GIST, 정확도 23% 높인 AI 법률 서비스 개발

모르는 것은 AI 스스로 묻고 찾아
답변 신뢰성 높이는 RAG (검색 증강 생성) 기술

- 전기전자컴퓨터공학과 이흥노 교수팀, 법률 분야에 최적화된 RAG 프레임워크 기술 개발… 기존 RAG 대비 검색·응답 정확도 23% 향상, 파인 튜닝된 LLM 대비 성능 14% 높아
- 법률 실무 활용은 물론 법률상담 서비스를 받기 어려운 취약계층에도 도움 기대
- 국제학술지《IEEE Access》게재

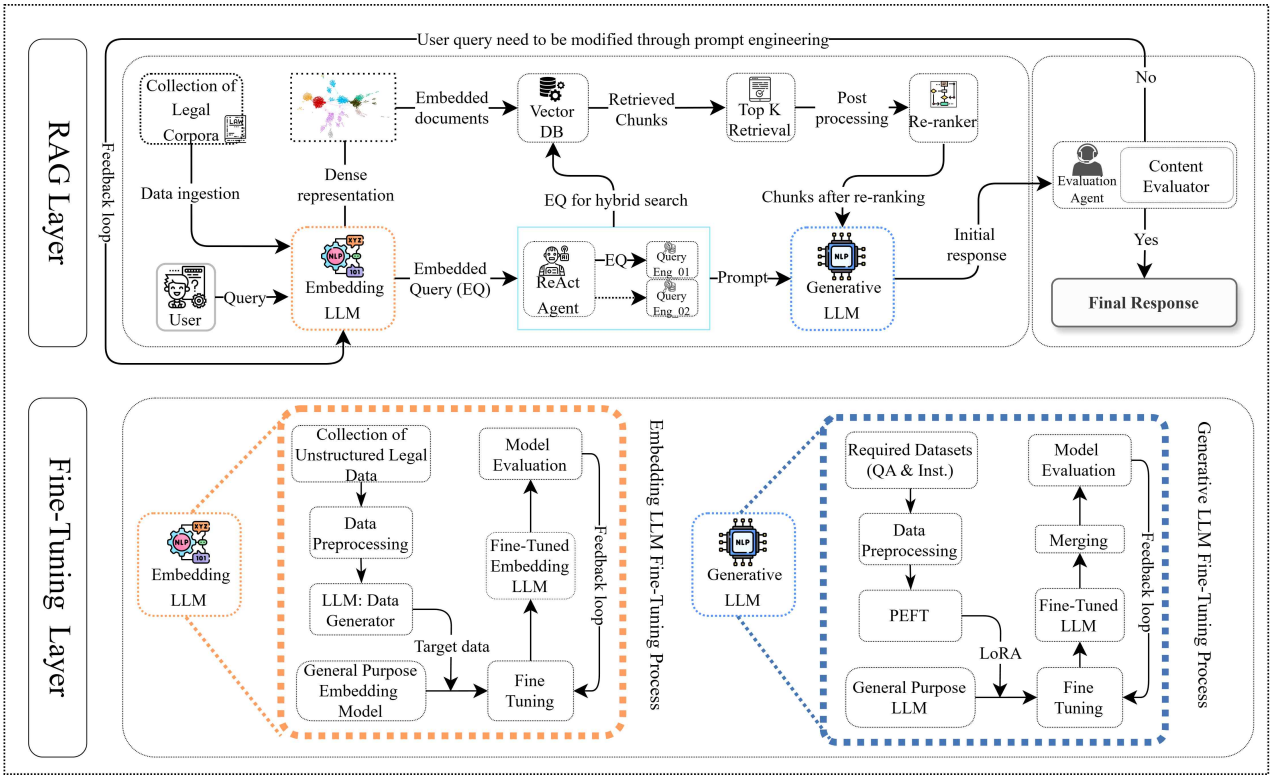
▲ (왼쪽부터) 전기전자컴퓨터공학과 이흥노 교수, RAHMAN S M WAHIDUR 학생

최근 인공지능(AI) 기술의 급격한 발전은 사회·경제 전반에 혁신적인 변화를 일으키며, 법률 분야에서도 빠르게 확산되고 있다.

