

AI 기술을 접목한 사고조사 데이터 분석 및 활용

김태윤¹ · 이우제¹ · 김형남² · 김기연^{1,2,3*}

¹서울과학기술대학교 일반대학원 안전공학과, ²(주)지알비연구소, ³서울과학기술대학교 안전공학과

Analysis and Utilization of Accident-Investigation Data Leveraging AI Technology

Tae-Yoon Kim¹ · Woo-Je Lee¹ · Hyung-Nam Kim² · Ki-Youn Kim^{1,2,3*}

¹Department of Safety Engineering, Graduate School, Seoul National University of Science and Technology

²GRB Research Institute

³Department of Safety Engineering, Seoul National University of Science and Technology

ABSTRACT

Objectives: This study proposed and evaluated an artificial intelligence (AI) framework based on GraphRAG that integrates large language models with an industrial safety knowledge graph. This framework is designed to automate the analysis of accident investigation reports and support risk assessment and the planning of preventive measures.

Methods: Accident-investigation texts, images and related legislation from the Korea Occupational Safety and Health Agency were processed and standardized. Key entities, relations, and visual risk cues were extracted using named-entity recognition, dependency parsing, and vision-language models, and were then incorporated into an industry-wide safety knowledge graph. A retrieval-augmented generation pipeline, combining vector search with graph traversal, provided a Korean large language model with multi-hop context, enabling explainable question-answering. Pilot tests compared AI outputs with expert judgements on historical cases.

Results : The system suggested frequent risk factors for specific industries and processes in a contextual manner, automatically detected potential legal violations and shortcomings in proposed countermeasures within new reports, produced quantitative risk ratings by analyzing historical incident patterns and visualized causal networks to facilitate expert validation and iterative knowledge enrichment. Expert reviewers confirmed that the AI markedly reduced manual screening time while maintaining explanatory detail.

Conclusions: The GraphRAG approach effectively combines unstructured accident narratives with structured safety knowledge to deliver transparent insights for proactive risk management. The continuous ingestion of new reports and phased integration with the KRAS platform could help to make data-driven safety governance the norm and speed up the transition to smart occupational risk control.

Key words: accident investigation, industrial safety, knowledge graph, large language models, retrieval-augmented generation

I. 서 론


사업장의 사고조사 보고서는 재해 발생 과정, 원인 및


대책 등의 정보가 상세히 기록한 문서로 안전관리와 관련
해 매우 중요한 지식을 담고 있다. 사고조사 보고서의 데
이터 분석에 대한 선행연구는 산업 분야별로 다양한 접근


*Corresponding author: Ki-Youn Kim, Tel: 02-970-6376, E-mail: kky5@seoultech.ac.kr


232, Gongneung-ro, Nowon-gu, Seoul 01811

Received: August 29, 2025 Revised: September 29, 2025, Accepted: September 29, 2025

 Tae-Yoon Kim <http://orcid.org/0009-0009-9306-0718>

 Woo-Jae Lee <https://orcid.org/0000-0001-9981-4044>

 Hyung-Nam Kim <https://orcid.org/0000-0003-8547-3559>

 Ki-Youn Kim <https://orcid.org/0000-0001-6889-8548>

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

법이 시도되어왔다. 전통적으로는 전문가가 보고서 내용을 읽고 위험요인을 분류하거나 통계를 내는 방식이었으나, 최근에는 자동화된 텍스트 분석 기법의 활용이 되고 있다. 특히, 자연어 처리(NLP) 기술을 통해 보고서에서 원인, 결과, 조치 등의 키워드와 문맥을 추출하고 분류하는 연구들이 다수 보고되었다. Young et al.(2019)의 체계적 문헌고찰에 따르면, NLP를 통해 사고/사건 보고서를 분류한 연구들은 의료, 항공, 건설 등 분야에서 사고 유형 분류, 원인 요소 식별에 의미 있는 성과를 보였다. 예를 들어, 항공 분야에서는 보고서의 서술을 분석하여 사고의 CAST/ICAO 분류코드를 자동 예측하거나 위험도 점수를 산출하려는 시도가 있었고, 건설 분야에서는 텍스트 마이닝으로 공사 현장 사고의 주요 위험 요인을 도출하고 안전관리 이슈를 파악한 사례가 있다.

