

RAG 기반 지능형 대학정보 질의응답 시스템 설계

이현섭*
백석대학교 컴퓨터공학부 교수

RAG-based Intelligent College Information Question and Answer System

Hyun-Seob Lee*
Professor, Division of Computer Engineering, Baekseok University

요약 본 연구는 대학 환경에서 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 기술을 활용하여 학사정보 및 교직원 규정에 관한 질의응답 시스템을 설계하고 구현한 결과를 제시한다. 기존 규정 검색 시스템의 한계점을 극복하기 위해 최신 자연어 처리 기술과 검색 증강 생성 방식을 결합하여, 사용자 질의에 대해 정확하고 맥락에 맞는 응답을 제공하는 챗봇 시스템을 개발하였다. 본 시스템은 대학 내 학사정보 및 교직원 규정 문서를 벡터 데이터베이스로 색인화하고, 사용자 질의와 관련된 정보를 효율적으로 검색한 뒤 대규모 언어 모델을 통해 응답을 생성하는 방식으로 작동한다. 제안된 RAG 기반 챗봇은 규정 내용의 정확성을 유지하면서도 자연스러운 대화형 응답을 제공하여 사용자 만족도와 정보 접근성을 크게 향상시킬 수 있도록 설계하였다. 본 연구는 대학 행정 서비스의 디지털 전환을 위한 실용적 모델을 제시하며, 향후 다양한 교육기관의 정보 서비스 고도화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

주제어 : 검색 증강 생성, 챗봇, 검색 시스템, 생성 시스템, 학사정보시스템

Abstract This study presents the design and implementation of a question and answer system for academic information and faculty regulations using RAG (Retrieval Augmented Generation) technology in a university environment. To overcome the limitations of existing regulation retrieval systems, we developed a chatbot system that provides accurate and contextualized responses to user queries by combining the latest natural language processing technology and retrieval augmented generation methods. The system works by indexing the university's academic information and faculty regulations documents into a vector database, efficiently retrieving information related to user queries, and generating responses through a large-scale language model. The proposed RAG-based chatbot is designed to provide natural and interactive responses while maintaining the accuracy of the regulatory content, which can significantly improve user satisfaction and information accessibility. This research presents a practical model for the digital transformation of university administrative services and could contribute to the advancement of information services in various educational institutions in the future.

Key Words : RAG, Chatbot, Search System, Generation System, Academic Information System

*This paper was supported by 2025 Baekseok University Research Fund

*교신저자 : 이현섭(hyunseob@bu.ac.kr)

접수일 2025년 05월 18일 수정일 2025년 06월 04일 심사완료일 2025년 06월 12일

1. 서론

대학 환경에서 학사정보와 교직원 규정은 교육과 행정의 근간이 되는 중요한 정보자원이다. 그러나 방대한 양의 규정과 복잡한 학사 관련 정보는 구성원들이 필요한 정보를 찾고 이해하는 데 상당한 어려움을 초래한다. 기존의 정보 제공 방식은 주로 웹사이트나 PDF 문서를 통한 키워드 검색에 의존하고 있어, 사용자가 원하는 정보를 정확히 찾아내거나 관련 규정을 종합적으로 이해하는 데 한계가 있다[1]. 또한, 설문 결과 대학 정보 시스템 사용자의 약 67%가 필요한 규정 정보를 찾는 데 어려움을 경험한 것으로 나타났다[2]. 이러한 문제는 특히 신입생, 신입 교원 및 직원들에게 더욱 두드러지며, 행정 업무의 효율성을 저하시키는 요인으로 작용한다.

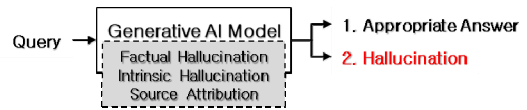
최근 자연어 처리 및 생성형 AI 기술의 발전은 이러한 문제를 해결할 수 있는 새로운 가능성을 제시하고 있다. 특히 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 아키텍처는 대규모 언어 모델(Large Language Model)의 생성 능력과 특정 문서 집합에서의 정보 검색 기능을 결합함으로써, 맥락에 맞는 정확한 정보를 대화형 인터페이스를 통해 제공할 수 있는 잠재력을 가지고 있다[3]. 또한, RAG 모델은 외부 지식을 활용함으로써 환각(hallucination) 문제를 크게 감소시키고 정확한 정보 제공이 가능하다는 장점을 가진다[4]. 이러한 기술은 방대한 규정 문서를 효과적으로 탐색하고, 사용자 질의의 의도를 정확히 파악하여 관련 정보를 종합적으로 제공하는 데 활용될 수 있다[5].

