] zum Einsatz, die einen strukturierten Rahmen zur Durchführung von Forschungsarbeiten bereitstellt.

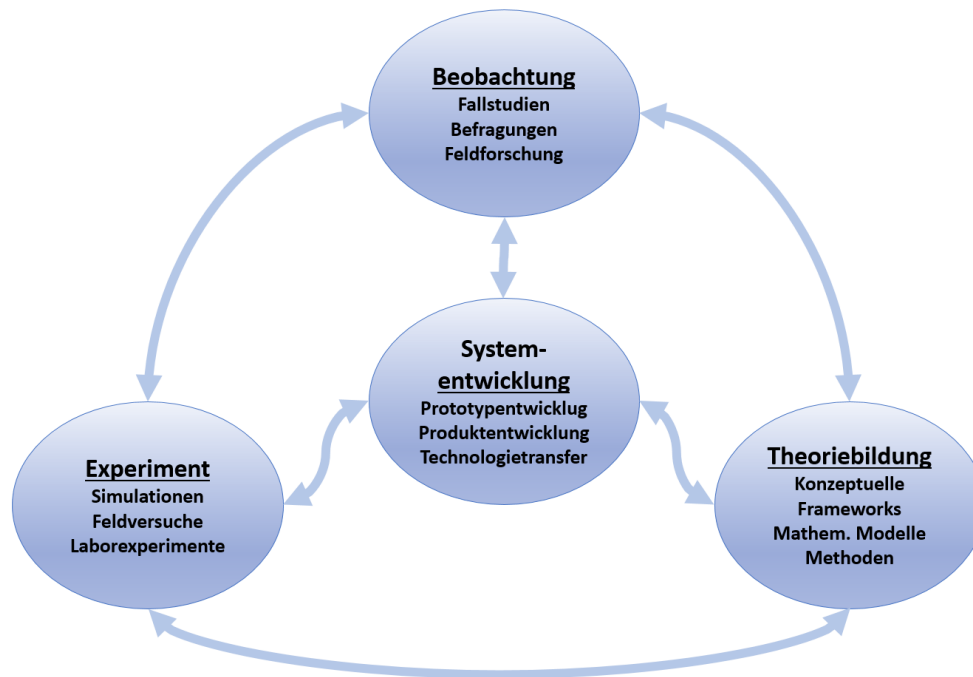


Abbildung 5.1: Forschungsmethode nach [NCP90]

Die Forschungsmethode umfasst die folgenden in Abbildung 5.1 dargestellten Phasen:

BEOBSACHTUNG: Insbesondere wenn der Untersuchungsgegenstand relativ unbekannt ist, werden Fallstudien, Feldversuche oder Umfragen durchgeführt, um ein "Gefühl" für den Aufwand zu erhalten. Auf dieser Grundlage können dann konkrete Hypothesen erstellt werden, die durch Experimente geprüft werden. Zusätzlich dazu wird in dieser Phase die Literaturrecherche und Ermittlung des Standes von Wissenschaft und Technik durchgeführt.

THEORIEBILDUNG: In dieser Phase werden neue Ideen, Konzepte Methoden oder Modelle entwickelt. Diese Theorien beschreiben das Systemverhalten allgemein, haben jedoch wenig praktische Bedeutung für die Zieldomäne. Sie können aber genutzt werden, um Forschungshypothesen aufzustellen, die Planung von Experimenten zu unterstützen und systematische Beobachtungen durchzuführen.

SYSTEMENTWICKLUNG: Diese Phase besteht aus fünf Teilen:

- Konzeptentwurf
- Erstellung der Systemarchitektur
- Erstellung von Prototypen
- Produktentwicklung
- Technologietransfer

EXPERIMENT: In dieser Phase werden die gefundenen Theorien und entwickelten Systeme evaluiert. Die Ergebnisse der Experimente können genutzt werden, um die Theorien zu weiterzuentwickeln und die Systeme zu verbessern.

Obwohl die Phasen in der Methode keine vorgegebene Reihenfolge haben, sondern sich gegenseitig beeinflussen, wird in der vorliegenden Arbeit die oben angeführte Abfolge verwendet.

FORSCHUNGSZIELE

Dieser Abschnitt beschreibt die Forschungsziele, die sich aus den in Abschnitt 4 angeführten Fragen ableiten.