중대재해처벌법의 시행 이후 사고조사 결과의 공개 요구가 증가함에 따라 사고조사 보고서 분석 수요가 증가하고 있으나 모든 사고조사 보고서를 사람이 일일이 분석하여 그 내용을 활용하는 데는 한계가 존재한다. 그러나 인공지능(AI)을 이용하면 사고조사 보고서의 분석 시간을 획기적으로 줄일 수 있으며, 그에 따른 체계적인 활용 역시 가능하다. 따라서 AI가 사고조사 보고서를 이해하기 위한 자연어 처리(NLP) 기술을 통해 사고조사 데이터를 심층 분석하고, 분석 결과에서 취득하는 정보를 위험성평가 및 정책 수립에 활용하려는 시도가 필요하다.

최근 다양한 분야에서 NLP 기반 텍스트 마이닝 기법을 활용해 사고/사건 보고서를 분석한 연구들이 보고되었다. Young et al.(2019)은 의료 현장의 사건보고에 NLP를 적용하여 숨겨진 정보를 추출할 수 있음을 보였으며, Denecke et al.(2024)은 주요 키워드와 토픽 분석을 통해 의료 사고보고 시스템에서 빈발하는 이슈를 파악하였다. 건설 분야에서도 대량의 사고 보고서를 BERT와 클러스터링으로 분류하거나(Zang et al., 2025), 대규모 언어모델(LLM)을 활용해 자동 분석하려는 연구가 등장하고 있다(Ahmadi et al., 2025).

한편, 지식 그래프(knowledge graph)를 이용하여 사고 정보 간의 관계를 구조화함으로써 사고원인 분석과 예방에 활용하려는 접근도 주목받고 있다. 지식 그래프는 사고와 관련된 개체(기계, 작업자, 위험물 등)와 관계(원인-결과, 예방대책-효과 등)를 노드-엣지 구조로 표현함으로써 복잡한 사고 지식을 구조화한다. Simone et al.(2023)은 아차사고(near-miss) 보고서

로부터 지식을 추출하는 온톨로지 기반 지식 그래프 모델을 제안하여, 복잡한 사고 인과관계를 체계화하였다. Zhang et al.(2022)은 교통사고 데이터를 다차원 요인들과 연계한 지식 그래프를 구축하여 사고 분석에 활용함으로써 데이터에 내재된 의미 있는 패턴을 도출할 수 있음을 보여주었다. 다양한 분야에서 지식 그래프는 기존의 표 형태 데이터베이스로는 놓치기 쉬운 맥락적 정보와 인과관계를 포착함으로써 사고 예방을 위한 지능형 의사결정 지원 도구로 부상하고 있다.

이렇듯 지식 기반 AI 기법은 방대한 사고 데이터를 효과적으로 구조화·해석하여 위험요인을 식별하는 데 기여하고 있다. 하지만 기존 연구들은 특정 분야(예: 의료, 건설, 교통)에 국한되거나, 자연어 처리와 그래프 기법이 분리되어 적용되는 경향이 있었다. 본 연구에서는 특정 분야에만 적용되는 것이 아닌 산업안전보건분야 전반에 적용할 수 있는 통합 AI 프레임워크를 제시하고자 한다. 이를 위해 최신 대형언어모델(LLM)의 강력한 언어 이해능력을 지식 그래프와 접목한 GraphRAG (Retrieval Augmented Generation) 방식을 도입함으로써, 사고조사 데이터로부터 심층적인 맥락 추론과 질문응답을 수행하도록 AI 프레임워크를 설계하였다.

검색-증강 생성(RAG) 기술은 최근 대형언어모델(LLM)의 한계를 극복하기 위한 접근으로 만들어졌다. RAG는 모델이 외부 지식베이스에서 관련 정보를 검색한 후, 이를 활용하여 답변을 생성하는 방식으로 최신 정보나 도메인 지식을 활용하면서도 LLM의 언어생성 능력을 극대화한다. 하지만 일반적인 RAG 시스템은 주로 텍스트 임베딩을 통한 유사도 검색에 의존하기 때문에 멀티홉 추론이나 구조화된 지식 활용에는 제약이 있다. 이에 따라, RAG에 지식 그래프를 통합하여 GraphRAG로 발전시키는 연구가 등장하였으며 GraphRAG는 벡터 검색과 그래프 탐색을 결합하여 질의와 관련된 그래프의 서브네트워크를 찾아내고 이를 LLM의 프롬프트에 포함함으로써 더욱 정교한 응답 생성을 지원한다. Knollmeyer et al.(2023)은 제조 도메인 문서 QA에 GraphRAG를 적용한 결과, 기존 RAG 대비 문맥 관련성이 개선되고 복잡한 질의에 대한 응답 정확도가 향상되었다고 보고하였다. 또한 Liu et al.(2025)은 FMEA (고장 모드 영향분석)에 지식 그래프 기반 RAG를 활용하여, 잠재적 실패 원인을 자동으로 추론·제안하는 모델을 개발하였는데, 이를 통해 전문 지식이 부족한 상황에서도 신뢰성 있는 위험분석이 가능함을 확인하였

다. GraphRAG를 이용한 사고조사 보고서 분석은 단순 키워드 매칭이나 전통적 통계 분석으로는 어려웠던 산업안전 도메인의 복합 요인 식별과 인과관계 추론을 가능하게 해줄 것으로 기대된다.