본 연구의 목적은 RAG 기술을 활용하여 대학 환경에 최적화된 학사정보 및 교직원 규정 질의응답 시스템을 설계하는 것이다. 이를 위하여 대학생 학사 정보 및 교직원 규정을 벡터 데이터베이스로 색인화하는 시스템을 설계하였다. 그 다음 유사도 점수를 기준으로 사용자의 질의와 유사도가 높은 세그먼트를 언어 모델에 사전 정보로 전달하고 전달된 정보 안에서 자연어로 처리된 답변을 하는 대화형 챗봇 시스템을 설계하였다. 이러한 설계를 대학 정보 검색 시스템에 적용하면, 대학 구성원들의 학사 정보 및 규정에 대한 접근성이 향상되고 행정 업무의 효율성 증대 및 문의 대응에 소요되는 인적 자원을 절감하여 대학 행정 서비스의 품질을 향상할 것으로 기대한다.

2. 배경 및 관련연구

2.1 생성형 인공지능의 문제

인공지능의 환각 문제는 모델이 실제로 존재하지 않거나 사실과 다른 정보를 생성하는 현상이다.



[Fig. 1] Types of Hallucination

[Fig. 1]은 생성형 인공지능에서 발생하는 환각의 종류를 보여주고 있다. 먼저, 사실적 환각(Factual Hallucination)은 실제로 존재하지 않은 정보를 인용하거나, 일어나지 않은 사건을 사실인 것처럼 서술하는 등 존재하지 않는 정보나 잘못된 사실을 생성하는 것이다. 그 다음, 내용적 환각(Intrinsic Hallucination)은 질문과 관련 없는 내용을 답하거나 입력된 정보와 모순된 내용을 응답하는 등, 인공지능이 주어진 맥락이나 입력 정보와 불일치하는 내용을 생성하는 것이다. 마지막으로, 출처 환각(Source Attribution)은 실제로 해당 저자가 쓰지 않은 논문을 인용하거나, 존재하지 않는 연구기관을 언급하는 등, 존재하지 않는 출처를 인용하거나 잘못된 출처 정보를 제공하는 것이다. 이러한 환각 문제는 지식 기반 시스템에 심각한 문제를 야기할 수 있다. 따라서 이러한 문제를 인식하고 해결하기 위한 다양한 연구가 진행되고 있다[6-11].

2.2 검색 증강 생성(RAG) 기술을 이용한 챗봇

검색 증강 생성(Retrieval-Augmented Generation, RAG)은 대규모 언어 모델의 생성 능력과 외부 지식 소스에서 정보를 검색하는 기능을 결합한 하이브리드 아키텍처이다. RAG 모델은 정보 검색(IR) 구성 요소를 통해 관련 외부 정보를 검색하고, 이를 기반으로 언어 모델이 응답을 생성하는 방식으로 작동한다. 이 방식은 언어 모델의 사전 학습 데이터에 포함되지 않은 최신 정보나 특정 도메인 지식을 반영할 수 있게 하여, 응답의 정확성과 신뢰성을 크게 향상시켰다. RAG 아키텍처의 핵심 구성 요소는 검색기(Retriever)와 생성기(Generator)이다. 검색기는 사용자 질의를 분석하여 관련성 높은 정보를 벡터 데이터베이스에서 검색하는 역할을 한다. 이 과정에서 질의와 문서를 각각 밀집 벡터로 인코딩하여 의미적 유사성을 계산하는 조밀 패시지 검색(Dense Passage Retrieval) 기법[12]의 연구와 수조 개의 토큰에서 정보를 검색하여 방대한 양의 정보에서도 효율적인 성능을 보이는 RETRO(Retrieval-Enhanced Transformer)

모델[13]이 개발되었고, RAG 기술의 발전 동향을 종합적으로 분석한 연구[14]가 진행되는 등 RAG를 확장하기 위한 다양한 연구가 진행되고 있다.