FZ 1 Wie kann ein medizinischer Text vorverarbeitet werden, so dass relevante Aussagen (Überschriften, Aufzählungen, Leerzeilen und Dialoge) automatisch erkannt werden?

FZ 1.1 Aufbau und Struktur medizinischer Texte (Observation)

FZ 1.2 Theoriebildung zur Vorverarbeitung medizinischer Texte (Theoriebildung)

FZ 1.3 Implementierung zur Vorverarbeitung medizinischer Texte (Implementierung)

FZ 1.4 Evaluation zur Vorverarbeitung medizinischer Texte (Evaluation)

FZ 2 Wie kann ein medizinisches Fachvokabular über depressive Erkrankungen automatisiert in eine maschinenlesbare Form überführt werden?

FZ 2.1 Überblick über depressive Erkrankungen (Observation)

FZ 2.2 Automatisierung durch NLP (Observation)

FZ 2.3 Theoriebildung zur Überführung medizinischen Fachvokabulars in maschinenlesbare Form zur weiteren Verarbeitung durch NLP (Theoriebildung)

FZ 2.4 Implementierung zur Überführung medizinischen Fachvokabulars in maschinenlesbare Form zur weiteren Verarbeitung durch NLP (Implementierung)

FZ 2.5 Evaluation zur Überführung medizinischen Fachvokabulars in maschinenlesbare Form zur weiteren Verarbeitung durch NLP (Evaluation)

FZ 3 Wie kann eine Wissensrepräsentation über einen gegebenen Text maschinenlesbar erstellt werden?

FZ 3.1 Wissensrepräsentation mittels RDF (Observation)

FZ 3.2 Theoriebildung zur Wissensrepräsentation (Theoriebildung)

FZ 3.3 Implementierung zur Wissensrepräsentation (Implementierung)

FZ 3.4 Evaluation zur Wissensrepräsentation (Evaluation)

LÖSUNGSANSATZ

Die Wissensrepräsentation medizinischer Texte soll Entitäten unterschiedlicher Kategorie miteinander in Beziehung setzen. Naheliegender ist es z.B., automatisch in einem Text Symptome und Krankheiten zu identifizieren, diese miteinander in Beziehung zu setzen und eine Wissensrepräsentation der Art

loss of appetite - is a symptom of - depression

zu erzeugen. Dazu muss spaCy befähigt werden, nicht nur Fachbegriffe zu erkennen, sondern diese auch richtig zu kategorisieren, als z.B. Krankheit oder Symptom. Folgender Lösungsansatz ist angedacht:

MetaMapLite verwendet eine auf UMLS basierende Datenbasis mit medizinischen Fachbegriffen. Der Umfang der Datenbasis von MetaMapLite ist etwas reduziert und umfasst z.B. nur englische Fachbegriffe. Auf der MetaMapLite-Website kann das zip-Archiv

public_mm_data_lite_usabase_2022aa

heruntergeladen werden. In diesem Archiv befindet sich die Datei *postings* in dem Unterordner

\public_mm_lite\data\iof\2022AA\USAbase\indices\cuisourceinfo.

Die Datei *postings* enthält ca. 11 Millionen englischsprachige Einträge und ist mit einer Größe von etwa 739 MB etwas handlicher als die Datenbestände von UMLS. Um zu prüfen, ob diese Datenbasis geeignet ist, ist ein Auszug von Einträgen, die für den zu analysierenden Beispieltext über Depressionen relevant sind, in der folgenden Tabelle aufgelistet.

CUI bezeichnet den Concept Unique Identifier, mit dem Synonyme gefunden werden können. Der CUI besteht nur aus dem mit dem Buchstaben 'C' beginnenden Teil und ist hier ergänzt durch einen sogenannten Term-Type. Der Term-Type 'PT' kennzeichnet z.B. bevorzugte Einträge. SUI bezeichnet den String Unique Identifier, mit dem gleichlautende (und damit redundante) Bezeichnungen gefunden werden können.