II. 연구방법

1. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서는 한국산업안전보건공단이 보유한 다양한 사고조사 데이터를 활용하여 GraphRAG 기반 AI 모델을 개발하고 그 활용 가능성을 평가하였다. 주요 데이터 소스로는 재해조사 보고서 원문(텍스트, 사진, 동영상 포함), 안전보건기술지침(KOSHA Guide), 산업안전보건 관련 법령(산업안전보건법 및 시행규칙 등), 공단의 위험성평가 지원시스템(KRAS) 내 축적된 아차 사고 및 TBM(Toolbox Meeting) 기록 등이 포함되었다. 이러한 정형 및 비정형 데이터를 한데 모아 시스템으로 유입(ingestion)하는 단계가 선행되었다. 본 연구에 사용된 사고조사 데이터는 약 수만 건의 사고사례로 구성되며, 주로 최근 10년간의 기록을 기반으로 하고 있다. 산업 분야는 제조, 건설, 식품, 기계 등 전 산업 분야에 걸친 다수 사례를 포함하며, 사고유형은 협착, 추락, 전도, 화재, 누출 등 다양한 형태의 사고를 포괄한다.

데이터는 텍스트(보고서 본문), 이미지(현장 사진), 동영상(공정 영상)으로 구성되어 있으며, 각각의 데이터는 NLP 및 VLM 기술을 통해 분석된 후, 지식 그래프 형태(노드-엣지 구조)로 통합된다. 이후, 유입된 원천 데

이터에 대해 일련의 파싱(parsing) 및 정제 작업을 수행하였다. 텍스트 형태의 사고조사 보고서에 대해서는 자연어 처리(NLP) 기술을 활용하여 사고 내용에서 핵심 정보 요소들을 추출하였다. 보고서 본문으로부터 재해 발생 개요, 직접적 원인, 간접 요인, 재발방지대책, 관련 법규 조항 등을 식별하고 태깅하였다. 이러한 정보 추출에는 사전 학습된 BERT 모델을 도메인 맞춤형으로 파인튜닝한 개체명 인식(NER) 모델을 활용하고, 추가로 의존 구문분석 등을 통해 원인-결과 문장을 탐지하였다. 한편, 사진 및 영상 데이터는 시각-언어 모델(VLM)을 통해 처리하였다. YOLOv5 기반의 객체 탐지 기술로 사진 속 위험요소(작업자 보호구 미착용, 설비가드 미설치 등)를 자동으로 검출하고 OCR 기술로 이미지 내 경고문구나 계기판 수치 등 텍스트 정보를 추출하였다. 이렇게 수집·정제된 데이터는 AI 학습에 적합한 구조화 데이터셋으로 변환되었다. Figure 1에 사고조사 데이터 수집 및 전처리에 대한 프로세스로 다양한 출처의 정형/비정형 데이터를 시스템에 유입하여 파싱 및 정제하고 AI 학습용으로 구조화하며, 텍스트 데이터는 NLP로 핵심 정보를 추출하고 이미지/영상 데이터는 VLM으로 객체·장면을 인식하는 일련의 과정을 시각화하였다.

2. AI 모델 설계 및 GraphRAG 적용

본 연구의 핵심 AI 엔진은 대형언어모델과 지식 그래프를 결합한 GraphRAG 기반 구조로 설계되었다. 이는 “프롬프트 검색-생성”의 일련의 과정을 거치면서, 그래프 지식을 활용해 답변의 정확성과 신뢰성을 높이