2.3 챗봇 시스템과 대화형 AI

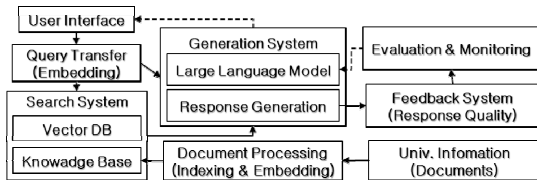
챗봇 시스템은 사용자와 자연어로 상호작용하는 대화형 인터페이스를 제공하는 AI 애플리케이션이다. 초기의 규칙 기반 챗봇에서 통계적 모델을 거쳐, 최근에는 대규모 언어 모델 기반의 챗봇으로 빠르게 발전하고 있다. 그러나 대화형 AI가 실제 존재하지 않는 데이터를 기반으로 응답하는 환각 문제는 챗봇 시스템의 발전을 위해 해결해야 하는 큰 문제로 지적되어 왔다.

이러한 문제를 해결하기 위한 RAG 기술이 대두되고 있다. RAG는 실제 데이터와 문서를 기반으로 정보를 검색하여 답변을 생성함으로써 다양한 분야에 정확성과 신뢰성을 확보할 수 있다. 따라서 RAG를 활용한 AI 응답 시스템의 연구가 활발하게 진행되고 있다.

대표적인 연구 중 하나로 HybridRAG[15]는 문서 기반 대화 시스템을 위한 프레임워크로, 다양한 유형의 검색 방법을 결합하여 대화 맥락에 가장 적합한 정보를 추출하는 방식을 제안했다. 이 연구는 맥락 이해와 연속적인 대화 처리에 초점을 맞추어, 학사정보와 같이 복잡하고 상호연관된 정보를 다루는 챗봇 시스템에 중요한 시사점을 제공한다. 또한, 개인화된 대화 생성을 위한 검색 증강 학습 방법[16]은 사용자별 특성과 선호도를 고려한 정보 검색 및 응답 생성 방식을 개발하여, 사용자 맞춤형 서비스를 제공하는 챗봇 시스템의 가능성을 확장했다. RAG를 활용한 이러한 정보 응답 시스템은 많은 질의와 응답이 발생하는 사용자 집단에게 비용과 자원을 줄이는 고수준의 자동화 서비스를 제공할 수 있을 것으로 예상된다.

3. RAG 기반 대학 정보 시스템 설계

3.1 핵심 아이디어



[Fig. 2] Block Diagram of Proposed System

[Fig. 2]는 제안하는 RAG 기반 대학정보 시스템의 설계를 보여주고 있다. 이 시스템은 사용자 질의에 대해 관련 정보를 검색하고, 이를 대규모 언어 모델의 입력으로 활용하여 정확하고 신뢰성 있는 응답을 생성하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 그림과 같이 사용자 인터페이스, 질의 전송 모듈, 검색 시스템, 생성 시스템, 문서정보 처리 모듈, 평가 및 모니터링 등 6가지 주요 모듈을 이용하여 상호작용하도록 설계하였다.

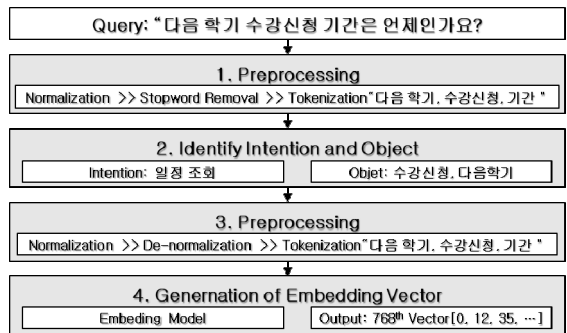
3.2 사용자 인터페이스



[Fig. 3] User Interface

[Fig. 3]은 사용자 인터페이스를 보여주고 있다. 그림과 같이 RAG의 독립된 전문 지식 베이스를 활용하기 위해 교직원 규정 정보 처리와 학사 정보 및 규정 처리를 선택한 다음, 질의를 하는 구조로 구성하였다. 또한, 임시 규정은 PDF 업로드를 통해 지식 베이스를 업데이트할 수 있도록 하였다.

