

# Research Proposal

Project Name	멀티모달 검색을 위한 graphRAG 시스템 개발
-----------------	-----------------------------

9 조

201902770 허정우  
202002470 김보배

지도교수: 임성수 교수님 (서명)

# Document Revision History

---

REV#	DATE	AFFECTED SECTION	AUTHOR
1	2025/03/11	1, 2	허정우
2	2025/03/12	4, 5, 6	허정우
3	2025/03/13	3	허정우

# Table of Contents

---

## 목차

1. 연구 주제 이름 .....	5
2. 연구 배경 및 관련 연구 .....	5
3. 프로젝트 수행자의 의도 .....	5
4. 탐구 내용 및 기대 결과 .....	6
5. 프로젝트 관련 학습 계획 .....	6
6. 연구 일정 계획 .....	7

List of Figure

그림 목차 항목을 찾을 수 없습니다.

# 1. 연구 주제 이름

Text-Attributed 그래프 기반 멀티모달 검색 RAG: 모델 설계 및 성능 최적화

## 2. 연구 배경 및 관련 연구

GPT, LLAMA와 같은 대규모 언어 모델(LLM)은 미리 학습된 데이터를 기반으로 동작하기 때문에 최신 정보 반영이 어렵고 존재하지 않는 데이터를 생성해내는 ‘hallucination(환각현상)’이 일어난다는 단점이 존재한다. 이러한 LLM의 여러 문제들을 해결하기 위해 Retrieval-Augmented Generation(RAG)에 대한 다양한 연구가 진행되었다.

RAG의 핵심 개념은 대형 텍스트 코퍼스에서 적절한 정보를 동적으로 검색하여, 언어 모델이 생성하는 응답에 관련된 사실적 지식을 통합하는 것이다. 이를 통해 생성된 응답의 문맥적 깊이를 풍부하게 만들 뿐만 아니라, 사실적 정확성과 구체성을 더욱 향상시킬 수 있다. RAG는 뛰어난 성능과 광범위한 응용 가능성 덕분에 자연어 처리 연구 분야에서 중요한 관심사가 되었다. 하지만 여러 논문에서 기존 RAG의 한계점을 제시했다.

1. Neglecting Relationships(관계 정보 부족): 실제 데이터 사이에는 연관성이 있지만 기존 RAG에선 단순 의미적 유사성으로 검색을 하기 때문에 관계적 지식을 반영하지 못한다.
2. Redundant Information(중복 정보 문제): 검색된 데이터가 너무 길어지면서 lost in middle(중간 정보 손실) 문제가 발생할 수 있다.
3. Lacking Global Information(전역 정보 부족): 기존 RAG는 일부 문서만 검색할 수 있기 때문에 전체적인 정보를 종합적으로 파악하는데 어려움이 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 Graph Retrieval-Augmented Generation(GraphRAG)이 등장하였고 GraphRAG는 기존 RAG와 달리, 그래프 데이터베이스를 활용하여 데이터들을 관계성 요소와 함께 저장하여 기존 RAG의 단점을 보완한다.

GraphRAG를 이미지, 영상과 같은 멀티모달 데이터를 검색하는 과정에 사용해보고 기존 multimodal RAG에 비해 얼마나 성능 향상이 있는지 확인하고 프롬프팅, 검색, 생성 단계에 여러 방법을 적용하여 성능을 고도화하려고 한다.

## 3. 프로젝트 수행자의 의도

기존 RAG 기반 연구는 주로 텍스트 중심으로 이루어져 있으며, 멀티모달 데이터를 효과적

으로 검색하고 통합하는 방법에 대한 연구가 부족하다. 본 연구는 멀티모달 데이터를 효율적으로 검색하고 연결할 수 있는 GraphRAG를 개발하는 것을 목표로 한다. 또 RAG의 성능을 향상시키기 위한 GraphRAG 방법이 기존 멀티모달 데이터를 벡터 임베딩을 기반으로 구현한 multimodalRAG에 비해 성능 향상을 보여주는지 연구하려고 한다.

