

Projektbericht: IMARA

Domain-specific GraphRAG pipeline with model fine-tuning

Modul: Abschlussarbeit CAS Machine Learning for Software Engineers (ML4SE)

Datum: [Aktuelles Datum]

Autoren: Marco Allenspach, Lukas Koller, Emanuel Sovrano

Abstract

Die Einführung von Retrieval-Augmented Generation (RAG) markierte einen bedeutenden Meilenstein in der Anwendung grosser Sprachmodelle (LLM), indem generative Fähigkeiten auf faktischen, externen Daten basierten, um Fehlinterpretationen zu vermeiden und die Relevanz zu erhöhen. Um die Schwächen von RAG der ersten Generation durch die Einführung strukturierter, relationaler Kontexte zu beheben, hat sich jedoch mit AI-Native GraphRAG ein weiterentwickeltes Paradigma etabliert.

Der rasante branchenweite Wandel hin zu graphenbasierten Architekturen ist eine notwendige Weiterentwicklung, die auf der Erkenntnis beruht, dass eine KI für effektives Denken ein Modell des Anwendungsbereichs benötigt, nicht nur eine Sammlung von Fakten. Der Fortschritt von unreflektierten LLMs zu grundlegenden RAGs löste das Problem der faktischen Fundierung, doch das Versagen rein vektorbasierter RAGs bei komplexen Anfragen zeigte, dass die Struktur des Wissens ebenso wichtig ist wie sein Inhalt. Ein Wissensgraph liefert diese Struktur und transformiert eine passive Dokumentensammlung in ein aktives, abfragefähiges Modell der Welt.

1. Management Summary

(Ca. 0.5 - 1 Seite) Zusammenfassung des gesamten Projekts: Problemstellung (Extraktion aus komplexen PDFs), gewählter Lösungsansatz (GraphRAG & Fine-tuning) und die wichtigsten Ergebnisse des Benchmarkings.

Traditionelle neuronale Netze eignen sich gut zur Kodierung linearer Beziehungen, doch Daten aus der realen Welt sind in der Regel komplex und multidimensional. Graphen sind besser geeignet, höherdimensionale Verbindungen darzustellen, in denen jeder Knoten mit jedem anderen Knoten in Beziehung steht. Dadurch eignen sich Graphen besser zur Speicherung komplexer Beziehungen aus der realen Welt.

2. Einleitung und Zielsetzung

Das IMARA-Projekt hat zum Ziel, aufzuzeigen wie die Genauigkeit der Abfrage eines graph-basierten RAG-Systems sich verbessert.

Um eine Grundlage für die Messbarkeit zu haben, wurde OpenRAGBench als Referenzdatensatz ausgewählt.

Defining the "AI-Native" GraphRAG Paradigm

AI-Native GraphRAG represents a specific and powerful subset of graph-based RAG systems. Solutions must automate the entire workflow from unstructured data to a natural language answer, abstracting complexities

of graph theory and database management.

naives RAG

Die inhärenten Einschränkungen von vektorbasierter RAG

Konventionelle RAG-Architekturen verlassen sich auf Vektorsimilaritätssuche über ein Korpus von geteiltem Text. Dieser Ansatz behandelt Wissen als eine Sammlung von unzusammenhängenden Fakten und hat Schwierigkeiten mit Fragen, die erfordern:

- Synthese von Informationen aus mehreren Quellen
- Verständnis nuancierter Beziehungen zwischen Entitäten
- Durchführung von Multi-Hop-Reasoning Der Kontext, der dem LLM bereitgestellt wird, ist oft eine Liste von Textausschnitten, die keine explizite Darstellung ihrer Verbindungen enthalten.

Kontextuelle Fragmentierung und Blindheit

Das Chunking bricht den natürlichen Informationsfluss willkürlich. Relevanter Kontext kann über verschiedene Chunks, Dokumente oder Abschnitte verstreut sein. Die Vektorschre, die die Anfrage mit jedem Chunk einzeln vergleicht, versagt oft dabei, diesen vollständigen, verteilten Kontext abzurufen, was zu unvollständigen oder oberflächlichen Antworten führt. Sie versteht semantische Ähnlichkeit, ist jedoch blind für explizite Beziehungen wie Kausalität, Abhängigkeit oder Hierarchie.

Empfindlichkeit gegenüber der Chunking-Strategie

Die Leistung ist hochgradig empfindlich gegenüber der Chunking-Strategie (z.B. Chunk-Grösse, Überlappung). Suboptimale Strategien können übermässiges Rauschen einführen (Chunks zu gross) oder kritischen Kontext verlieren (Chunks zu klein), was umfangreiche und brüchige Anpassungen erfordert.

Unfähigkeit, Multi-Hop-Reasoning durchzuführen

Es gibt Schwierigkeiten, komplexe Fragen zu beantworten, die "Multi-Hop"-Reasoning erfordern. Zum Beispiel: "Welche Marketingkampagnen wurden von der in dem Q3-Bericht erwähnten Lieferkettenstörung betroffen?" erfordert die Verknüpfung von Störung → betroffene Produkte → Marketingkampagnen. Eine einfache Vektorschre ist unwahrscheinlich, diese Informationssprünge zu überbrücken.

Analogie: Vektorbasierte RAG bietet einem Forscher einen Stapel isolierter Karteikarten, während GraphRAG darauf abzielt, eine umfassende Mindmap zu erstellen und bereitzustellen, die entscheidende Verbindungen aufdeckt.

2.1 Projekttitle: IMARA

2.2 Problemstellung

Die Extraktion und Verarbeitung von Informationen aus unstrukturierten PDF-Dokumenten stellt eine Herausforderung für herkömmliche RAG-Systeme dar.

2.3 Projektziele

- Die Implementation von graphbasierten System und der Vergleich zu klassischen RAG-Systemen

- Der Vergleich zwischen verschiedenen graphbasierten RAG-Systemen
-
-

Graph-basiertes RAG: Aufbau einer Pipeline zur Erstellung dichter Wissensgraphen.

•

Model Fine-tuning: Optimierung eines LLMs (z.B. Qwen) basierend auf dem Graph.

•

Automation: End-to-End Automatisierung der Pipeline. Eine flexible Pipeline bauen, die bei der Evaluation der verschiedenen RAG-Systeme unterstützt.

3. Datenbasis und Vorverarbeitung

3.1 Datenquellen

Beschreibung der verwendeten Datensätze, wie z.B. der **Open RAG Bench Dataset** (Arxiv-Kategorien) oder **PubMedQA**.

3.2 PDF-Extraktion mit Docling

Einsatz des **Docling Toolkits** zur effizienten Konvertierung von Dokumenten in maschinenlesbare Formate (Markdown/JSON).

angetroffene Herausforderungen **Challenge:** Die Qualität der Ergebnisse liegt unter den Erwartungen.