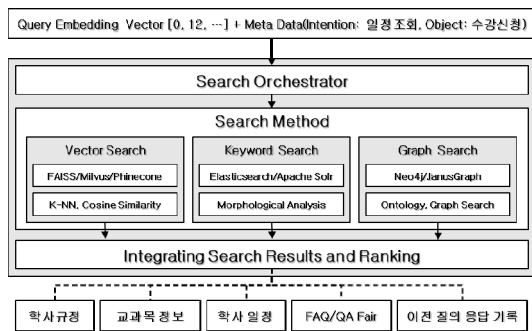
3.3 질의 전송 모듈



[Fig. 4] Query Transfer Module

[Fig. 4]는 질의 전송 모듈의 구성과 동작을 보여주고 있다. 이 모듈은 사용자의 입력을 분석하고 처리하여 검색 시스템에 전달하는 역할을 수행한다. 이를 위해 전처리 단계에서는 질의 정규화, 불용어 제거, 토큰화 과정을 거쳐서 정제된 단어를 선별한다. 그 다음 의도 및 개체 인식 과정을 수행한다. 이렇게 식별된 데이터는 사용자 정보, 현재 학기, 이전 대화 컨텍스트 등과 병합하여 컨텍스트를 강화한다. 이렇게 강화된 데이터는 임베딩을 통해 질의 벡터로 변환하여 검색 시스템에 전달한다.

3.4 검색 시스템

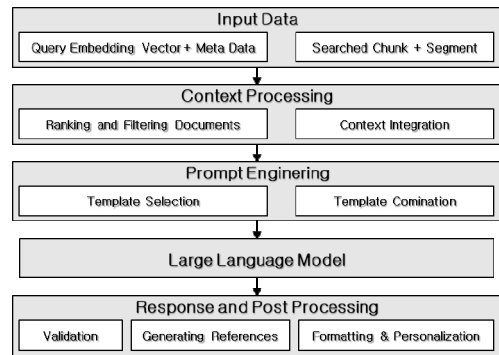


[Fig. 5] Search System

[Fig. 5]는 검색 시스템의 구성과 동작을 보여주고 있다. 질의 전송 모듈에서 전달된 질의 벡터와 메타 데이터는 검색 오케스트레이터를 통해 메타데이터의 의도와 개체를 기반한 검색 방법을 선택하고 가중치를 조정한다. 선택된 내부 모듈을 통해 검색된 결과는 앙상블 방식의 통합과 랭킹을 통해 질의와 관련된 핵심 청크(Chunk)와 세그먼트를 추출한다. 이러한 결과는 생성 시스템으로 전달된다.

3.5 생성 시스템 및 모니터링 모듈

[Fig. 6]은 생성 시스템의 구성과 동작을 보여주고 있다. 이 시스템은 검색 시스템에서 검색된 정보를 바탕으로 정확하고 유용한 응답을 생성하는 역할을 담당한다. 먼저 질의 전송 모듈로부터 입력된 질의 관련 임베딩 데이터를 기준으로 검색 시스템에서 검색된 벡터 청크 및 세그먼트를 단순한 벡터 유사도 외에도 정보의 최신성, 신뢰도 등을 확인한다. 이 과정에서 모순 정보 배제 및 최신 정보를 기준으로 데이터 그룹의 우선순위를 랭킹을 결정한다. 그 다음 질의 벡터와 검색 결과를 통합한다.



