

2025년 추계학술발표대회 : 일반부문

검색 증강 생성 대규모 언어 모델을 사용한 친환경 건축 재료 최적화 및 사례 연구

Optimization and Case Study of Eco-Friendly Building Materials Using Retrieval-Augmented Generation Large Language Model

○주 사 옥*

Zhou, Si-Xu

김 동 윤

Kim, Dong-Yun

한 정 민**

Han, Jung-Min

Abstract

In designing green buildings, the choice of building materials largely determines their performance. However, there is currently a lack of tools that can support designers in decision-making and optimization during the material design stage. Large Language Models (LLMs), which can understand and generate human-like text, have developed rapidly in recent years. Retrieval-Augmented Generation (RAG) addresses the limitations of LLMs in specialized domains by connecting them with external sources. In this study, we trained a RAG-LLM using open-access publications in the field of building materials to create a domain-specific model. Its performance was then validated, demonstrating that the model can effectively support building material design and optimization based on user prompts.

키워드 : 친환경 건축, 건축재료, 대언어 모델, 검색 증강 생성

Keywords : Eco-friendly architecture, green building, building materials, language models, Retrieval-Augmented Generation

1. 서론

1.1 연구의 목적

건축은 에너지 소비의 주요 분야 중 하나이며, 전 세계 총에너지 소비의 약 36%를 차지한다(Santamouris,2021). 2050년 글로벌 탄소중립 목표 달성을 위해서는 건축 부문의 에너지 사용을 줄이는 것이 필수적이다(Tirelli,2023). 친환경 건축은 에너지 소비가 극히 낮은 건축 형태로, 이러한 건축의 설계와 시공은 건축 부문의 전체 에너지 사용을 감소시키는 데 중요한 역할을 한다(Hafez,2023). 특히 건축재료의 선택은 해당 건축의 에너지 성능을 직접적으로 결정하며, 단일 성능의 향상은 건물 에너지 소비를 줄이는 가장 직접적이고 효과적인 방법이다. 그러나 친환경 건축 설계 과정에서 활용 가능한 방대한 건축재료 연구 성과에도 불구하고, 이를 통합하여 설계자가 쉽게 참고할 수 있는 도구는 부족한 실정이다.

* 연세대 대학원 석사과정

** 연세대 건축공학과 조교수

(Corresponding author : Department of Architecture & Architectural Engineering, Yonsei University, jhan@yonsei.ac.kr)

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2025-02263517)

최근 대규모 언어 모델(LLM)은 자연어 처리와 다양한 분야에서 탁월한 성능을 보여주며, 일관된 텍스트 이해와 생성을 통해 여러 작업에 적용 가능한 최첨단 인공지능 시스템으로 부상하였다(Gao,2023). 그러나 LLM은 특정 분야나 고도로 전문화된 질의에 대해서는 관련 지식이 부족한 경우가 많다. 예를 들어, 질의가 모델의 학습 데이터 범위를 벗어나거나 최신 정보를 필요로 할 때, LLM은 정확한 답변을 제공하지 못할 수 있다(Naveed,2025).

이를 보완하기 위해 제안된 검색 증강 생성(RAG)은 LLM이 답변을 생성하기 전에 외부 지식베이스에서 관련 정보를 검색하는 방식이다. 이를 통해 사실적 지식과 모델의 학습 매개변수를 분리함으로써, 생성 모델의 강력한 언어 능력과 검색 모듈의 유연성을 결합할 수 있으며, LLM의 불완전한 지식 문제를 효과적으로 해결할 수 있다(Gao,2023).

건축 분야에서의 LLM 연구는 주로 건물 에너지 모델링 자동화, 건축 에너지 소비 시뮬레이션 예측, 그리고 건물 정보 모델링(BIM) 데이터 관리에 집중되어 왔다(Zhang,2024). Wang(2025)은 건설 공학 지식 관리에 RAG-LLM을 개발하였으며, Lee(2024)와 Wu(2025)는 각각 건설 안전 관리와 건설 관리에서 RAG-LLM의 활용을 탐구하였다.