Die Tabelle listet nur Einträge auf, in denen der Begriff, z.B. 'depression', einer in Klammern hinter dem Begriff stehenden Kategorie zugeordnet ist, hier z.B. 'disease'. Über den CUI können in der Datei *postings* Synonyme gefunden werden, wobei nur der mit 'C' beginnende Teil relevant ist. Diese Synonyme enthalten häufig keine Kategorien in Klammern. Die Kategorien können aber über den CUI den Synonymen zugeordnet werden. Die sehr zahlreichen Synonyme bzw. alternativen Ausdrücke sind in der Tabelle nicht aufgeführt.

CUI	SUI	Item	Source
FNC0232933	S3225525	Abnormal menstrual cycle (finding)	SNOMEDCT_US
PTCo424569	S3221759	Circumstances interfere with sleep (disorder)	SNOMEDCT_US
YC0009806	S3235964	Constipation (finding)	SNOMEDCT_US
LAC3845528	S14560529	Depressed mood (e.g., feeling sad, tearful)	LNC
SYCo344315	S3252744	Depressed mood (finding)	SNOMEDCT_US
GTCo011570	S1431189	depression (disease)	AOD
SYCo681028	S1431190	depression (economic)	AOD
ETCo021603	S3263624	Disorders of initiating and maintaining sleep (disorder)	SNOMEDCT_US
FNC2939186	S3264511	Disturbance in mood (finding)	SNOMEDCT_US
SYCo349217	S20166983	Episode of depression (finding)	SNOMEDCT_US
FNC1288289	S3312713	Fearful mood (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0150041	S3313279	Feeling hopeless (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0022107	S3313282	Feeling irritable (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0424000	S3313310	Feeling suicidal (finding)	SNOMEDCT_US
ETCo917801	S3373158	Insomnia (disorder)	SNOMEDCT_US
PTCo015672	S3386372	Lack of energy (finding)	SNOMEDCT_US
FNC2981158	S3386389	Lack of libido (finding)	SNOMEDCT_US
FNC1971624	S3397609	Loss of appetite (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0178417	S3397620	Loss of capacity for enjoyment (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0456814	S3397668	Loss of motivation (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0424219	S3397688	Loss of self-esteem (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0679136	S3398077	Low self-esteem (finding)	SNOMEDCT_US
PTC5444612	S20749480	mood (physical finding)	MTH
FNC0424566	S3439673	Not getting enough sleep (disorder)	SNOMEDCT_US
FNC2945580	S3485453	Poor self-esteem (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0235160	S3513783	Restless sleep (finding)	SNOMEDCT_US
FNC0424570	S3580589	Symptoms interfere with sleep (disorder)	SNOMEDCT_US
PTCo424570	S3580589	Symptoms interfere with sleep (disorder)	SNOMEDCT_US
PTCo233481	S3620195	Worried (finding)	SNOMEDCT_US

In der Tabelle finden sich drei Kategorien, 'disease', 'disorder' und 'finding' (Die *postings*-Datei enthält noch viele andere). Hier bietet sich an, die

Begriffe und Kategorien dieser Datenbasis für das Trainieren des EntityRecognizers von spaCy zu verwenden. Die Zuordnung 'finding' ist hier stets als Symptom zu verstehen. 'disorder', also Störung, kennzeichnet in den meisten Fällen ebenfalls eine Krankheit. Der Begriff 'insomnia' findet sich nicht im zu analysierenden Text, dort ist stattdessen von 'disturbed sleep' die Rede ist. Hier muss versucht werden, über Synonyme eine richtige Kategorisierung zu erreichen. Die meisten Einträge stammen von der Datenbank SNOMED CT (Systematized Nomenclature of Medicine Clinical Terms), die seit 2003 Teil des UMLS Metathesaurus ist.

Der Inhalt der Datei *postings* muss aufbereitet (und ggf. auch gekürzt) werden, so dass die Daten für das Training des EntityRecognizers verwendet werden können. Es muss untersucht werden, wie basierend auf der Wörterliste geeignete Trainingsdaten erzeugt werden können, etwa durch automatisch erzeugte Beispielsätze.

Der zu analysierende Text muss durch ein Python-Programm aufbereitet werden, mit dem Ziel, dass die NLP-Komponenten der Prozesspipeline des NLP-Frameworks, möglichst erfolgreich arbeiten. Ein Vorgehen könnte sein, Aufzählungen in mehrere vollständige Sätze zu zerlegen, so dass möglichst sinnvolle vollständige Sätze entstehen, die eine Krankheit und ein Symptom enthalten, so dass die automatische Textanalyse nicht überfordert wird, Krankheit und Symptome zusammenzubringen. Hierbei werden die von spaCy zur Verfügung gestellten Pipeline-Komponenten wie der Lemmatizer und Parser genutzt.