Massnahme 1: Optimierung der Parameter. Die optimierte Version der Parameter ist massiv schneller und viel genauer.

```
309
310  ## 6 CONCLUSION
311
312  #In this paper, we presented the DocLayNet dataset. It provides the document conversion and layout anal
313  #ysis. We have also provided a baseline for document layout analysis and a set of metrics for evalua
314  #ting the performance of different systems. We have shown that our proposed approach is able to handle
315  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
316  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
317  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
318  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
319  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
320  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
321  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
322  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
323  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
324  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
325  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
326  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
327  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
328  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
329  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
330  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
331  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
332  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
333  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
334  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
335  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
336  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
337  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
338  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
339  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
340  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
341  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
342  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
343  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
344  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
345  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
346  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
347  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
348  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
349  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
350  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
351  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
352  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
353  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
354  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
```

Die unterschilde sind z.T. ganze Tabellen.

```
309
310  ## 6 CONCLUSION
311
312  #In this paper, we presented the DocLayNet dataset. It provides the document conversion and layout anal
313  #ysis. We have also provided a baseline for document layout analysis and a set of metrics for evalua
314  #ting the performance of different systems. We have shown that our proposed approach is able to handle
315  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
316  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
317  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
318  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
319  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
320  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
321  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
322  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
323  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
324  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
325  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
326  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
327  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
328  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
329  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
330  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
331  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
332  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
333  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
334  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
335  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
336  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
337  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
338  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
339  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
340  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
341  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
342  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
343  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
344  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
345  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
346  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
347  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
348  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
349  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
350  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
351  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
352  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
353  #large documents and can be used for various applications such as document classification, document
354  #summarization, and document search. We have also shown that our proposed approach is able to handle
```

| | |
|--|--|
| 80 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96 97 98 99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 110 111 112 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126 127 128 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144 145 146 147 | 90 91 92 93 94 95 96 97 98 99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 110 111 112 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126 127 128 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144 145 146 147 |
| The annotation campaign was carried out in four phases. In phase one, we identified and prepared the d | The annotation campaign was carried out in four phases. In phase one, we identified and prepared the d |

problematische Parameter:

```
226     params = [
227         "pipeline": "vlm",
228         "from_formats": ["docx", "pptx", "html", "image", "pdf", "asciidoc", "md", "xlsx"],
229         "to_formats": ["md", "json", "html", "text", "doctags"], # Option "html_split_page"
230         "image_export_mode": "placeholder", # Allowed values: "placeholder", "embedded", "referenced". Optional, defaults to em
231         "do_ocr": True,
232         "force_ocr": False,
233         "ocr_engine": "easyocr",
234         "ocr_lang": ["en"], # en, fr, de, es
235         "pdf_backend": "dlparse_v4",
236         "table_mode": "accurate",
237         "abort_on_error": False,
238
239         "do_table_structure": True, # default is True
240         "include_images": True, # default is True
241         # "do_code_enrichment": True, # default is False
242         # "do_formula_enrichment": True, # default is False
243         # "do_picture_classification": True, # default is False
244         "do_picture_description": True, # default is False
245         "picture_description_api": None, # "http://localhost:11435/v1/",
246         # "vlm_pipeline_model": "granite3.2-vision:2b",
247         # "vlm_pipeline_model_api": "http://localhost:11434/v1/chat/completions", # vlm_pipeline_model_api,
248     ]
```

erfolgreiche Parameter:

```
73     parameters = {
74         "from_formats": ["docx", "pptx", "html", "image", "pdf", "asciidoc", "md", "xlsx"],
75         "to_formats": ["md", "json", "html", "text", "doctags"], # Option "html_split_page"
76         "image_export_mode": "placeholder", # Allowed values: placeholder, embedded, referenced. Optional, defaults to embedded.
77         "do_ocr": True,
78         "force_ocr": False,
79         "ocr_engine": "easyocr",
80         "ocr_lang": ["en"],
81         "pdf_backend": "dlparse_v4",
82         "table_mode": "accurate",
83         "abort_on_error": False,
84         # "do_table_structure": True, # default is True
85         # "include_images": True, # default is True
86         # "do_code_enrichment": True, # default is False
87         # "do_formula_enrichment": True, # default is False
88         # "do_picture_classification": True, # default is False
89         # "do_picture_description": True, # default is False
90         # "picture_description_api": "http://localhost:11434/v1/chat/completions",
91         # "vlm_pipeline_model": "granite3.2-vision:2b",
92         # "vlm_pipeline_model_api": vlm_pipeline_model_api,
93     }
94     # "target": "zip",
```

Challenge: Die 16GB VRAM waren nicht genug, um alle features von docling zu unterstützen. Das verursachte periodische Endless-loop's in Docling serve.

Massnahme 1: Der Verzicht auf die Container-Version "Docling serve" und die Verwendung direkt in Python.

Massnahme 2: Die Ausführung von Docling auf der CPU, um das VRAM-Limit zu umgehen

Challenge: Die clouddcode_cli.exe in der VSCode-Umgebung hat durch einen extremen RAM-Verbrauch im Hintergrund die Ausführung von docling verhindert. freeze, not started, ... <https://forum.cursor.com/t/high-memory-consumption-on-clouddcode-cli/106122>

Massnahme 1: Ein Uninstall von clouddcode_cli.exe war unumgänglich.

Challenge: Das parsen von Formeln in Docling mit CPU oder GPU ist sehr langsam. Den Verzicht auf die Extraktion der Formeln war keine Option, da eine maximale Qualität des Extrakts abgestrebt wurde, um die over-all Performance nicht zu beeinträchtigen.

Docling Log Ausschnitt:

```
[WindowsPath('C:/Users/ML4SE/Desktop/openspec_demo/configs/data/OpenRAGBench/pdfs/2411.02951v2.pdf')]  
2025-12-17 19:08:35,249 - INFO - detected formats: [<InputFormat.PDF: 'pdf'>]  
2025-12-17 19:08:35,259 - INFO - Going to convert document batch...  
2025-12-17 19:08:35,260 - INFO - Processing document 2411.02951v2.pdf  
2025-12-18 01:37:07,514 - INFO - Finished converting document 2411.02951v2.pdf in 23312.29 sec.  
mpve the source file to the target directory  
2025-12-18 01:37:07,940 - INFO - Processed 1 docs, of which 0 failed and 0 were partially converted.  
2025-12-18 01:37:07,948 - INFO - Document conversion complete in 203589.20 seconds. it successfully completed 1 out of 287  
[WindowsPath('C:/Users/ML4SE/Desktop/openspec_demo/configs/data/OpenRAGBench/pdfs/2411.03001v2.pdf')]  
2025-12-18 01:37:07,968 - INFO - detected formats: [<InputFormat.PDF: 'pdf'>]  
2025-12-18 01:37:07,972 - INFO - Going to convert document batch...  
2025-12-18 01:37:07,973 - INFO - Processing document 2411.03001v2.pdf  
2025-12-18 14:22:26,866 - INFO - Finished converting document 2411.03001v2.pdf in 45918.92 sec.  
mpve the source file to the target directory  
2025-12-18 14:22:27,152 - INFO - Processed 1 docs, of which 0 failed and 0 were partially converted.  
2025-12-18 14:22:27,160 - INFO - Document conversion complete in 249508.41 seconds. it successfully completed 1 out of 286  
[WindowsPath('C:/Users/ML4SE/Desktop/openspec_demo/configs/data/OpenRAGBench/pdfs/2411.03166v3.pdf')]  
2025-12-18 14:22:27,193 - INFO - detected formats: [<InputFormat.PDF: 'pdf'>]  
2025-12-18 14:22:27,201 - INFO - Going to convert document batch...  
2025-12-18 14:22:27,202 - INFO - Processing document 2411.03166v3.pdf  
2025-12-19 03:50:46,515 - INFO - Finished converting document 2411.03166v3.pdf in 48499.35 sec.  
mpve the source file to the target directory  
2025-12-19 03:50:47,201 - INFO - Processed 1 docs, of which 0 failed and 0 were partially converted.  
2025-12-19 03:50:47,229 - INFO - Document conversion complete in 298008.48 seconds. it successfully completed 1 out of 285
```

```
[WindowsPath('C:/Users/ML4SE/Desktop/openspec_demo/configs/data/OpenRAGBench/pdfs/2411.03257v3.pdf')]

2025-12-19 03:50:47,249 - INFO - detected formats: [<InputFormat.PDF: 'pdf'>]
2025-12-19 03:50:47,257 - INFO - Going to convert document batch...
2025-12-19 03:50:47,259 - INFO - Processing document 2411.03257v3.pdf
2025-12-19 23:49:15,094 - INFO - Finished converting document 2411.03257v3.pdf in 71907.86 sec.
mpve the source file to the target directory
2025-12-19 23:49:17,939 - INFO - Processed 1 docs, of which 0 failed and 0 were partially converted.
2025-12-19 23:49:18,034 - INFO - Document conversion complete in 369919.29 seconds. It successfully completed 1 out of 284
```