그러나, 학습된 데이터를 기반으로 답변을 생성하는 대규모 언어 모델(LLM)은 **법률 분야의 복잡한 질의를 정확히 처리하는 데 한계**가 있다. 특히 **해석이 중요한 판례 분석이나 계약서 작성에 있어 AI가 잘못된 정보를 제공할 경우, 심각한 문제가 발생**할 수 있다.

광주과학기술원(GIST, 총장 임기철)은 전기전자컴퓨터공학과 이흥노 교수(ITRC 블록체인 지능융합센터장) 연구팀이 **법률 분야에 특화된 '검색 증강 생성(Retrieval-Augmented Generation, RAG)' 프레임워크 기술을 개발**했다고 밝혔다. **모르는 것은 AI 스스로 묻고 찾아봄으로써 답변의 신뢰성과 정확도를 높인다**는 점이 가장 큰 특징이다.

이 기술은 기존 AI 기반 법률 추론에서 발생하는 '할루시네이션(hallucination: 잘못된 정보, 환각)' 문제를 획기적으로 줄이며, 정확도와 투명성, 신뢰성을 높여 **취약계층을 위한 법률 지원뿐 아니라 법률 실무 전반에 폭넓게 활용**될 수 있을 것으로 기대된다.



[그림] 제안된 LQ-RAG 시스템의 개략적인 설계. 본 시스템은 파인 튜닝 레이어(Fine-Tuning Layer)와 RAG 레이어(RAG Layer)의 두 가지 주요 구성 요소로 구분된다.

- **파인 튜닝 레이어(Fine-Tuning Layer)**: 임베딩 LLM과 생성 LLM의 성능을 최적화하기 위한 파인 튜닝을 수행하는 계층이다.
- **RAG 레이어(RAG Layer)**: 고급 RAG 모듈, 평가 에이전트(evaluation agent), 프롬프트 엔지니어링 에이전트(Prompt Engineering Agent), 그리고 피드백 메커니즘을 포함하여 시스템의 응답 생성 과정에서 정확성과 신뢰성을 보장하는 역할을 수행한다.

본 설계를 통해 LQ-RAG 시스템은 법률 도메인에서 보다 정밀하고 신뢰할 수 있는 정보 검색 및 응답 생성을 가능하게 하며, 궁극적으로 법률 AI 시스템의 성능을 향상시키는 데 기여한다.

기존의 LLM 기반 법률 AI 시스템은 58~82%의 할루시네이션 발생률을 보이는 것으로 보고되었다. 이에 따라 AI가 정확히 검색한 법률 정보를 반영하는 RAG* 기술이 주목받고 있지만, 기존 RAG 방식도 정보 검색의 한계와 법률 문맥에 대한 적용력 부족이라는 문제를 안고 있다.

* **RAG**: 사전에 설정된 데이터베이스나 문서에서 필요한 정보를 검색하여, 기존 LLM이 반영하지 못하는 최신 데이터를 기반으로 답변을 생성할 수 있다. RAG는 대규모 모델을 다시 학습시키는 대신 외부 데이터를 검색해 사용하기 때문에 비용과 시간을 절약할 수 있다는 장점도 있다.

이를 해결하기 위해 연구팀은 **법률 데이터를 효율적으로 검색하고 활용하는 동시에 답변의 신뢰성과 정확도를 높인** 법률 분야에 최적화된 **'Legal Query RAG(LQ-RAG)' 프레임워크를 개발**하였다.

LQ-RAG 모델은 광범위한 법률 텍스트를 활용해 임베딩* 생성 LLM과 응답 생성 LLM을 각각 파인 튜닝* 했다. **방대한 판례와 법령 자료를 학습함으로써 전문 법률 용어와 문서 구조를 심층적으로 이해**할 수 있도록 했으며, **실제 법률 질의응답 데이터를 기반으로 생성 모델을 재학습해 더욱 정교한 답변 능력을 확보**했다.

* **임베딩(Embedding)** : 문서를 벡터로 변환해 의미를 수치화한 표현

* **파인 튜닝(fine tuning):** 기존에 학습된 모델을 특정 목적이나 데이터세트에 맞게 추가 학습하는 과정을 의미한다. 이미 학습된 모델을 가져와 특정 작업에 적합하도록 최적화하는 것으로 기본 모델을 처음부터 학습하는 것보다 빠르고 효율적이다.