그러나 현재까지 친환경 건축 재료에 대한 RAG-LLM 응용 연구는 부족하다. 본 연구는 RAG-LLM을 활용하여 포괄적이고 최신의 건축 재료 지식을 제공하는 도구를 구축하고, 친환경 건축 재료 설계 과정에서 엔지니어의 효율

성을 향상시키며 재료 활용을 최적화하는 것을 목표로 한다.

이를 위해 건축재료 분야의 방대한 논문을 수집하여 RAG-LLM의 인덱스로 구축하였고, 건축재료에 특화된 RAG-LLM을 개발하였다. 다양한 시나리오에 기반한 프롬프트 설정을 통해 사례 연구를 수행한 결과, 본 모델은 사용자 입력에 따라 건축재료의 설계와 최적화를 효과적으로 수행할 수 있음을 확인하였다. 더 나아가, 전문 지식이나 컴퓨터 관련 최적화 기술이 부족한 일반 사용자도 최적화에 가까운 고성능 건축재료 조합을 설계할 수 있음을 보여주었다.

2. 문헌 검토

최근 LLM은 건축 시뮬레이션 효율성을 향상시키는 데와 건축 정보 모델링(BIM)의 정확성을 제고하는 데 각각 활용되고 있다. Jiang(2024)는 Eplus-LLM을 소개한다. 이 플랫폼은 파인튜닝된 LLM을 활용하여 자연어로 된 건물 설명을 직접 EnergyPlus 모델로 변환한다. 시스템은 모델 파일을 생성하고 EnergyPlus API를 호출하여 시뮬레이션을 자동화한다. 검증 결과, 모델링 작업을 95% 이상 절감하고 100% 정확성을 달성했으며, 오타자, 누락, 다양한 표현에도 견고함을 보였다. 이 접근법은 사용자 친화적인 자동 건물 모델링을 가능하게 하며, 도시 건물 에너지 모델링과 같은 대규모 응용에도 활용될 수 있다.

Chen(2024)는 LLM, 딥러닝, 온톨로지 지식 모델을 결합한 자동화 준수 검사 프레임워크를 제안한다. 딥러닝은 규제 문서를 사전 분류하여 최소한의 학습 데이터로도 LLM이 구조화된 정보를 정확하게 추출할 수 있도록 한다. 이 프레임워크는 준수 검사를 자동화하여 수작업을 줄이고 효율성과 정확성을 향상시킨다. 건축가, 엔지니어, 규제 담당자에게 확장 가능하고 적응력 있는 건설 산업용 자동화 준수 솔루션을 제공한다.

후속하여 제시되는 연구들은 RAG의 텍스트 처리 능력 향상을 활용하여, 방대한 문서 업무를 관리하는 측면에서 RAG-LLM의 잠재력을 보여주었다. Lee(2024)는 건설 안전 지식 검색을 위해 RAG와 파인튜닝된 LLM을 비교하였다. RAG는 GPT-4와 지식 그래프를 통합하는 반면, 파인튜닝된 LLM은 동일한 지침에서 추출한 QA 데이터셋으로 학습되었다. 사고 요약용 쿼리로 사용한 사례 연구에서 두 모델 모두 GPT-4보다 우수한 성능을 보였으며, 각각 21.5%와 26%의 성능 향상을 나타냈다. 이 결과는 안전 관리 응용에서 각 접근 방식의 장점과 한계를 보여준다.

Wu(2025)는 계층적 문서 구문 분석, 하이브리드 RAG 검색 알고리즘, 사용자 선호 학습을 통합하여 건설 관리 분야를 발전시키는 새로운 패러다임인 RAG4CM을 소개하였다. 실험 결과, 다중 출처 정보를 처리하는 능력이 우수함을 보여주며(Top-3 정확도 0.924, 답변 정확도 0.898), 오픈소스와 상용 벤치마크를 모두 능가하였다. 또한 선호 학습은 적응성을 향상시켜, 건설 관리에서 정보 검색, 커뮤니케이션, 의사결정을 개선할 수 있는 프레임워크의 잠

재력을 강조한다.