Massnahme 1: Einen zweiten Rechner 100% dafür einsetzen.

4. Methodik und Architektur

4.1 Graph-Konstruktion

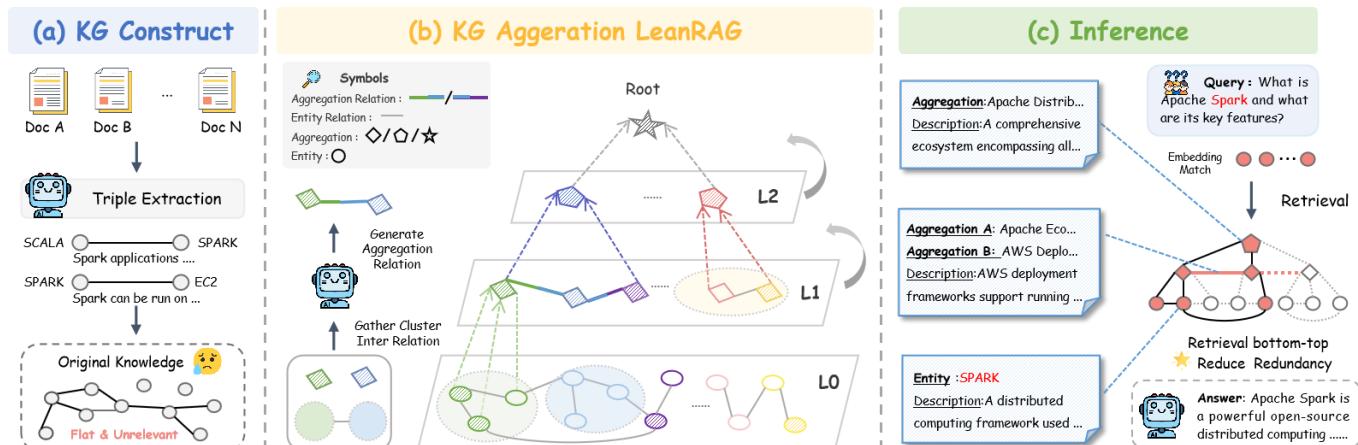
4.1.1 LeanRAG Ansatz

Detaillierung der Triple-Extraktion und der hierarchischen Retrieval-Struktur.

◆ Features

- **Semantic Aggregation:** Clusters entities into semantically coherent summaries and constructs explicit relations to form a navigable aggregation-level knowledge network.
- **Hierarchical, Structure-Guided Retrieval:** Initiates retrieval from fine-grained entities and traverses up the knowledge graph to gather rich, highly relevant evidence efficiently.
- **Reduced Redundancy:** Optimizes retrieval paths to significantly reduce redundant information—LeanRAG achieves ~46% lower retrieval redundancy compared to flat retrieval baselines (based on benchmark evaluations).
- **Benchmark Performance:** Demonstrates superior performance across multiple QA benchmarks with improved response quality and retrieval efficiency.

III Architecture Overview



LeanRAG's processing pipeline follows these core stages:

1. Semantic Aggregation

- Group low-level entities into clusters; generate summary nodes and build adjacency relations among them for efficient navigation.

2. Knowledge Graph Construction

- Construct a multi-layer graph where nodes represent entities and aggregated summaries, with explicit inter-node relations for graph-based traversal.

3. Query Processing & Hierarchical Retrieval

- Anchor queries at the most relevant detailed entities ("bottom-up"), then traverse upward through the semantic aggregation graph to collect evidence spans.

4. Redundancy-Aware Synthesis

- Streamline retrieval paths and avoid overlapping content, ensuring concise evidence aggregation before generating responses.

5. Generation

- Use retrieved, well-structured evidence as input to an LLM to produce coherent, accurate, and contextually grounded answers.
- **Extraktion:** Umwandlung von Text in Entitäten und Relationen.

leanRAG Workflow

`file_chunk.py`

1. chunk raw input token-based with 512 Tokens and 64 Tokens overlap

Method 1: CommonKG

`CommonKG/create_kg.py`

2. create a list of match words (entities) for each chunk
3. create a list of "all entities" based on the match words without duplicates
4. "new triples" have "subject, predicate, object" triples init with corresponding reference to the chunk of origin
5. "next layer entities"
6. "new triples descriptions"

`CommonKG/deal_triple.py`

7. summarize descriptions => relation.jsonl

Method 2: GraphRAG

GraphExtraction/chunk.py

2. loads the chunks

3. performs a "triple extraction" => entity.jsonl, relation.jsonl

GraphExtraction/deal_triple.py

4. deal with duplicates of entries and relations

build_graph.py

5. generating embeddings

6. clustering lables (based on the embeddings)