[Fig. 6] Generation System

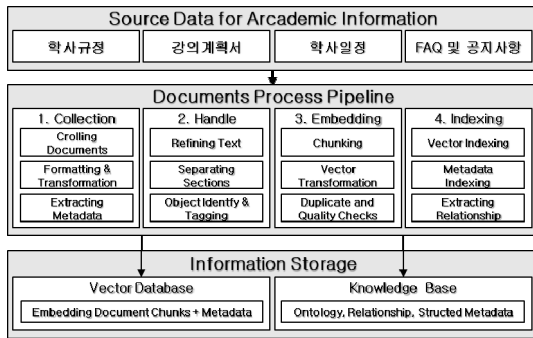
프롬프트 엔지니어링은 앞에서 처리된 컨텍스트를 기반으로 언어 모델에 전달하는 정보와 질의를 조합하는 과정이다. 이 과정에서는 질의의 의도 및 해당 유형의 질문에 대한 응답 구조와 형식을 최적화한 프롬프트 템플릿을 선택한다. 그 다음 시스템 지시, 문서 컨텍스트, 질의 정보를 조합한다. 프롬프트 조합에는 시스템 지시문, 문서 컨텍스트, 사용자 컨텍스트, 제약 조건을 포함하며 각각의 구성은 다음과 같은 정보를 포함한다. 먼저 시스템 지시문은 학사정보 제공자의 역할, 응답스타일, 정확성을 강조하는 정보를 포함한다. 그 다음 문서 컨텍스트는 검색된 관련정보와 메타데이터를 포함한다. 그리고 사용자 컨텍스트는 챗봇에서 현재 대화 흐름, 사용자 역할 및 관련 정보를 포함한다. 마지막으로 제약 조건은 학사정보의 정확성, 최신성, 불확실한 정보에 대한 명시적 표현이 포함된다. 이렇게 프롬프트 엔지니어링을 통해 구성되고 조합된 프롬프트는 대규모 언어 모델로 전달된다.

대규모 언어 모델은 전달된 프롬프트를 바탕으로 응답을 생성한다. 사용된 모델은 학사 용어, 대학 행정 절차, 규정 등에 대한 이해가 높도록 파인튜닝되어 있으며 한국어를 포함한 다국어어를 지원하는 언어 모델을 활용한다. 즉, 이러한 과정을 통해 응답생성은 언어 모델이 자체적으로 학습된 데이터를 활용하지 않고, 벡터 DB에서 검색된 규정 정보를 포함한 청크 및 세그먼트이션을 프롬프트 템플릿을 통해 질의와 함께 전달하여 언어 모델의 응답이 질의에 적절한 답변을 제공하도록 한다. 또한, 질의에 적절한 정보가 검색된 규정 정보에 없는 경우 정보를 찾을 수 없음을 명시한 요청을 프롬프트의 시스템 지시문에 추가하여 답변의 신뢰성을 높인다.

마지막으로, 생성된 초기 응답을 모니터링하고, 정제하여 응답의 품질을 향상하는 후처리 과정을 진행한다. 이 과정에서는 생성된 응답의 정확성을 검증한다. 언어

모델이 생성한 내용이 검색된 문서의 내용과 일치하는지 확인하고, 불일치하는 부분이 있으면 수정한다. 특히 날짜, 기간, 철자 등 사실적 정보에 대한 검증은 강화하여 진행한다. 예를 들어 “다음 학기 수강 신청은 2025년 7월 15일부터 시작”이라는 응답이 생성되었을 경우 검색된 공식 문서와 일치하는지 확인한다. 이렇게 생성된 응답에는 인용 및 참조된 정보를 추가한다. 예를 들어 앞선 질의에서는 “2025학년도 학사일정(교무처, 2025.03.01.)”과 같은 형태의 정보가 추가된다. 마지막으로, 최종 응답을 사용자에게 친화적으로 가공한다. 이 과정에서는 텍스트 강조, 단락 구분, 목록화 등을 통해 가독성을 높이고, 프롬프트의 사용자 역할(학부생, 대학원생, 교수, 직원 등)에 맞추어 언어와 상세도를 조절하여 답변을 생성한다.