Wang(2025)는 벡터, 속성 그래프, 키워드의 하이브리드 인덱스를 갖춘 개선된 RAG 프레임워크를 소개하였다. 다양한 작업에서의 실험 결과, 기존 기준 및 기본 LLM 대비 명확한 성능 향상을 보여주었다. 이러한 결과는 LLM-RAG 솔루션이 지능적이고 확장 가능한 건물 생애주기 관리에 잠재력을 가짐을 나타낸다.

3. 방법론

3.1 테스트 개발

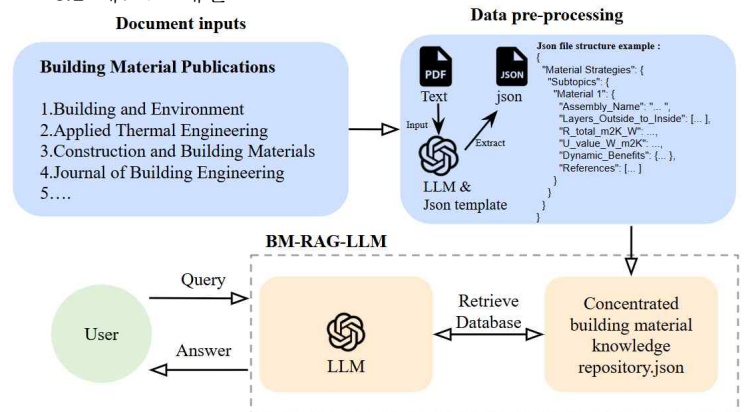


Fig.1. Framework of building material RAG-LLM development

검색 증강 생성(RAG)의 핵심 개념은 갱신 가능한 외부 지식원을 도입하여 모델의 지식 범위를 확장하고, 모델 파라미터의 고정성으로 인해 발생하는 환각 현상과 지식 지연 문제를 효과적으로 완화하는 데 있다.

Fig.1은 본 연구에서 제안된 건축 재료 특화 검색 증강 생성 대언어 모델(BM-RAG-LLM)의 구축 과정을 나타낸다. 우선, Building and Environment, Journal of Building Engineering 등 건축재료 관련 주요 학술지로부터 1만 편 이상의 건축재료, 에너지 절감, 패시브 디자인 등 키워드를 가진 논문이 수집되었다. 본 연구에서는 이들 논문을 LLM(GPT-5)의 외부 검색 자료로 활용하여 건축재료 분야의 검색 능력을 확장하도록 하였다. 그러나 데이터 규모가 방대하므로, 실험 과정의 단순화를 위해 최신에 출판된 11편의 논문만이 선별되어 예비 개발에 사용되었다.

초기 개발 단계에서 11편의 논문 PDF 파일을 학습 입력 자료로 사용하였다. 학습 과정에서 LLM이 논문 내 핵심 정보를 효율적으로 추출할 수 있도록, Fig. 1에 제시된 JavaScript Object Notation(JSON) 파일 템플릿을 설계하여 입력 데이터와 함께 투입하고, 지정된 템플릿 형식에 맞추어 답변하도록 지시하였다.

이 템플릿은 입력 논문에 재료 전략 관련 정보를 JSON 구조로 정형화하였다. JSON 형식은 키-값 쌍을 통해 계층적 정보를 명확히 표현하고, 후속 데이터 호출 및 확장성을 보장한다. 템플릿의 기본 구조는 다음과 같다. 최상위 노드는 건축 환경 계획 기본정보(예: 기후대, 건물유형 등)를 포함하고, 대분류 노드는 Material Strategies를 포함한다. 대분류의 하위 노

드인 Subtopics에는 구체적인 재료 항목이 저장된다. 각 재료는 Assembly_Name(구조 명칭), Layers_Outside_to_Inside(외부에서 내부로의 층 구성), R_total_m2K_W(총 열저항), U_value_W_m2K(열관류율), Dynamic_Benefits(동적 열성능 이점), References(자료 출처) 등의 속성을 포함한다.