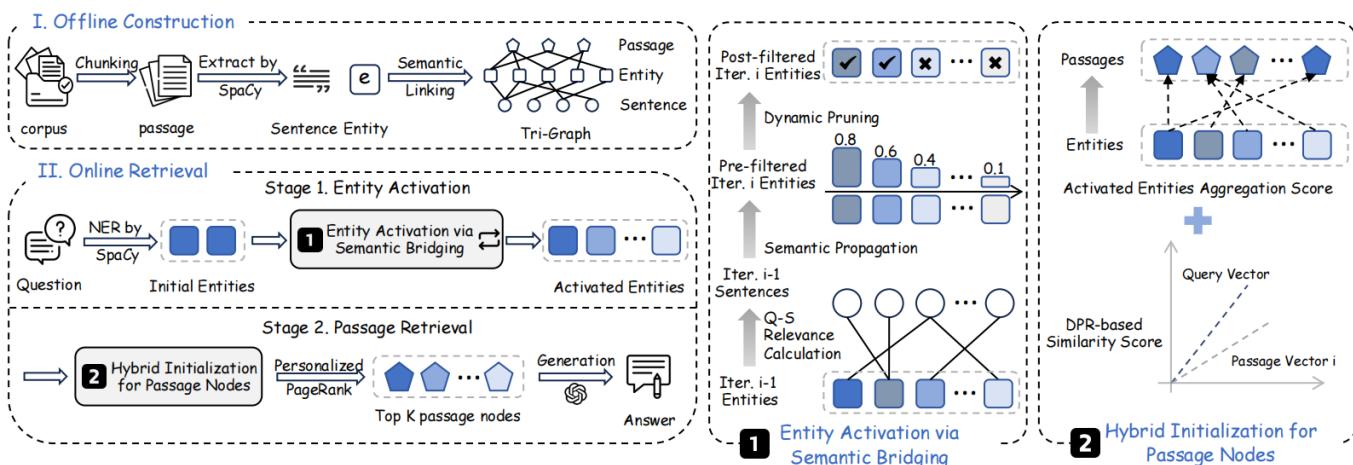
7. layer 1 clustering

8. layer 2 clustering

9. building vector DB

4.1.2 LinearRAG

LinearRAG: Linear Graph Retrieval-Augmented Generation on Large-scale Corpora - A relation-free graph construction method for efficient GraphRAG.



- Context-Preserving: Relation-free graph construction, relying on lightweight entity recognition and semantic linking to achieve comprehensive contextual comprehension.
- Complex Reasoning: Enables deep retrieval via semantic bridging, achieving multi-hop reasoning in a single retrieval pass without requiring explicit relational graphs.
- High Scalability: Zero LLM token consumption, faster processing speed, and linear time/space complexity.

Graphbuilding:

1. => load data
2. chunking data
3. get named entities - SpacyNER (Named Entity Recognition)
4. sentence splitting
5. get passages
6. get embeddings(sentences, entities, passages)
7. build graph => LinearRAG.graphml => ner_results.json => passage_embedding.parquet => sentence_embedding.parquet => entity_embedding.parquet

Retreival:

1. retrieval_results = qa(question)

linearRAG Results

LinearRAG, Dataset: 2wikimultihop, Results with local GPT-OSS-20b Model

```
[passage] Loaded 658 records from ./import\2wikimultihop\passage_embedding.parquet [entity] Loaded  
40320 records from ./import\2wikimultihop\entity_embedding.parquet [sentence] Loaded 21206 records from  
./import\2wikimultihop\sentence_embedding.parquet
```

```
2025-12-09 12:16:23,189 - INFO - Evaluation Results: 2025-12-09 12:16:23,191 - INFO - LLM Accuracy: 0.7350  
(735.0/1000) 2025-12-09 12:16:23,191 - INFO - Contain Accuracy: 0.7210 (721/1000)
```

LinearRAG, Dataset: 2wikimultihop, Results with online gpt-4o-mini Model

```
[passage] Loaded 658 records from ./import\2wikimultihop\passage_embedding.parquet [entity] Loaded  
40320 records from ./import\2wikimultihop\entity_embedding.parquet [sentence] Loaded 21206 records from  
./import\2wikimultihop\sentence_embedding.parquet Retrieving: 100%
```

```
| 1000/1000 [02:43<00:00, 6.12it/s] QA Reading (Parallel): 100%
```

```
1000/1000 [03:48<00:00, 4.37it/s] Evaluating samples: 100%
```

```
| 1000/1000 [00:40<00:00, 24.70sample/s,  
LLM_Acc=0.639, Contain_Acc=0.693] 2025-12-09 13:34:30,325 - INFO - Evaluation Results: 2025-12-09  
13:34:30,325 - INFO - LLM Accuracy: 0.6390 (639.0/1000) 2025-12-09 13:34:30,325 - INFO - Contain Accuracy:  
0.6930 (693/1000)
```

LinearRAG, Dataset: 2wikimultihop, Results with remote gemma3:17b Model

```
[passage] Loaded 658 records from ./import\2wikimultihop\passage_embedding.parquet [entity] Loaded  
40320 records from ./import\2wikimultihop\entity_embedding.parquet [sentence] Loaded 21206 records from  
./import\2wikimultihop\sentence_embedding.parquet Retrieving: 100%
```

```
| 1000/1000 [03:10<00:00, 5.24it/s] QA Reading (Parallel): 100%
```

```
| 1000/1000 [1:22:15<00:00, 4.94s/it] Evaluating samples: 100%
```

```
| 1000/1000 [03:24<00:00,  
4.88sample/s, LLM_Acc=0.240, Contain_Acc=0.351] 2025-12-09 19:02:34,979 - INFO - Evaluation Results:  
2025-12-09 19:02:34,980 - INFO - LLM Accuracy: 0.2400 (240.0/1000) 2025-12-09 19:02:34,981 - INFO -  
Contain Accuracy: 0.3510 (351/1000)
```

LinearRAG, Dataset: 2wikimultihop, Results with online gpt-4o Model

[passage] Loaded 658 records from ./import\2wikimultihop\passage_embedding.parquet [entity] Loaded 40320 records from ./import\2wikimultihop\entity_embedding.parquet [sentence] Loaded 21206 records from ./import\2wikimultihop\sentence_embedding.parquet Retrieving: 100%

██████████ | 1000/1000 [03:00<00:00, 5.55it/s] QA Reading (Parallel): 100%

██████████ | 1000/1000 [03:29<00:00, 4.78it/s] Evaluating samples: 100%

██████████ | 1000/1000 [00:40<00:00, 24.96sample/s, LLM_Acc=0.590, Contain_Acc=0.755] 2025-12-09 19:32:14,264 - INFO - Evaluation Results: 2025-12-09 19:32:14,264 - INFO - LLM Accuracy: 0.5900 (590.0/1000) 2025-12-09 19:32:14,265 - INFO - Contain Accuracy: 0.7550 (755/1000)

LinearRAG, Dataset: hotpotqa, Results with local GPT-OSS-20b Model

[passage] Loaded 1311 records from ./import\hotpotqa\passage_embedding.parquet [entity] Loaded 66846 records from ./import\hotpotqa\entity_embedding.parquet [sentence] Loaded 38455 records from ./import\hotpotqa\sentence_embedding.parquet Retrieving: 100%

██████████ | 1000/1000 [03:46<00:00, 4.42it/s] QA Reading (Parallel): 100%

██████████ | 1000/1000 [1:51:26<00:00, 6.69s/it] Evaluating samples: 100%

██████████ | 1000/1000 [24:59<00:00, 1.50s/sample, LLM_Acc=0.771, Contain_Acc=0.662] 2025-12-10 20:59:41,463 - INFO - Evaluation Results: 2025-12-10 20:59:41,463 - INFO - LLM Accuracy: 0.7710 (771.0/1000) 2025-12-10 20:59:41,463 - INFO - Contain Accuracy: 0.6620 (662/1000)