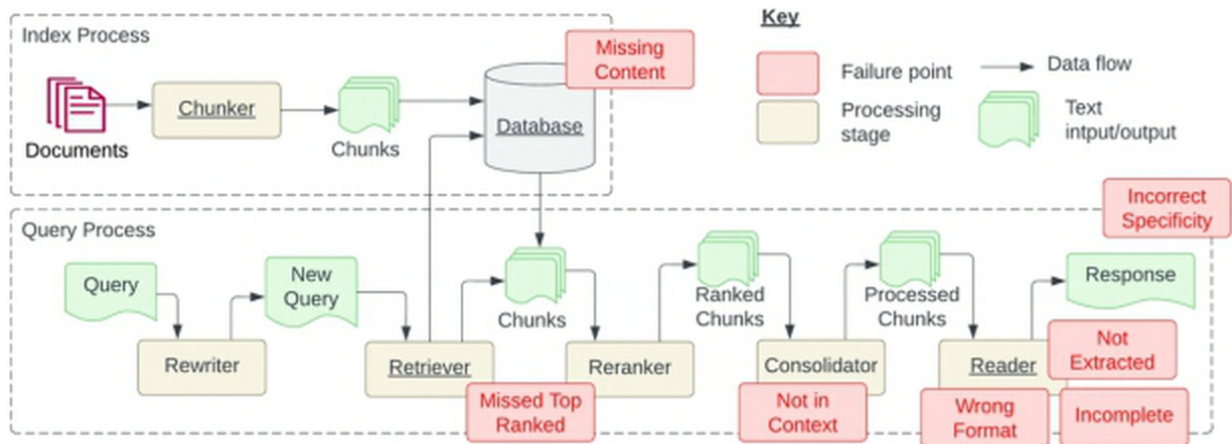


Figure 1. Accident investigation data collection and pre-processing process

는 방식이다. 우선 질의 처리 모듈(query processor)에서 사용자의 질의(분석 목표)를 입력값으로 받아 핵심 키워드와 의도를 파악한다. 예를 들어 “프레스 기계 끼임사고의 주요 원인은 무엇인가?”라는 질의가 입력되면 개체(프레스 기계, 끼임사고)와 관계 의도(원인)를 추출한다. 이를 위해 앞서 구축된 지식 그래프의 도메인 개념을 활용하는 한편, 사전 학습된 한국어 BERT 기반 NER 모델로 질의 문장을 분석하도록 하였다. 사고조사 보고서는 문단별 또는 의미단위(사고 발생 개요, 원인, 대책 등)로 청크(chunk)로 분해되어 벡터화되며, 각각의 청크는 인덱싱되어 그래프 탐색 과정에서 관련 컨텍스트로 활용된다.

정보 검색 모듈(retriever)에서는 질의와 연관된 그래프 상의 노드와 서브그래프를 탐색한다. 추출된 키워드를 그래프 DB에 질의하여 해당 노드의 이웃 노드, 관련 엣지를 조회한다. 필요시 그래프 탐색과 함께 백엔드에 구축된 벡터 검색엔진(FAISS)에 질의 임베딩을 투입하여 텍스트 말뭉치(사고 보고서 모음)에서 유사도가 높은 문서를 추가로 검색하도록 하였다. 해당 과정을 통해 그래프에 직접 연결되지 않은 최신 정보나 예외 사례 역시 보완적으로 취득할 수 있다. 검색된 결과(그래프 서브네트워크 및 텍스트 스니펫)는 RAG 프롬프트의 형태로 정리된다.

프롬프트 구성 모듈(organizer)에서는 검색 결과 중 가장 관련성이 높은 정보들을 선별하여 LLM에 전달할 컨텍스트로 사용한다. 그래프 서브네트워크의 경우 노드와 관계를 삼중항(triple)이나 간단한 자연어 문장으

로 변환하여 LLM이 이해할 수 있도록 하였다. 또한 검색 결과 사이에 중복되거나 충돌되는 내용이 있으면 재정렬 및 필터링(reranking & filtering)하여 노이즈를 억제하였다. 이렇게 정리된 프롬프트 컨텍스트에는 “프레스 기계 끼임사고 - 관련 원인: 방호장치 미작동, 작업자 부주의”와 같은 그래프 기반 사실들과 보고서 인용 문장이 포함된다.

마지막으로 응답 생성 모듈(generator)에서는 사전 훈련된 대형언어모델(KoGPT, GPT-4 등)을 활용하여 사용자 질의에 대한 최종 답변을 생성한다. 이때 앞 단계에서 준비된 컨텍스트 정보를 프롬프트로 제공함으로써 LLM이 사실적이고 맥락에 부합하는 답변을 생성하도록 유도한다. 답변 생성 과정에서 법령 조항이나 통계 수치 같은 근거 정보가 포함되어야 하는 경우 출처를 함께 제시하도록 하였다. 이는 LLM 응답의 신뢰성을 높이기 위한 조치이다.

즉 본 연구에서 제시하는 GraphRAG 기반 AI 모델은 질의에 따라 그래프와 텍스트 지식을 검색하고, LLM이 이를 참조하여 응답을 생성하는 구조이다. 이러한 설계를 통해 단순한 FAQ 수준을 넘어, 복합적인 사고 원인 추론이나 맞춤형 안전 대책 제안과 같은 고차원 작업이 가능해진다. Figure 2는 이러한 AI 지식 처리 및 분석 흐름을 개략적으로 나타낸 것이다.