LQ-RAG는 ▲**맞춤형 평가 에이전트**(Evaluation Agent) ▲**응답 생성 LLM**(Response Generator LLM) ▲**프롬프트 엔지니어링 에이전트**(Prompt Engineering Agent) ▲**임베딩 생성 LLM**(Embedding Generator LLM) 등 네 가지 핵심 요소를 통합했다.

이 구조는 **할루시네이션을 효과적으로 최대한 줄이고, 도메인별 정확도를 개선**하며, **복잡한 질문에도 명확하고 수준 높은 답변을 제공**한다. 또한 **재귀적 피드백 과정*을 통해 성능을 지속적으로 개선**할 수 있도록 했다.

* **재귀적 피드백 과정:** 생성된 응답의 평가 기반의 검색 및 생성 단계를 반복적으로 개선하여 더 정확하고 관련성 높은 답변을 유도한 메커니즘

LQ-RAG는 **추론 과정에서 에이전트 기반의 반복적 개선 메커니즘을 명시적으로 적용**해 최적의 답변을 도출한다. 생성된 답변은 평가 에이전트를 통해 **맥락의 적절성과 사실적 정확성을 기준으로 평가**된다.

LQ-RAG는 AI가 생성한 답변을 지속적으로 개선하는 재귀적 피드백 메커니즘을 통해 신뢰성을 높였으며, 연구팀은 법률 문서를 체계적으로 임베딩하여 고차원 벡터로 변환하고, 이를 바탕으로 **AI가 보다 정확한 법률 정보를 제공할 수 있도록** 했다.

중국의 생성형 AI '딥시크(DeepSeek)-R1'과 연구팀의 LQ-RAG를 비교하면 두 모델 모두 더 정확하고 정교한 답변을 제공하기 위해 고유한 기법을 사용하지만, **응답을 개선하는 방식에서 차이**를 보인다.

딥시크-R1은 강화 학습(RL, Reinforcement Learning)을 기반으로 사고 능력을 발전시키며, 연쇄적 추론 과정을 통해 답변의 질을 향상시킨다. 스스로 생성한 답변을 검토하고 개선하는 기능도 수행한다.

딥시크-R1이 단일 모델 내에서 재귀적으로 응답을 개선하는 반면, **LQ-RAG는 다중 에이전트 협력 방식을 통해 답변을 개선**한다. 두 모델 모두 사람이 직접 피드백을 제공하지 않고, **자체적인 최적화 과정을 거친다는 공통점**이 있다.

LQ-RAG를 적용한 결과, 기존 RAG 시스템 대비 **법률 문서 검색 및 응답 정확도가 23% 향상**되었으며, 파인 튜닝된 LLM과 비교해도 14% 높은 성능을 기록했다.

이는 고급 RAG 모듈과 피드백 메커니즘이 결합된 도메인 특화 LLM이 법률 실무에서 AI의 신뢰성과 성능을 크게 높일 수 있음을 보여 준다.

연구팀은 **계약서 작성과 준법 감시 등 법률 업무의 효율성을 높이기 위한 에이전트 기반 법률 워크플로우(workflow)를 개발해 법률 전문가들이 핵심 업무에 집중할 수 있도록 지원**할 계획이다.

이흥노 교수는 "이 기술을 **법률 문서 분석, 계약서 작성 자동화, 준법 감시 등 다양한 법률 업무에 적용**할 계획"이라며, "검색 증강 생성(RAG)과 다중 에이전트 협업 기술을 결합해 신뢰성 높은 법률 AI 시스템을 구축하고, 보다 정확한 **법률 분석과 신뢰할 수 있는 AI 기반 법률 솔루션을 제공**할 것"이라고 밝혔다.

GIST 전기전자컴퓨터공학과 이흥노 교수가 지도하고 Rahman, S M Wahidur 통합과정생이 수행한 이번 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원(IITP)의 지원을 받았다. 연구 결과는 국제학술지 《IEEE ACCESS》에 2025년 2월 14일 온라인 게재되었다.

논문의 주요 정보

1. 논문명, 저자정보

- 저널명 : IEEE ACCESS (IF: 3.4, 2023년 기준)
- 논문명 : Legal Query RAG
- 저자 정보 : RAHMAN S M WAHIDUR(제1저자, EECS), 이흥노(교신저자, EECS)