LinearRAG, Dataset: musique, Results with local GPT-OSS-20b Model

[passage] Loaded 1354 records from ./import\musique\passage_embedding.parquet [entity] Loaded 67532 records from ./import\musique\entity_embedding.parquet [sentence] Loaded 39110 records from ./import\musique\sentence_embedding.parquet Retrieving: 100%

██████████ | 1000/1000 [03:15<00:00, 5.13it/s] QA Reading (Parallel): 100%

██████████ | 1000/1000 [3:51:21<00:00, 13.88s/it] Evaluating samples: 100%

██████████ | 1000/1000 [17:39<00:00, 1.06s/sample, LLM_Acc=0.642, Contain_Acc=0.317] 2025-12-11 02:00:28,341 - INFO - Evaluation Results: 2025-12-11 02:00:28,342 - INFO - LLM Accuracy: 0.6420 (642.0/1000) 2025-12-11 02:00:28,342 - INFO - Contain Accuracy: 0.3170 (317/1000)

LinearRAG, Dataset: medical, Results with local GPT-OSS-20b Model

[passage] Loaded 225 records from ./import\medical\passage_embedding.parquet [entity] Loaded 9033 records from ./import\medical\entity_embedding.parquet [sentence] Loaded 8985 records from ./import\medical\sentence_embedding.parquet Retrieving: 100%

██████████ | 2062/2062 [06:03<00:00, 5.67it/s] QA Reading (Parallel): 100%

```
[ 2062/2062 [10:51<00:00, 3.17it/s] Evaluating samples: 100% | 2062/2062 [01:26<00:00,  
23.72sample/s, LLM_Acc=0.694, Contain_Acc=0.032] 2025-12-11 09:33:43,939 - INFO - Evaluation Results:  
2025-12-11 09:33:43,939 - INFO - LLM Accuracy: 0.6940 (1431.0/2062) 2025-12-11 09:33:43,939 - INFO -  
Contain Accuracy: 0.0320 (66/2062)
```

4.1.3 GraphMERT

GraphMERT: Effiziente und skalierbare Gewinnung zuverlässiger Wissensgraphen aus unstrukturierten Daten

Ein einfaches Beispiel für eine Testimplementierung des Princeton GraphMERT-Papers.

<https://arxiv.org/abs/2510.09580>

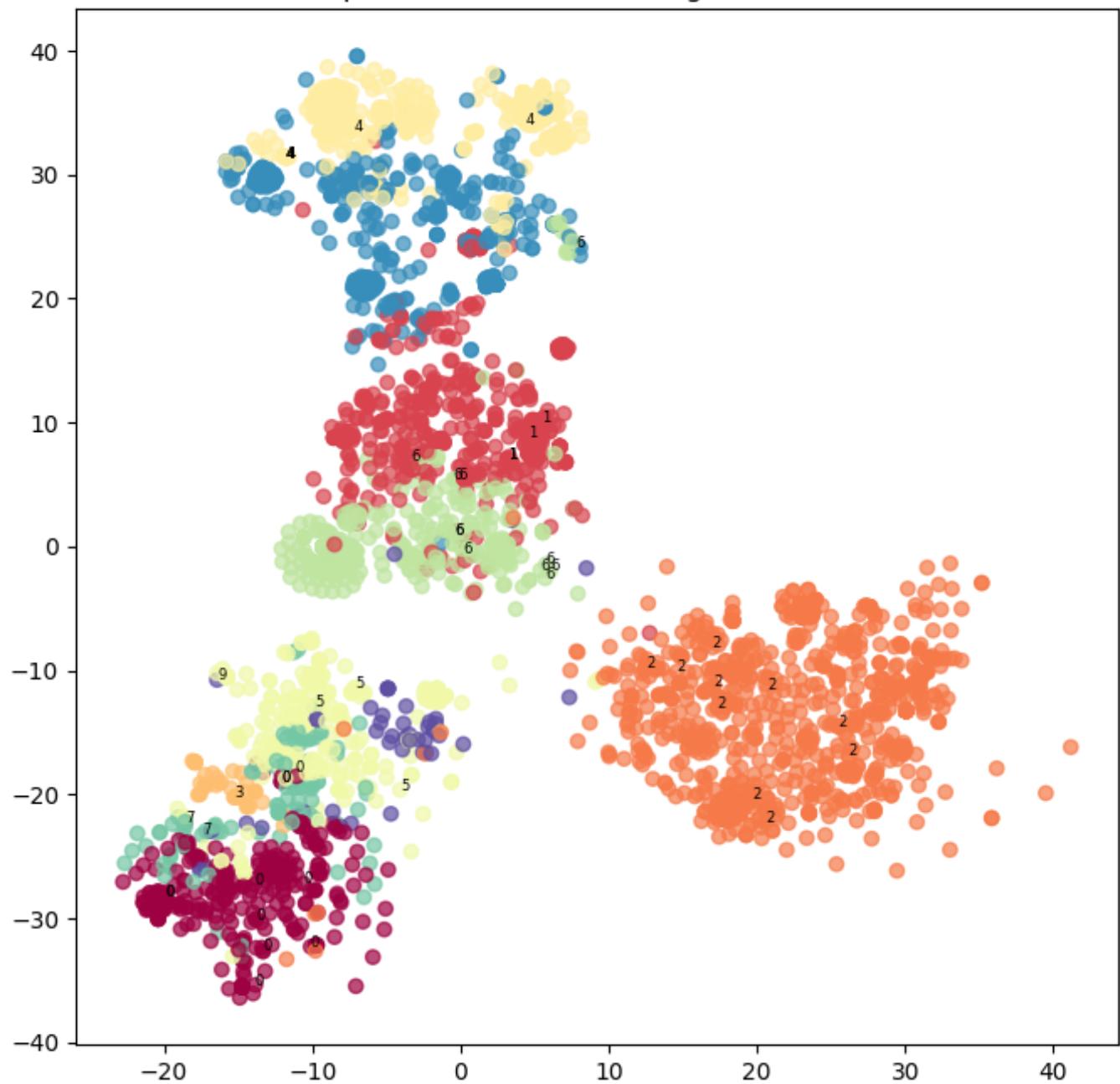
Seit fast drei Jahrzehnten erforschen Wissenschaftler Anwendungen neurosymbolischer künstlicher Intelligenz (KI), da symbolische Komponenten Abstraktion und neuronale Komponenten Generalisierung ermöglichen. Die Kombination beider Komponenten verspricht rasante Fortschritte in der KI. Dieses Potenzial konnte das Feld jedoch bisher nicht ausschöpfen, da die meisten neurosymbolischen KI-Frameworks nicht skalierbar sind. Zudem schränken die impliziten Repräsentationen und das approximative Schliessen neuronaler Ansätze Interpretierbarkeit und Vertrauen ein. Wissensgraphen (KGs), die als Goldstandard für die Repräsentation expliziten semantischen Wissens gelten, können die symbolische Seite abdecken. Die automatische Ableitung zuverlässiger KGs aus Textkorpora stellt jedoch weiterhin eine Herausforderung dar. Wir begegnen diesen Herausforderungen mit GraphMERT, einem kompakten, rein grafischen Encoder-Modell, das hochwertige KGs aus unstrukturierten Textkorpora und seinen eigenen internen Repräsentationen generiert.