또한, 부가적으로 시계열 데이터 분석 모듈도 모델에 포함하였다. 이는 사고 발생 추이, 위험지표 변화 등 시간 축 정보를 그래프와 결합하여 동적인 위험도 예측을 수행하기 위함이다. 일정 기간 동안 특정 유형 사고 빈

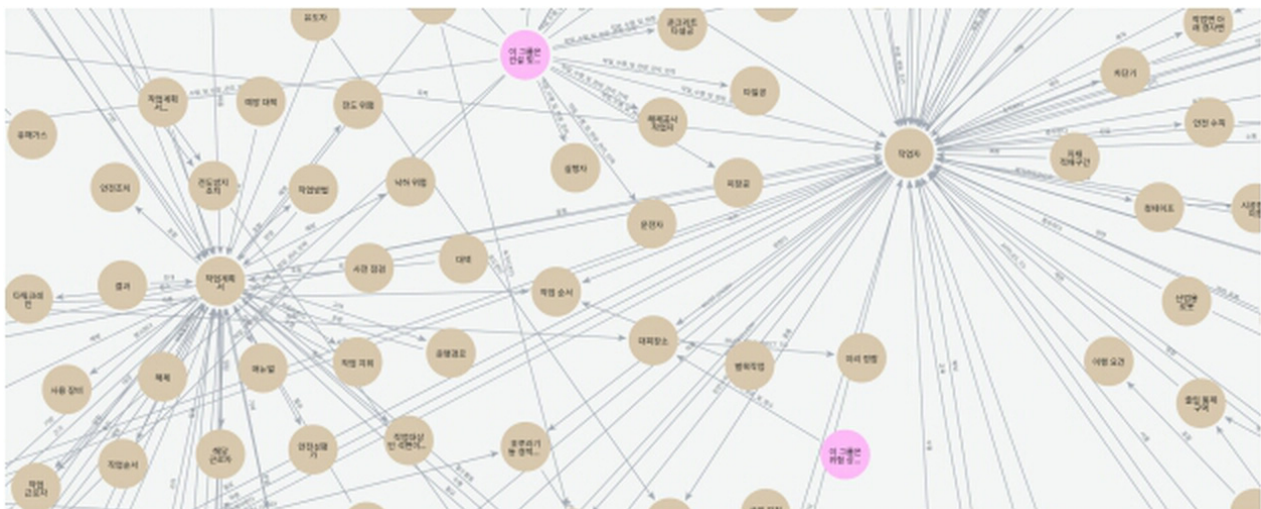


figure 2. ai-based knowledge processing and analysis diagram

도가 증가하는 추세를 감지하면 GraphRAG 모델이 해당 기간에 연관된 이벤트(신규 장비 도입, 법 개정, 교육 미 실시 등)를 그래프에서 찾아 가능한 원인 가설을 생성하도록 하였다. 생성된 가설은 다시 그래프 내 인과 경로를 통해 검증 단계를 거쳐 신뢰할 수 있는 경우에만 사용자에게 제시된다. 이러한 피드백 루프를 통해 AI 모델이 시간에 따른 변화까지 학습·반영하도록 하였다.

마지막으로, 모델 개발 단계에서 평가 및 검증을 위해 일부 파일럿 테스트를 수행하였다. 공단의 과거 사고 사례 중 여러 건을 선택하여 모델에 질의 형태로 입력하고, 모델이 산출한 응답의 정확성, 전문성, 그리고 설명 가능성을 평가하였다.

III. 결 과

1. 맥락 기반 위험 요인 자동 제안

GraphRAG 기반 모델의 대표적 기능으로서 맥락 기반 위험요인 자동 제안을 구현하였다. AI 모델에 실제 식품 제조업 공정을 입력하였을 때 AI 모델은 컨베이어

사용과 관련하여 빈발했던 사고로 “협착사고”를 지목하고, 주요 원인으로 “비상정지장치 미설치”, “작업자 부주의” 등을 함께 제안하였다. 또한 과거 유사 사고들의 발생 빈도와 부상 심각도 통계도 함께 제공하여, 추천된 위험요인의 우선순위를 판단할 수 있도록 하였다. 이러한 맥락 기반 추천은 사고 사례뿐만 아니라 관련된 법규 위반사항도 함께 출력하였으며 비상정지장치 미설치의 경우 산업안전보건법상의 해당 조항 위반일 수 있음을 지적하였다.