이 구조의 장점은 다음과 같다. (1) 계층성이 명확하여 재료 구성 및 열적 성능을 직관적으로 반영할 수 있다. (2) 구조가 간결하며 핵심 정보가 집약되어 있어 대규모 데이터 처리 시 연산 부담을 경감한다. (3) 검색 효율성이 향상되어 검색 시간이 단축된다. (4) 확장성이 높아 연구 목적에 따라 새로운 전략 추가가 가능하다.

모든 논문에서 추출된 핵심 정보는 JSON 구조로 통합되어 하나의 데이터 파일에 저장되며, 이는 BM-RAG-LLM의 지식 기반 데이터베이스로 활용된다.

3.2 사례 연구

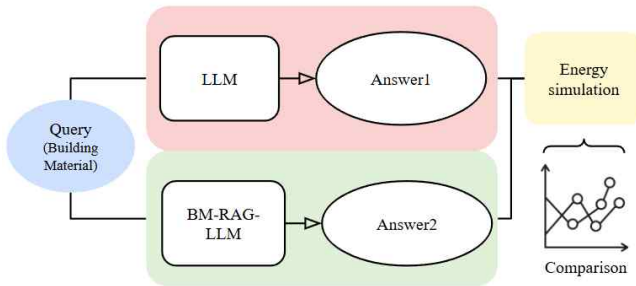


Fig.2. Validation process of BM-RAG-LLM

Fig. 2는 BM-RAG-LLM 모델의 성능 검증 과정을 설명한다. 본 연구에서는 미국 에너지부(DOE)의 중형 사무용 건물을 기준 건물로 설정하고, 기상 조건은 한국 인천으로 지정하였다. 이후 다음과 같은 프롬프트를 설계하였다: We plan to transform this three-story medium-sized office building provided by DOE into a green building. Suppose this building is located in Incheon. Please redesign the wall materials of this building to ensure they meet the LEED standards for the corresponding structure.

동일한 질의를 LLM과 BM-RAG-LLM에 각각 제시한 뒤, 두 모델의 응답을 IDF 파일 형식으로 변환하여 EnergyPlus 시뮬레이션에 투입하였다. 이를 통해 두 모델의 에너지 성능을 정량적으로 비교하였다.

4. 결과 및 분석

Table 1은 기준 건물과 Strategies_LLM(LLM), Strategies_RAG(BM-RAG-LLM)이 제안한 외벽 재료 구성을 비교한 것이다. Strategies_RAG에서는 BM-RAG-LLM이 벽체 두께를 증가시키고, Polyisocyanurate continuous insulation(PIR C.I) 및 Phase Change Material(PCM)과 같은 고성능 단열재를 도입하여 벽체 열성능을 최적화한 것을 확인할 수 있으며, 이로 인해 가장 낮은 열관류율이 달성되었다.

이후 EnergyPlus 시뮬레이션을 통해 세 가지 전략을 비교한 결과(Fig. 3), 기준 건물 대비 에너지 소비량은 Strategies_LLM 적용 시 2.52%, Strategies_RAG 적용 시 3.11% 감소하였다. 즉, BM-RAG-LLM 기반 전략이 기존 LLM보다 더 우수한 에너지 절감 성능을 보였다.