GraphMERT und sein äquivalenter Wissensgraph bilden einen modularen neurosymbolischen Stack: neuronales Lernen von Abstraktionen; symbolische Wissensgraphen für verifizierbares Schliessen. GraphMERT + Wissensgraph ist das erste effiziente und skalierbare neurosymbolische Modell, das höchste Benchmark-Genauigkeit und überlegene symbolische Repräsentationen im Vergleich zu Basismodellen erzielt.

Konkret streben wir zuverlässige domänenspezifische Wissensgraphen (KGs) an, die sowohl (1) faktisch korrekt (mit Herkunftsnnachweis) als auch (2) valide (ontologiekonsistente Relationen mit domänenspezifischer Semantik) sind. Wenn ein grosses Sprachmodell (LLM), z. B. Qwen3-32B, domänenspezifische KGs generiert, weist es aufgrund seiner hohen Sensitivität, seiner geringen Domänenexpertise und fehlerhafter Relationen Defizite in der Zuverlässigkeit auf. Anhand von Texten aus PubMed-Artikeln zum Thema Diabetes erzielt unser GraphMERT-Modell mit 80 Millionen Parametern einen KG mit einem FActScore von 69,8 %; ein LLM-Basismodell mit 32 Milliarden Parametern erreicht hingegen nur einen FActScore von 40,2 %. Der GraphMERT-KG erzielt zudem einen höheren ValidityScore von 68,8 % gegenüber 43,0 % beim LLM-Basismodell.

GraphMERT Node Embeddings (t-SNE View)

GraphMERT Node Embeddings (t-SNE View)



GraphMERT Semantic Graph Visualization

GraphMERT Semantic Graph Visualization



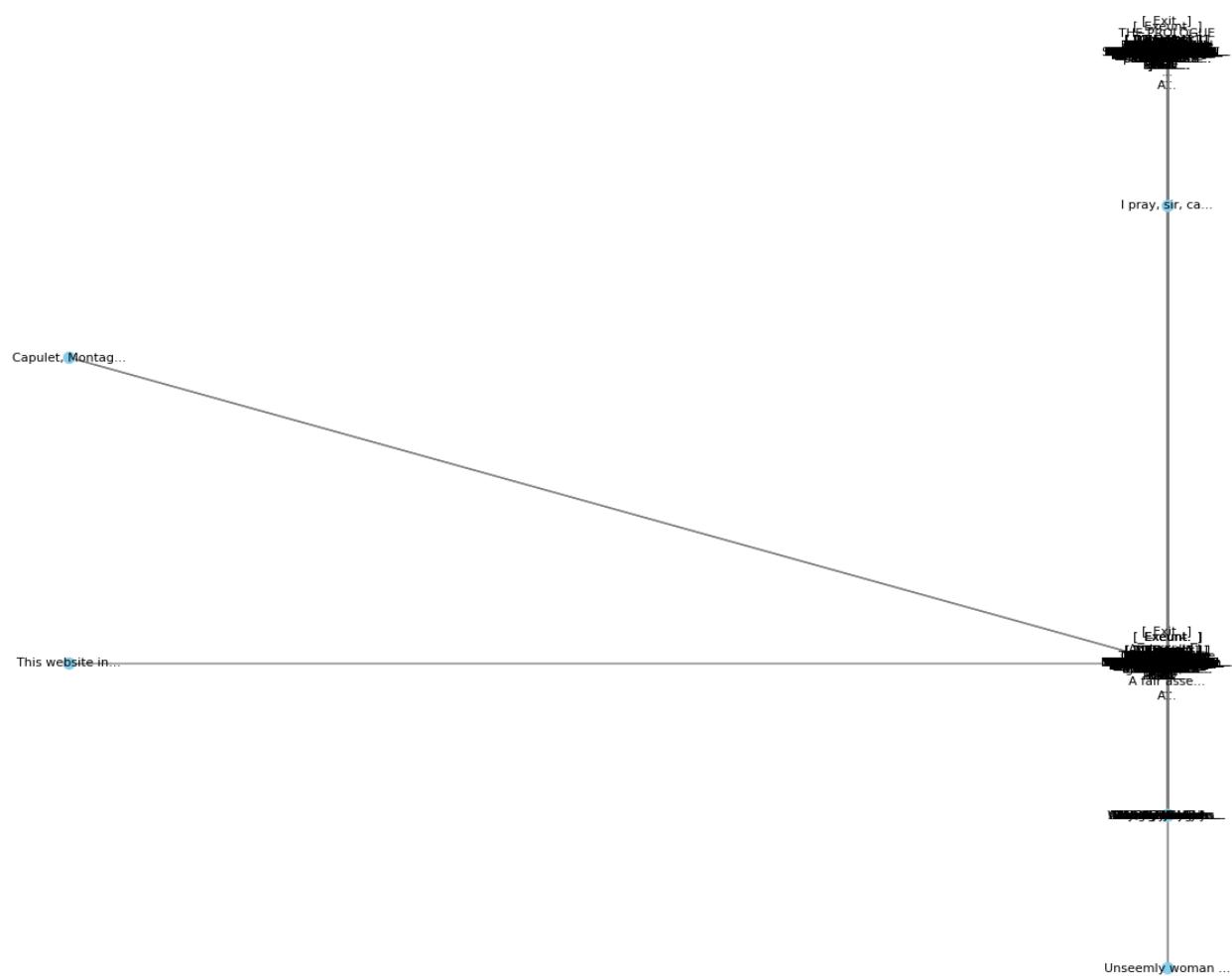
Query search on the graphs results Das ist es, was wir wollen, da die Suche im Graphen linear ist und auf verkettetem Wissen basiert, wobei die Knoten Daten über sich selbst enthalten.

Ein perfektes Resultat

Graph Visualization from GraphMERT Model Output Embeddings



Ein fast perfektes Resultat



- **Extraktion:** Umwandlung von Text in Entitäten und Relationen.
-

Aggregation: Semantische Aggregation zur Reduzierung von Redundanz.