3.6 문서정보 처리 모듈



[Fig. 7] Document Processing Module

[Fig. 7]은 학사정보 문서 처리 및 색인 프로세스를 보여주고 있다. 이 프로세스는 대학의 학사정보 문서가 RAG 시스템의 검색 엔진에 활용되기까지 각 과정에서 비정형 텍스트 문서를 효율적으로 검색 가능한 형태로 변환하는 역할을 수행한다. 그림과 같이 학사정보 챗봇은 학사규정, 강의계획서 학사일정, FAQ 및 공지사항 등 다양한 유형의 대학 문서를 활용한다. 이러한 문서는 PDF, 웹페이지, 데이터베이스 등 다양한 형식으로 존재하며, 문서 처리 파이프라인을 통해 검색 시스템에서 활용 가능한 데이터 형태로 변환한다. 문서 처리 과정의 첫 단계는 수집 및 변환 과정이다. 이 과정에서는 크롤링을 통해 학교 웹사이트와 내부 시스템에서 최신 문서를 자동 수집하거나 관리자 및 사용자로부터 문서를 직접 입력받는다. 이렇게 입력받은 문서는 일관된 텍스트 형식으로 변환된다. 그 다음 문서 제목, 날짜, 작성자, 문서 유형, 주제 분류 등 중요 메타정보 추출한다. 이렇게 추

출된 데이터는 처리 및 분석 단계로 전달된다. 이 단계에서는 텍스트 정제를 통해 불필요한 문자, 서식, 노이즈 제거 및 텍스트 정규화를 진행하고 목차, 챗터, 조항 등 논리적 구조 단위로 문서 분할 과정을 통해 문서의 섹션을 분리한다. 그 다음 학과명, 교과목, 제도명 등 중요 학사 용어의 개체를 인식하여 태깅한다. 이렇게 처리된 데이터는 청킹 및 임베딩 단계로 전달된다. 이 단계에서는 먼저 검색 효율성을 위해 문서를 의미적으로 응집된 작은 청크로 분할한다. 예를 들어 규정집은 각 조항별로 분할하고, 강의계획서는 교과목 개요, 평가 방식, 주차별 계획과 같은 기준으로 분할한다. 이렇게 분할된 청크는 임베딩 과정을 통해 벡터로 변환된다. 그리고 동시에 유사/중복 청크를 식별하고 저품질의 청크를 필터링한다. 마지막 단계는 이렇게 생성된 벡터 청크를 색인 및 저장하는 단계다. 이 과정은 고속 검색 가능한 인덱스 구조로 조직화하고 문서 출처, 발행일 등의 메타데이터로 인덱싱하고 문서나 청크 간 연결 관계 및 참조 정보를 추출한다. 이렇게 생성된 문서 청크 임베딩과 메타데이터 참조 정보는 정보 저장소의 벡터 데이터베이스와 지식베이스에 저장되어 검색 시스템의 운용에 활용된다.

4. 결론

본 논문에서는 RAG 기술을 활용하여 대학의 학사정보 및 교직원 규정에 대한 질의에 자동으로 응답해주는 학사정보 챗봇 시스템을 설계하였다. 설계한 사용자 인터페이스, 질의 전송 모듈, 검색 시스템, 생성 시스템, 문서 전송 모듈, 평가 및 모니터링 방법으로 구성된 6가지 핵심 구조는 서로 유기적인 정보 공유 및 생성을 통해 사용자가 원하는 질문에 대한 전문가적인 수준의 답변을 제안할 수 있다. 이러한 설계의 도입은 향후 대학 행정 업무의 효율성 증대 및 서비스 품질 향상에 기여할 수 있을 것으로 예상된다. 향후에는 제안하는 시스템에 실제 평가 방법을 도입하고, 질의 답변에 대한 평가 및 피드백을 반영하는 연구를 통해 서비스 품질을 향상시키는 연구를 진행할 예정이다.