Idealerweise entsteht so ein Text mit Aussagesätzen, die jeweils eine Krankheit und ein oder mehrere Symptome enthalten. Für die Wissensrepräsentation soll der EntityLinker eingesetzt werden. Normalerweise wird der EntityLinker verwendet, um (mehrdeutige) Entitäten, die vom EntityRecognizer oder EntityRuler gefunden werden, einer eindeutigen Entität zuzuordnen (z.B. einem Wikipedia-Eintrag). Der EntityLinker wird trainiert, so dass die Zuordnung Kontext-basiert erfolgt.

Für die Erstellung der Wissensrepräsentation wird der EntityLinker auf unorthodoxe Weise verwendet und mit dieser Komponente die Wissensrepräsentation aufgebaut. Dafür ist die Wissensbasis des EntityLinkers von zentraler Bedeutung. In dieser werden durch das Python-Programm als zusammengehörend erkannte Krankheiten und Symptome gespeichert. Dabei können Symptome mehreren Krankheiten zugeordnet werden. Der EntityLinker wird mit Sätzen aus den zu analysierenden Texten trainiert, die es ihm erlauben, auch bei anderen Texten Kontext-basiert einem Symptom die richtige Krankheit zuzuordnen. Analysiert man viele Text hintereinander, kann der EntityLinker so mit der Zeit eine umfangreiche Wissensbasis aufbauen. Analysiert man einen Text dann mit dem Entity Recognizer und danach mit dem EntityLinker, dann entsteht automatisch die Wissensrepräsentation, wobei etwa die Entität 'lack of energy' vom EntityRecognizer gefunden wird und als 'Symptom' kategorisiert wird und anschließend vom EntityLinker der Krankheit 'depression' zugeordnet wird, sofern sich dies aus dem Kontext ergibt.

Arbeitspakete:

- Manuelle Erstellung einer Wissensrepräsentation basierend auf dem zu analysierenden Text
- Identifizierung eines medizinischen Vokabulars, das zum Training der NER-Komponente verwendet werden kann
- Untersuchung, auf welche Weise die Trainingsdaten für möglichst gute Ergebnisse der NER-Komponente aufbereitet werden müssen (z.B. durch automatisch erzeugte Beispielsätze)
- Entwicklung einer Programm-Komponente, die die zu analysierenden Texte vorverarbeitet, so dass die NLP-Pipeline möglichst effizient arbeitet
- Entwicklung einer Programm-Komponente, die basierend auf den vom NER gefundenen Entitäten zusammengehörende Entitäten (etwa Symptom und Krankheit) identifiziert und zusammen mit Beispielsätzen aus dem zu analysierenden Text die Wissensbasis des EntityLinkers aufbaut.
- Entwicklung einer Programm-Komponente, die die Wissensbasis des EntityLinkers auswertet und in eine XML-Datei o.ä. exportiert. Anschließend Darstellung als RDF-Modell.

STAND DER WISSENSCHAFT

8.1 FZ 1.1. AUFBAU UND STRUKTUR MEDIZINISCHER TEXTE

Medizinische Texte existieren in verschiedenen Formen mit unterschiedlichen Zielsetzungen. Beispielsweise gibt es Lehrbuch- und Enzyklopädietexte, die überblicksweise über medizinische Sachverhalte informieren, wissenschaftliche Studien, in denen neue wissenschaftliche Erkenntnisse vorgestellt werden und außerdem Arztberichte, in denen über individuelle Patienten und deren Krankheitsverlauf informiert wird. Die für diese Arbeit genutzten Analysetexte stellen enzyklopädische Texte dar, in denen insbesondere Symptome und Merkmale psychologischer Erkrankungen beschrieben werden. Charakterisiert sind diese Texte dadurch, dass sie durch Zwischenüberschriften gegliedert sind und neben Fließtext auch Aufzählungen enthalten.