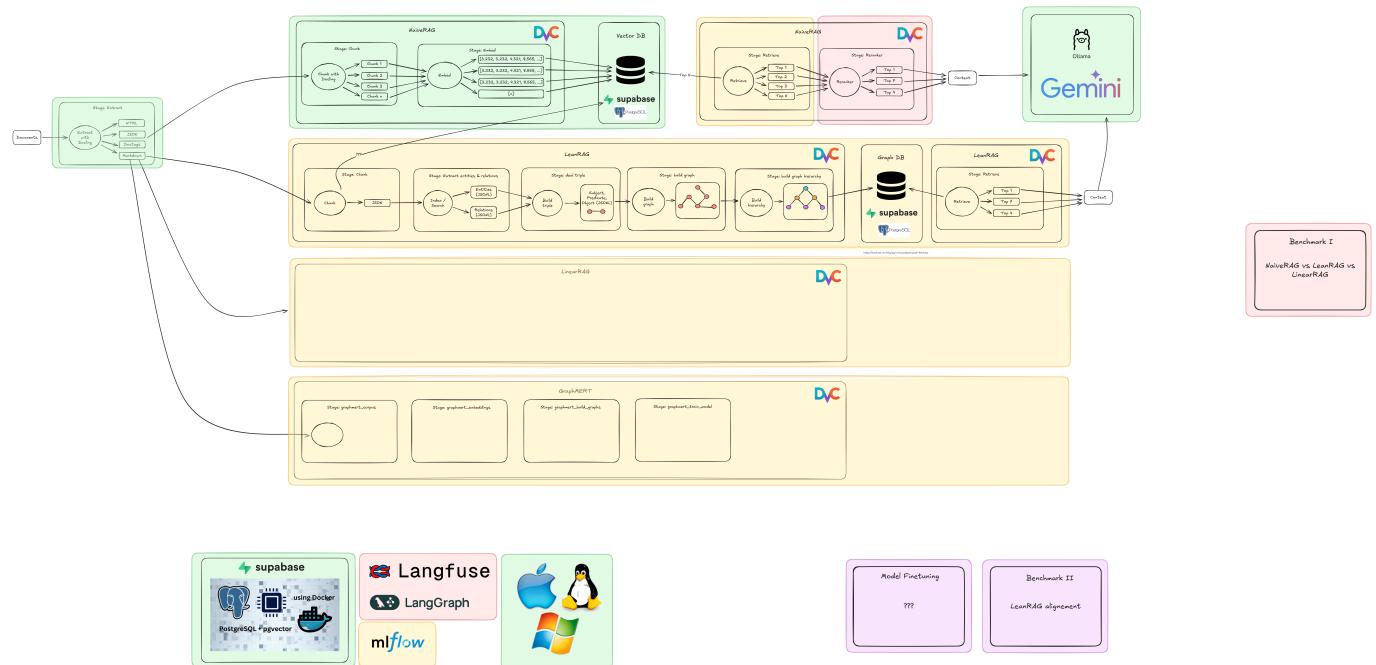
4.2 Fine-tuning Strategie

- Verwendung des **Unslot Frameworks** für ressourceneffizientes Training.
- Integration von Ansätzen wie **GraphRAFT** oder **GraphMERT** zur Distillation von Wissen in kleine, domänenspezifische Modelle.

5. Implementierung

5.1 Systemarchitektur

Beschreibung der Pipeline von der PDF-Eingabe bis zur Antwortgenerierung.



5.2 Verwendete Hardware

Dokumentation der genutzten Ressourcen (z.B. 1x 4090 Desktop, M3 Pro 24GB) . 1 HP EliteBook X G11 => Massenextraktion mit Docling Prozessor Intel 5U

1 Lenovo Notbook Legion 9 16IRX8 Prozessor 13th Gen Intel(R) Core(TM) i9-13980HX (2.20 GHz) Installierter RAM 32.0 GB (31.7 GB verwendbar) GPU Nvidia RTX4090 Mobile mit 16GB VRAM

6. Evaluation und Benchmarking

6.1 Benchmark-Design

-

Ansatz 1: Generierung eines Testdatensatzes mittels Synthetic Data Generation (SDG) und Evaluierung durch ein "LLM als Judge".

-

Ansatz 2: Nutzung publizierter Benchmarks wie dem Open RAG Benchmark.

6.2 Ergebnisse

Vergleich der Performance: Standard RAG vs. IMARA GraphRAG vs. Fine-tuned Model.

7. Diskussion der Ergebnisse

- Qualität der generierten Graphen.
- Effektivität des Fine-tunings im Vergleich zu GPT-basierten Modellen.
- Ressourcenverbrauch und Skalierbarkeit.

8. Risikomanagement und Lessons Learned

Reflektion über die im Antrag identifizierten Risiken:

- Datenqualität und Graph-Dichte.
- Rechenintensität des Fine-tunings.
- Teamkoordination.
- Der Vorsatz Plattformunabhängig zu sein hatte sich im Laufe des Projekts als unnötige Herausforderung herausgestellt. Konkret Microsoft Windows hatte bei der Installation spezielle Anforderungen, Inkompatibilität mit MLFlow und letztlich erzwungene Reboots, die mehrfach lang laufende Prozesse abgeschlossen haben.

9. Fazit und Ausblick

Zusammenfassung, ob ein 80M domänenspezifisches Modell tatsächlich grössere Modelle übertreffen konnte, und mögliche nächste Schritte.

Ausblick:

Aus den Ergebnissen konnten folgende Ansätze für die weitere Entwicklung abgeleitet werden:

- Die Qualität einer Knowledge Graphen wird hauptsächlich durch die Qualität der Entities beeinflusst. Ein Ansatz, um das Problem der sprachlichen Mehrdeutigkeit im Label der Entities ist, diese durch Attribute, abgeleitet aus dem Kontext, zu differenzieren. Ein Beispiel ist: "Der Müller hat dem Beruf eines Maurers" - Die Entity "Müller" ist folglich eine Maurer mit dem Familiennamen "Müller" und nicht eine Person mit dem Beruf Müller.
- Für eine produktive Lösung, sollten möglichst viele Verarbeitungsschritte im Scope eines einzelnen Dokuments (vor-)verarbeitet werden, bis und mit entity-relation Triples. Dies bringt folgende Vorteile mit sich:
 - Eine kontinuierliche Erweiterung des Graphen durch Vorverarbeitete Datensätze.
 - Parallelisierung
 - Die Möglichkeit, zu Entfernen, wenn Datensätze ungültig werden vereinfacht. Mögliche Gründe sind Fehler in den Daten oder Zeitbasierte Daten würde durch aktuellere ersetzt.
 - Mehrere Graphen können mit minimalem Offset für verschiedene Berechtigungsstufen erzeugt werden.
- Der Einfluss von Raum und Zeit muss systematisch im Graph-Modell berücksichtigt werden. z.B. Schwierigkeiten mit der Atmung werden auf Meereshöhe anders interpretiert wie auf dem Everest. Aktienkurse sind abhängig von der Zeit oder auch sich mit 100km/h zu bewegen war um 1900 rasend schnell und heute eher Durchschnitt.
- Für eine Knowledge Base mit verschiedenen Sprachen, können entities nur mit einer semantisch korrekten Übersetzung zusammengeführt werden. Um ständige Übersetzungen zwischen den Sprachen zu verhindern, könnte eine höhere Hierarchie mit einem Konzept-Graph repräsentiert werden. das heisst einzelne Fakten werden als Knowledge Graph dargestellt und darüber auf Konzepte abgebildet.
- Das Clustering identischer Relationen zu einem Hypergraph ist ein weiterer Ansatz, Teilgraphen zusammen zu führen, ohne sich die Möglichkeit zu verbauen Teile wieder zu entfernen. Ebenso können wahrscheinliche Relationen abgeleitet werden. (vom Hypergraph zurück zum Knowledge Graph)

10. Referenzen

- [1] Docling: An Efficient Open-Source Toolkit. <https://www.docling.ai/>
- [2] LeanRAG: Knowledge-Graph-Based Generation. <https://github.com/KnowledgeXLab/LeanRAG>
- [3] LinearRAG: A relation-free graph construction method for efficient GraphRAG. <https://github.com/DEEP-PolyU/LinearRAG>
- [4] GraphMERT: Efficient Distillation of Reliable KGs. <https://github.com/creativeautomaton/graphMERT-python>
- ... (Weitere Quellen gemäss Antrag).