Figure 3은 컨베이어 작업을 중심으로 모델이 도출한 위험요인 관계망의 한 예시이다. 컨베이어 노드를 둘러싸고 관련된 위험 요소들(비상정지장치, 방호장치, 작업자 등)이 원인-결과 관계 화살표로 표시되어 있다. 핑크색 노드는 특히 위험도가 높다고 모델이 평가한 요소들로, “비상정지장치 미설치”의 경우 다수 사고에서 반복 언급되어 우선 경고로 제시되었다.

2. 사고 조사 보고서 자동 분석

AI 모델은 제출된 사고조사 보고서를 입력받아 법적 및 기술적 타당성을 자동으로 진단하는 기능을 성공적

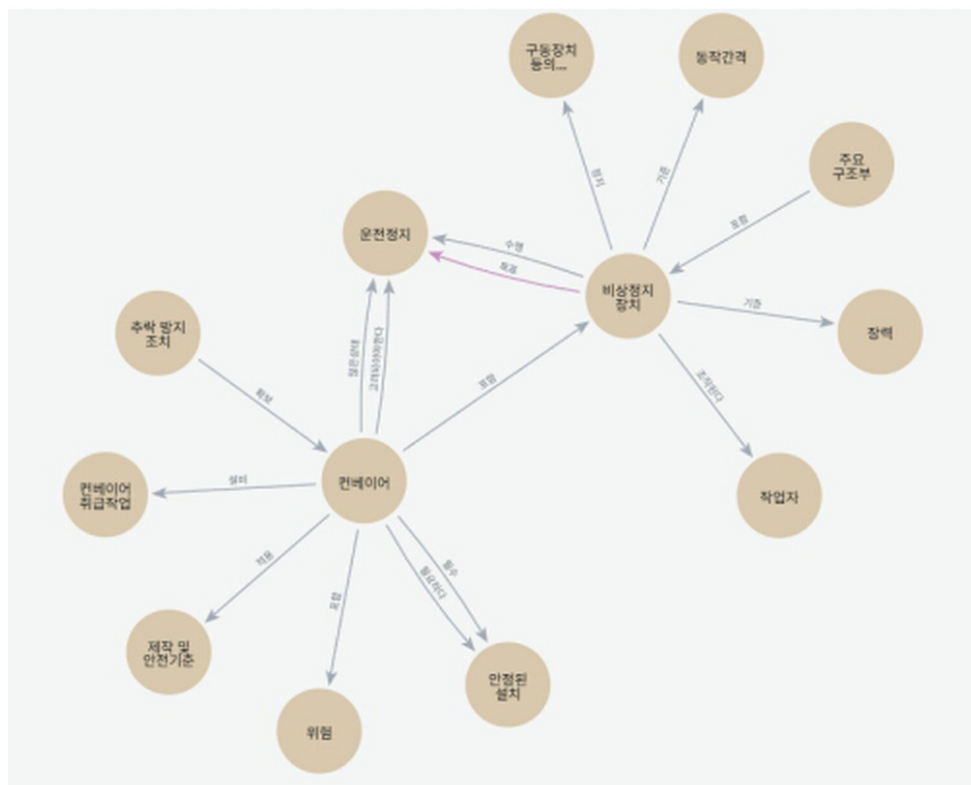


Figure 3. Context-based automatic risk factor recommendation

Table 1. Quantitative performance metrics of the AI-based accident analysis model

Evaluation item	Quantitative accuracy	Application example
Risk level prediction accuracy	91.3%	Based on 10 years of press accident data
Legal violation detection precision	92.4%	Automatic extraction of Industrial Safety and Health Act provisions
Effectiveness prediction accuracy	Within $\pm 7\%$	Comparison of effectiveness before/after countermeasure implementation
False positive rate	Approx. 6%	Misidentification of legal issues or inadequate countermeasures

으로 수행하였다. 한 중대재해 조사보고서를 AI에 분석시킨 결과, 보고서에 기술된 재해원인과 조치사항을 바탕으로 구체적인 관련 법규 위반 가능성을 높은 정확도로 지적해냈다. 해당 과정에서 AI 모델은 사전에 학습한 법령 지식과 보고서의 텍스트를 연결하여 위반사항을 스크리닝하고 사고조사 보고서를 분석하였다.

3. 재발 방지 대책의 적정성 평가

모델은 보고서에 기재된 재발방지대책들 적정성(위험성 감소, 추가적인 조치의 여부 등)을 평가하였다. 여러 사고 사례의 대책 데이터베이스와 비교하여 제시된 대책들이 효과적인지, 추가로 고려해야 할 조치는 없는지 점검하였다. 한 사례에서 모델은 보고서의 대책이 비교적 포괄적이지 못함을 발견하고 과거 유사 사고에서 효과적이었던 “잠긴 장치 설치” 조치를 추가로 권고하였다.