연구 결과는 의료 데이터 분석, 추천 시스템 등 멀티모달 AI 응용에서 활용될 가능성이 높으며, 학문적 연구뿐만 아니라 산업적인 측면에서도 기여할 수 있을 것으로 생각한다.

## 4. 탐구 내용 및 기대 결과

1. 멀티모달 데이터 처리를 위한 GraphRAG 구현 및 성능 평가
2. 성능을 향상시키기 위해 각 단계별로 다양한 방법 적용
3. 최종 성능 평가

## 5. 프로젝트 관련 학습 계획

학습할 내용	기간	역할 분담
기존 RAG, GraphRAG 구현 방법 및 오픈소스 분석	3월	
GraphRAG를 멀티모달 데이터에 적용하기 위한 학습	4월	

## 6. 연구 일정 계획

조사할 내용	기간	역할 분담
성능 향상을 위한 프롬프팅 기법 탐색	5월	
Retreival, Generation 단계 에서의 GraphRAG 성능 향상 방법 연구	6월	

## Related Work Summary Table

번호	연구 제목(저자)	저널/컨퍼런스 (연도)	주요 내용 요약	주요 인사이트
1	Graph Retrieval-Augmented Generation: A Survey(BOCI PENG, YUN ZHU, YONGCHAO LIU, XIAOHE BO, HAIZHOU SHI, CHUNTAO HONG, YAN ZHANG, SILIAN TANG)	J. ACM, Vol. 37, No. 4, Article 111. Publication date: September 2024	GraphRAG의 세 가지 주요 단계(G-Indexing, G-Retrieval, G-Generation)에 해당하는 기술들을 분류하여 설명하고 검색기(retriever)와 생성기(generator)의 학습 전략을 소개한다.	GraphRAG의 동작 과정인 Indexing, Retrieval, Generation에서 적용 가능한 다양한 방법과 세부적인 정보를 제공하여 구현과 성능 향상에서 여러 방식을 적용해 볼 수 있다.
2	Retrieval-Augmented Multimodal Language Modeling( Michihiro Yasunaga, Armen Aghajanyan, Weijia Shi, Rich James, Jure Leskovec, Percy Liang, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, Wen-tau Yih)	ICML 2023	검색기로 CLIP, 생성기로 CM3를 사용한 모델인 RA-CM3에 대해 소개한다. 이 모델은 텍스트와 이미지를 모두 검색 및 생성할 수 있는 최초의 멀티모달 모델이다.	이미지 생성 성능 향상을 위해 적용한 여러 방법들에 대해 알 수 있다.
3	ASurvey on RAGMeetingLLMs: Towards Retrieval-Augmented Large Language Models(Wenqi Fan, Yujian Ding, Lianbo Ning, Shijie Wang, Hengyun Li, Dawei Yin, Tat-Seng Chua, Qing Li)	Conference'17, July 2017, Washington, DC, USA	RAG기반 LLMs에 대한 포괄적인 개요를 제공하며, 아키텍처(Architecture), 학습 전략(Training Strategy), 응용 분야(Application Area) 같은 기술적 측면에서 대표적인 연구들을 정리한다.	기존 RAG의 Retrieval, Generation 과정에 대해 알 수 있다.
4	MuRAG:Multimodal Retrieval-Augmented Generator for Open Question Answering over Images and Text ( Wenhu Chen, Hexiang Hu, Xi Chen, Pat Verga, William W. Cohen)	EMNLP 2022 main conference	기존 RAG는 텍스트 중심 데이터만 활용하는 것을 지적하면서 웹에 있는 멀티모달 데이터들을 활용하여 검색 정확도를 높일 수 있다고 연구함.	데이터 Retrieval, Generation 과정에서 text데이터 뿐만아니라 멀티모달 데이터를 적절히 이용하면 검색성능 향상에 도움이 된다.