11. Glossar

Hier ist ein Glossar, das spezifisch auf den Begriffen, Technologien und Konzepten basiert, die im vorliegenden Projektbericht (IMARA) verwendet werden. Es ist alphabetisch sortiert, um es direkt in Kapitel 11 einzufügen zu können.

11. Glossar

A - C

- **AI-Native GraphRAG:** Ein weiterentwickeltes Paradigma von GraphRAG, das den gesamten Workflow von unstrukturierten Daten bis zur Antwortgenerierung automatisiert und dabei die Komplexität von Graphentheorie und Datenbankmanagement abstrahiert.
- **Chunking:** Der Prozess des Zerlegens von Texten in kleinere Abschnitte (Chunks). Im Bericht wird dies als kritischer Faktor für *naives RAG* identifiziert, da suboptimale Chunk-Größen (zu gross oder zu klein) zu Kontextverlust oder Rauschen führen können.
- **CommonKG:** Eine im Kontext von *LeanRAG* erwähnte Methode zur Erstellung von Wissensgraphen, bei der Entitäten und Relationen (Triples) aus Text-Chunks extrahiert und dedupliziert werden.

D - G

- **Docling:** Ein Open-Source-Toolkit zur Dokumentenkonvertierung. Im Projekt wurde es genutzt, um komplexe PDFs in maschinenlesbare Formate (Markdown/JSON) zu wandeln. Es traten Herausforderungen bezüglich VRAM-Verbrauch und Performance auf.
- **Embeddings:** Vektorrepräsentationen von Texten (Sätze, Entitäten, Passagen). Sie dienen als Basis für die Ähnlichkeitssuche und das Clustering in den Graphen.
- **FactScore:** Eine Metrik zur Bewertung der faktischen Korrektheit eines Wissensgraphen oder einer generierten Antwort. Im Bericht erzielt *GraphMERT* hierbei deutlich höhere Werte als reine LLMs.
- **Fine-tuning:** Das nachtrainieren eines LLMs (z. B. Qwen) auf spezifischen, graphenbasierten Daten, um die Antwortqualität und Domänenexpertise zu erhöhen.
- **GraphMERT:** Ein kompaktes, rein grafisches Encoder-Modell (Neurosymbolische KI), das effizient zuverlässige und ontologiekonsistente Wissensgraphen aus unstrukturierten Texten generiert.
- **GraphRAG (Graph Retrieval-Augmented Generation):** Eine Erweiterung von RAG, die statt flacher Textlisten strukturierte Wissensgraphen nutzt. Dies ermöglicht das Erkennen komplexer Beziehungen und *Multi-Hop-Reasoning*.

H - L

- **Hypergraph:** Eine im Ausblick erwähnte Graphenstruktur, bei der eine Kante (Edge) mehr als zwei Knoten verbinden kann. Dies wird als Ansatz vorgeschlagen, um identische Relationen zu clustern.
- **IMARA:** Der Name des Projekts. Es steht für die Entwicklung einer domänenspezifischen GraphRAG-Pipeline mit Model Fine-tuning.
- **Knowledge Graph (Wissensgraph):** Eine strukturierte Darstellung von Wissen in Form von Knoten (Entitäten) und Kanten (Beziehungen), die ein aktives, abfragefähiges Modell der Welt darstellt.
- **LeanRAG:** Ein GraphRAG-Ansatz, der auf semantische Aggregation und hierarchisches Retrieval setzt, um Redundanzen zu minimieren (ca. 46 % weniger Redundanz im Vergleich zu flachen Baselines).
- **LinearRAG:** Eine effiziente GraphRAG-Methode, die "relation-free" arbeitet. Sie nutzt leichtgewichtige Entity Recognition und semantische Verlinkung für schnelle Verarbeitung mit linearer Komplexität.
- **LLM (Large Language Model):** Grosse Sprachmodelle, die als generative Komponente im RAG-Prozess dienen (z. B. GPT-4o, Qwen, Gemma).

M - O

- **Multi-Hop-Reasoning:** Die Fähigkeit, Informationen über mehrere Verbindungsschritte hinweg zu verknüpfen (z. B. A ist verbunden mit B, B ist verbunden mit C → Schlussfolgerung von A auf C). Eine Schwäche von naivem RAG, aber eine Stärke von GraphRAG.
- **Naives RAG:** Bezeichnet im Bericht konventionelle, vektorbasierte RAG-Architekturen, die Wissen als unzusammenhängende Fakten (Chunks) behandeln und oft an kontextueller Fragmentierung leiden.
- **Neurosymbolische KI:** Kombination aus neuronalen Netzwerken (Generalisierung, Lernen) und symbolischer KI (Abstraktion, Logik, Graphen), wie sie im *GraphMERT*-Ansatz verwendet wird.
- **OpenRAGBench:** Ein Referenzdatensatz (Benchmark), der im Projekt genutzt wurde, um die Messbarkeit und Vergleichbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen.

S - V

- **Semantic Aggregation:** Ein Feature von *LeanRAG*, bei dem Entitäten in semantisch kohärente Zusammenfassungen (Cluster) gruppiert werden, um die Navigation im Graphen zu verbessern.
- **Synthetic Data Generation (SDG):** Ein Ansatz zur Generierung von künstlichen Testdaten, um die Leistung des Systems zu evaluieren (z. B. mittels "LLM als Judge").
- **Triple:** Die grundlegende Dateneinheit eines Wissensgraphen, bestehend aus Subjekt, Prädikat (Relation) und Objekt (z. B. "Müller" -> "hat Beruf" -> "Maurer").
- **Unsloth:** Ein Framework, das im Projekt für das ressourceneffiziente *Fine-tuning* der Modelle verwendet wurde.
- **ValidityScore:** Eine Metrik zur Bewertung der Gültigkeit von Relationen (Ontologie-Konsistenz) innerhalb eines Wissensgraphen.
- **Vektorsimilaritätssuche:** Das Suchverfahren klassischer RAG-Systeme, das Textabschnitte basierend auf mathematischer Ähnlichkeit (Vektornähe) findet, aber explizite Beziehungen oft ignoriert.

Tipps für die Ausarbeitung

- **Visualisierungen:** Nutzt die Grafiken aus eurem Zwischenbericht (LeanRAG/Docling Architektur), um die technischen Sektionen (Kapitel 3 & 4) zu füllen.
- **Code-Beispiele:** Fügt kurze Snippets eurer Automatisierungslösung oder der Unsloth-Konfiguration in Kapitel 5 ein.

- **Metriken:** In Kapitel 6 solltet ihr Tabellen mit Latenzzeiten und Genauigkeitswerten (Accuracy/F1) eurer Benchmarks zeigen.

Soll ich dir beim Ausformulieren eines spezifischen Kapitels (z.B. der Methodik oder der Evaluation) behilflich sein?