또한 모델은 특정 위험요인을 낮추기 위해 과거에 시행된 감소대책들의 목록을 그래프에서 찾아 제시하고, 각각의 예상 위험 감소 효과도 추정하였다. 모델은 각종 개선대책을 순위화하여 추천하고, 각 재발방지 대책의 적절성은 과거 사례의 적용 여부와 그 전후 사고 발생률의 변화를 기반으로 정량 분석되며, 위험도 감소 효과는 ‘X% 감소’로 수치화되어 제시되었다. 이때 효과 추정은 해당 대책이 포함된 사례들의 전후 사고율 변화를 기반으로 한 것으로 데이터 기반의 근거를 함께 제시한다(〈Table 1〉 참조).

4. 위험성 평가의 자동화

위험성 평가 자동화 측면의 활용 가능성도 검토하였다. 모델은 입력된 위험요인에 대해 과거 통계에 기반한 발생 확률(빈도)과 예상 피해 강도(중대도)를 산출하였다. 한 작업에 대해 질의한 경우 과거 10년간 해당 유형 사고의 연평균 빈도와 사망/중상 발생 비율을 파악하고 위험성 등급을 산정하였으며 그에 대한 객관적

근거를 제공하였다. 예를 들어, 프레스 기계 사고의 경우 과거 10년간 연평균 3.4건의 사고가 발생하였으며, 이 중 58%가 중상 이상으로 연결됨. 이를 바탕으로 ** 위험성 등급과 발생확률(%)**이 산정된다.

IV. 고 찰

본 연구를 통해 개발된 GraphRAG 기반 AI 모델은 사고조사 데이터의 활용 가치를 극대화할 수 있는 잠재력을 보여주었다. AI 모델은 대체로 전문가 평가와 부합하는 원인 및 대책을 제안하였으며, 몇몇 사례에서는 인간 전문가가 간과한 관련 법규 위반 가능성을 지적하는 등 유의미한 통찰을 제공하였다. 또한 래프 상의 패턴을 분석하여 가장 관련성 높은 위험요인을 맥락과 함께 추천하였다. 이는 기존에 전문가의 경험에 의존했던 위험요인 도출 작업을 AI가 자동화 및 객관화할 수 있음을 시사한다.

AI 모델은 수만 건의 사고 조사 보고서 데이터를 학습하였으며, 학습한 데이터와 입력값을 바탕으로 추가적인 개선대책과 위험성 감소 대책을 권고하는 등 새로운 정보를 생성하였다. 이는 수만 건의 사고 데이터를 학습한 AI이기에 가능한 일로서, 사업주의 주관적 판단에 의존하지 않는 정량적 평가를 지원한다. 이러한 통계 예측 모듈은 포아송 회귀 모델 등 전통적 방법으로도 시도될 수 있으나, AI는 데이터 내 비선형적 패턴까지 학습하여 보다 정교한 예측치를 산출한다는 장점이 있다.

특히 AI 모델은 산업안전보건 도메인에서 다층적인 원인-결과 관계를 파악하는 데 우수한 성능을 나타내었다. 개발된 모델은 맥락 기반 위험요인 자동 제안, 위험성 빈도/강도 예측, 법규 위반 여부 판별, 감소대책 추천 등 여러 측면에서 유의미한 결과를 도출하였다. 이는 기존 시스템의 한계를 넘어 위험성평가의 지능화 가

능성을 보여준 것으로, 추후 현장 적용 시 큰 효과를 발휘할 것으로 기대된다. 더 나아가 사고조사 데이터 외에 근로자 위험행동 데이터, IoT 안전센서 데이터 등 추가 정보를 융합하면 모델의 예측력이 한층 높아질 수 있을 것이다.

즉 해당 모델은 추가적인 내부 데이터를 지속적으로 학습함으로써 시간이 지날수록 더욱 정교해질 수 있다. 매년 새로운 사고조사 결과와 현장 조사자료가 축적되고 있기 때문에 이를 주기적으로 AI 모델에 반영하는 지속 학습 파이프라인을 구축하면 모델의 예측력과 신뢰도가 향상될 것이다. 특히 사고유형이 과거와 달라지거나 신종 위험요소가 등장할 때, 모델이 이를 자가 학습하여 지식 그래프를 확장하고 새로운 규칙을 학습하도록 설계할 필요가 있다. 본 연구의 GraphRAG 아키텍처는 외부 지식과 연계된 자기 확장 특성을 갖기 때문에, 이러한 업데이트에 비교적 용이하게 진행할 수 있다. 향후 액티브 러닝 기법 등을 도입하여 전문가 피드백을 모델 학습에 반영한다면, 오탐율을 낮추고 예측의 설명가능성을 더욱 높일 수 있을 것이다.