8.2 FZ 2.1. ÜBERBLICK ÜBER DEPRESSIVE ERKRANKUNGEN

8.3 FZ 2.2. AUTOMATISIERUNG DURCH NLP

8.4 FZ 3.1. WISSENSREPRÄSENTATION MITTELS RDF

Das *Resource Description Framework* (RDF) [W3C22] ist ein Framework zur Darstellung von Informationen im Semantischen Web, das von der *RDF Working Group* des *World Wide Web Consortium* (W3C) erstellt wurde. Das RDF-Modell besteht aus einem Datenmodell, mit dem Aussagen über Ressourcen in Form eines Graphen dargestellt werden. Die Informationen werden als Tripel von Subjekt, Prädikat und Objekt gespeichert und ermöglichen auf diese Weise eine maschinenlesbare Bereitstellung semantischer Informationen.

Für Python steht mit *RDFLib* [Tea22] eine Bibliothek zur Arbeit mit RDF-Graphen bereit.

ARBEITS- UND ZEITPLAN

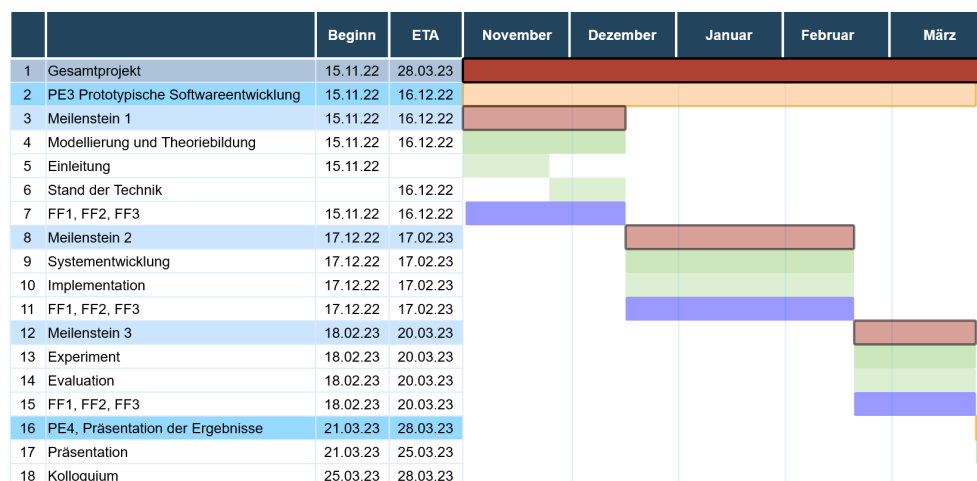


Abbildung 9.1: Arbeits- und Zeitplan

LITERATUR

- [22a] *Medical Subject Headings*. Nov. 2022. URL: <https://www.nlm.nih.gov/mesh/introduction.html> (besucht am 06. 11. 2022).
- [22b] *MENHIR*. Nov. 2022. URL: <https://menhir-project.eu/> (besucht am 06. 11. 2022).
- [22c] *MetaMapLite*. Nov. 2022. URL: <https://lhncbc.nlm.nih.gov/ii/tools/MetaMap/run-locally/MetaMapLite.html> (besucht am 06. 11. 2022).
- [NCP90] Jay F. Nunamaker, Minder Chen und Titus D.M. Purdin. "Systems Development in Information Systems Research". In: *Journal of Management Information Systems* 7.3 (Dez. 1990). Publisher: Routledge _eprint: <https://doi.org/10.1080/07421222.1990.11517898>, S. 89–106. ISSN: 0742-1222. DOI: 10.1080/07421222.1990.11517898. URL: <https://doi.org/10.1080/07421222.1990.11517898> (besucht am 02. 11. 2022).
- [Roy21] Arya Roy. "Recent Trends in Named Entity Recognition (NER)". <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.11420>. Jan. 2021.
- [22d] *STop Obesity Platform*. Nov. 2022. URL: <http://stopproject.eu/> (besucht am 06. 11. 2022).
- [Tea22] RDFLib Team. *rdflib 6.2.0 — rdflib 6.2.0 documentation*. 2022. URL: <https://rdflib.readthedocs.io/en/stable/index.html#> (besucht am 07. 11. 2022).
- [W3C22] W3C. *All Standards and Drafts - W3C*. 2022. URL: <https://www.w3.org/TR/?tag=data> (besucht am 07. 11. 2022).