REFERENCES

[1] Y.S.Kim and J.M.Lee, "A Study on Usability Evaluation and Improvement of University Academic Information

- Systems," The Journal of Korean Association of Educational Information and Media, Vol.29, No.2, pp.231-259, 2023.
- [2] J.H.Park and S.W.Lee, "Digital Transformation of University Administrative Services: Introduction and Performance of AI-based Information Provision Systems," Korean Journal of Educational Administration, Vol.40, No.3, pp.103-132, 2022.
- [3] P.Lewis, E.Perez, A.Piktus, F.Petroni, V.Karpukhin, N.Goyal, and D.Kiela, "Retrieval-augmented Generation for Knowledge-intensive NLP Tasks," Advances in Neural Information Processing Systems, Vol.33, pp.9459-9474, 2020.
- [4] K.Shuster, S.Poff, M.Chen, D.Kiela, and J.Weston, "Retrieval Augmentation Reduces Hallucination in Conversation," Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2021, pp.3784-3803, 2021.
- [5] J.Yan, M.Chen, X.Ji, S.Huang, D.Yang, X.Li, and C.Xiong, "Augmented Large Language Models with Retrieval-enhanced Generation," ACM Computing Surveys, Vol.56, No.2, pp.1-35, 2023.
- [6] S.Ji, S.W.Pan, X.Li, E.Cambria, G.Long, and Z.Huang, "A Survey on Knowledge-Enhanced Pre-trained Language Models," ACM Computing Surveys, Vol.55, No.9, pp.1-38, 2023.
- [7] N.Krishnamurthy, S.Chakraborty, and M.Masud, "Detecting and Mitigating Hallucination in Large Language Models: A Survey," arXiv preprint arXiv:2401.01301, 2024.
- [8] M.Huang, Z.Shen, X.Jiang, and N.Duan, "Factuality Challenges in the Era of Large Language Models," arXiv preprint arXiv:2310.05189, 2023.
- [9] A.Chen, G.Zhong, J.Wang, and D.A.McAllester, "WikiChat: Stopping the Hallucination of Large Language Models by Grounding on Wikipedia," arXiv preprint arXiv:2305.14292, 2023.
- [10] S.Manakul, M.J.Pruthi, R.E.Torku, H.Wu, C.Foroutan, T.Mitran, and A.Gál-Szabo, "SelfCheckGPT: Zero-Resource Black-Box Hallucination Detection for Generative Large Language Models," arXiv preprint arXiv:2303.08896, 2023.
- [11] J.Menick, M.Ainslie, M.Cheng, and C.Voigt, "Teaching language models to support answers with verified quotes," arXiv preprint arXiv:2203.11147, 2022.
- [12] V.Karpukhin, B.Oguz, S.Min, P.Lewis, L.Wu, S.Edunov, D.Chen, and W.T.Yih, "Dense Passage Retrieval for Open-Domain Question Answering," Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pp.6769-6781, 2020.
- [13] S.Borgeaud, A.Mensch, J.Hoffmann, T.Cai, E.Rutherford, K.Millican, G.van den Driessche, J.B.Lespiau, B.Damoc, A.Clark, D.de Las Casas, A.Guy, J.Menick, R.Ring, T.Hennigan, S.Huang, L.Maggiore, C.Jones, A.Cassirer, A.Brock, M.Paganini, G.Irving, O.Vinyals, S.Osindero, K.Simonyan, J.Rae, E.Grefenstette, and L.Sifre, "Improving language models by retrieving from trillions of tokens," International Conference on Machine Learning (ICML), pp.2206-2240, 2022.
- [14] J.Yan, M.Chen, X.Ji, S.Huang, D.Yang, X.Li, and C.Xiong, "Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey," arXiv preprint arXiv:2312.10997, 2023.
- [15] H.Chen, X.Liu, D.Yin, and J.Tang, "HybridRAG: A Framework for Document-grounded Dialogue with Hybrid Retrieval Augmented Generation," Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2021, pp.4342-4355, 2021.
- [16] A.Asai, K.Hashimoto, H.Hajishirzi, R.Socher, and C.Xiong, "Learning Retrieval Augmentation for Personalized Dialogue Generation," Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp.9281-9295, 2023.

이 현 섭(Hyun-Seob Lee)

[중심회원]



- 2013년 2월 : 한양대학교 컴퓨터 공학과 (공학 박사)
- 2012년 3월 ~ 2021년 2월 : 삼성전자 책임연구원
- 2021년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 조교수

〈관심분야〉

인공지능, 저장시스템, 임베디드 시스템