특히 난방 부문에서 이러한 차이가 두드러진다. Fig. 4에 따

Table.1.Exterior wall material composition of medium office building

	Layer 1/ R (m ² K/W)	Layer 2/ R (m ² K/W)	Layer 3/ R (m ² K/W)	Layer 4/ R (m ² K/W)	Layer 5/ R (m ² K/W)	Layer 6/ R (m ² K/W)	Total U-value (W/m ² .K)
Baseline	F07 25mm stucco (0.0353)	G01 16mm gypsum board (0.099)	Nonres E xterior W all Insulat ion_mid (1.460)	G01 16mm gypsum board (0.099)	*	*	0.596
Strategies _LLM	Metal Panel 0p 8mm (0.00002)	Air Gap 25mm (0.18)	Mineral Wool CI 80mm (2.222)	G01 16mm gypsum board (0.1)	Steel Stud Cavity Effective (1.145)	G01 16mm gypsum board (0.1)	0.267
Strategies _RAG	Brick veneer 100mm (0.13)	OSB sheathing 12mm (0.092)	PIR c.i. 40mm (1.538)	Mineral wool (stud cavity) 140mm (3.784)	PCM wood panel 12mm (0.203)	*	0.169

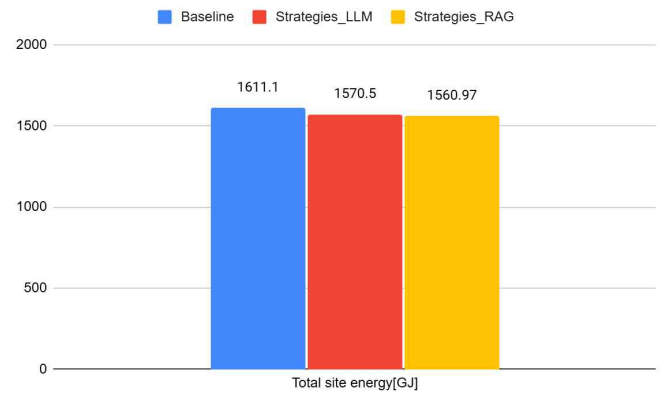


Fig.3.Comparison of total site energy consumption.

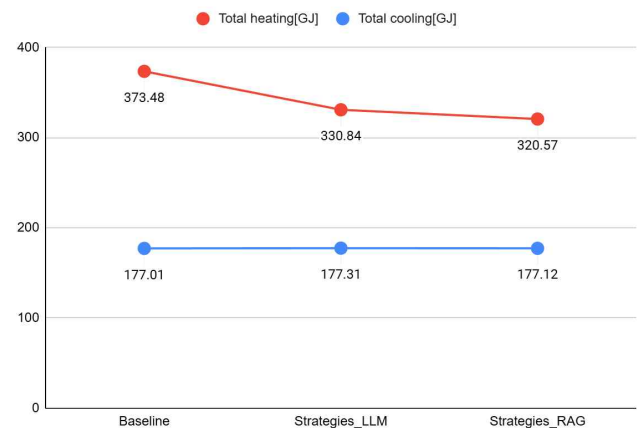


Fig.4.Comparison of heating and cooling energy consumption.

르면 난방 에너지 사용량은 기준 건물 대비 Strategies_LLM이 11.42%, Strategies_RAG가 14.17% 감소하였다. 반면 냉방 에너지 사용량은 두 전략 모두 큰 차이를 보이지 않았다. 이는 두 전략 모두 단일 성능 향상을 통해 난방 부하를 줄임으로써 총 에너지 소비를 절감하였음을 시사한다. 단일재의 성능은 난방 수요가 많은 인천의 한랭한 겨울에서 직접적으로 드러난다. 단일 성능이 우수한 Strategies_RAG는 건축물의 난방 에너지 사용을 효과적으로 줄이는 데 기여한다. 이는 기존의 LLM에 비해 BM-RAG-LLM이 인천과 같은 온대 몬순 기후 지역의 중형 상업 건축물 외벽 재료 설계에서 더 적합하고 우수한 성능을 발휘할 수 있음을 보여준다.

5. 결론

본 연구는 건축재료 특화 대규모 언어 모델 플랫폼의 본격적인 개발에 앞서 수행된 선행 테스트 연구이다. 소수의 건축재료 분야 논문을 활용하여 테스트용 BM-RAG-LLM을 구축하였으며, 그 결과 본 모델이 사용자의 프롬프트에 따라 건축재료의 설계와 최적화를 효과적으로 수행할 수 있음을 확인하였다. 이는 친환경 건축재료 설계 및 건축 성능 향상 측면에서 본 모델의 잠재력을 보여주며, 이러한 설계 보조용 LLM 개발의 가능성을 입증하였다.

다만, 본 연구는 제한된 수의 논문으로 정보 검색 데이터베이스를 구축하였고, 사례 연구 또한 인천 기후에 중형 사무용 건축물에 한정되었기 때문에 다양한 기후 조건과 용도를 지닌 건축물의 재료 설계에 바로 적용하기에는 한계가 존재한다. 향후 연구에서는 방대한 논문 데이터를 수집하여 대규모 논문 검색 정보 데이터베이스를 구축하고, 다양한 유형의 기후 조건과 건축물에 대한 사례 연구를 통해 설계의 유효성을 검증할 필요가 있다.

참고문헌

- Chen, N., Lin, X., Jiang, H., & An, Y. (2024). Automated Building Information Modeling Compliance Check through a Large Language Model Combined with Deep Learning and Ontology. *Buildings*, 14(7). <https://doi.org/10.3390/buildings14071983>
- Gao, Y., Xiong, Y., Gao, X., Jia, K., Pan, J., Bi, Y., Dai, Y., Sun, J., Wang, M., & Wang, H. (2024). Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey. <http://arxiv.org/abs/2312.10997>
- Hafez, F. S., Sa'di, B., Safa-Gamal, M., Taufiq-Yap, Y. H., Alrifay, M., Seyedmahmoudian, M., Stojcevski, A., Horan, B., & Mekhilef, S. (2023). Energy Efficiency in Sustainable Buildings: A Systematic Review with Taxonomy, Challenges, Motivations, Methodological Aspects, Recommendations, and Pathways for Future Research. In *Energy Strategy Reviews*(Vol. 45). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.101013>
- Jiang, G., Ma, Z., Zhang, L., & Chen, J. (2024). EPlus-LLM: A large language model-based computing platform for automated building energy modeling. *Applied Energy*, 367. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123431>
- Lee, J., Ahn, S., Kim, D., & Kim, D. (2024). Performance comparison of retrieval-augmented generation and fine-tuned large language models for construction safety management knowledge retrieval. *Automation in Construction*, 168. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105846>
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W.-T., Rocktäschel, T., Riedel, S., & Kiela, D. (n.d.). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. <https://github.com/huggingface/transformers/blob/master/>
- Naveed, H., Khan, A. U., Qiu, S., Saqib, M., Anwar, S., Usman, M., Akhtar, N., Barnes, N., & Mian, A. (2025). A Comprehensive Overview of Large Language Models. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. <https://doi.org/10.1145/3744746>
- Santamouris, M., & Vasilakopoulou, K. (2021). Present and future energy consumption of buildings: Challenges and opportunities towards decarbonisation. In *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*(Vol. 1). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.prime.2021.100002>
- Tirelli, D., & Besana, D. (2023). Moving toward Net Zero Carbon Buildings to Face Global Warming: A Narrative Review. In *Buildings*(Vol. 13, Issue 3). MDPI. <https://doi.org/10.3390/buildings13030684>
- Wang, Z., Liu, Z., Lu, W., & Jia, L. (2025). Improving knowledge management in building engineering with hybrid retrieval-augmented generation framework. *Journal of Building Engineering*, 103. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2025.112189>
- Wu, C., Ding, W., Jin, Q., Jiang, J., Jiang, R., Xiao, Q., Liao, L., & Li, X. (2025). Retrieval augmented generation-driven information retrieval and question answering in construction management. *Advanced Engineering Informatics*, 65. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2025.103158>
- Zhang, L., Chen, Z., & Ford, V. (2024). Advancing building energy modeling with large language models: Exploration and case studies. *Energy and Buildings*, 323, 114788. <https://doi.org/10.1016/J.ENBUILD.2024.114788>