또한, KRAS 시스템과의 연동 방안에 대해서도 논의가 필요하다. 현재 위험성평가 지원시스템(KRAS)은 주로 사업주가 입력하는 서술형 정보를 바탕으로 위험요인을 도출하고 있으나, 이를 본 연구의 AI 기능들과 통합하면 자동화 수준을 한층 높일 수 있다. KRAS의 위험요인 발굴 단계에 본 모델을 API 형태로 연계하여 사용자가 사업장 정보를 입력하면 즉각적으로 맥락 기반 위험요인 목록을 AI가 제공하도록 구현할 수 있다. 또한 KRAS의 위험성 추정 단계에서 AI가 제시한 과거 통계치를 참고하도록 UI/UX를 개선하면 평가의 객관성이 증대될 것이다. 감소대책 권고나 법규 연계 부분도 AI의 지능형 추천을 첨가하면 사업주가 놓치기 쉬운 위험성 감소대책이나 법적준수사항을 편리하게 파악할 수 있다. 또한 모델의 개선대책의 효과를 정량적인 사고율 감소로 제시함으로써 미흡한 조치 보완과 최적의 대책 선택에 도움을 줄 수 있다.

다만 본 연구의 모델을 실제로 적용하기 위해선 몇 가지 제한점이 존재한다. 첫 번째, 데이터 품질 및 표준화 문제이다. 사고조사 보고서마다 서식과 표현이 다르기 때문에 AI가 분석하는 과정에서 데이터를 오인하거나 인식하지 못할 수 있다. 이를 해결하기 위해 보고서 작성 단계에서부터 표준화된 서식을 사용하거나 AI가 여러가지 보고서의 구조를 인식하도록 추가 학습을 진

행하는 방안을 고려할 수 있다. 두 번째, 모델의 오인식 가능성이다. 본 연구에서 제시한 AI 모델의 예측은 높은 정확도를 보였지만 항상 정답은 아니다. 따라서 현업 전문가의 검토를 통한 검증 체계를 마련하고 휴먼인 더 루프(human-in-the-loop) 형태로 결과를 활용해야 한다. 마지막으로 개인정보 및 보안 문제가 발생할 수 있다. 본 연구에 사용된 데이터에는 사업장명, 피해자 인적사항 등이 포함될 수 있기 때문에 실제 시스템 적용 시에는 해당 정보를 비식별화하는 등 엄격한 보안조치가 이루어져야 할 것이다. 또한 예를 들어, '인터록 장치 미설치'의 의미가 일부 보고서에서는 '자동정지장치'로 표현되어 false positive가 발생할 가능성이 있어 향후 휴먼 피드백 기반 학습을 통해 이를 보완할 필요가 있다.

이러한 제한점들이 존재하지만 GraphRAG를 활용한 산업안전보건 AI 모델의 활용 가치는 매우 높다고 판단된다. 이는 단순한 데이터 분석을 넘어 산업현장의 암묵적 지식과 경험을 AI가 학습하여 지식화하고, 이를 통해 예측적·처방적 안전관리를 지원한다는 점에서 의미가 크다. 특히, 중대재해 예방을 위한 선제적 조치가 강조되는 현 시점에서 이러한 AI 기술은 위험징후를 조기에 감지하고 대응하는 경보 시스템 역할을 할 수 있을 것이다. 또한 사고조사 업무를 보조함으로써 업무 효율을 높이고 반복 작업 부담을 줄여 전문인력이 고부가가치 업무(정책 기획, 현장 지도 등)에 집중할 수 있게 해준다. 나아가 축적된 사고 데이터를 기반으로 새로운 지식을 계속 발굴해냄으로써, 산재 예방 정책을 증거 기반으로 수립하는 데에도 큰 도움을 줄 것이다.

V. 결 론

AI 기술을 접목한 사고조사 데이터 분석 및 활용을 위해 GraphRAG 기반 지식 처리 모델을 개발하고 그 효과를 검증하였다. 산업안전보건공단이 보유한 다양한 사고조사 관련 데이터를 통합하여 산업안전 지식 그래프를 구축하고, 이를 대형언어모델과 결합함으로써 지능형 사고 분석 플랫폼의 개념을 제시하였다.

본 연구에서는 자연어 처리를 통해 사고조사 보고서의 핵심 정보를 자동 추출하고 AI 학습용으로 체계화하여 학습한 데이터를 통해 사고조사 보고서 분석, 재발방지대책의 적정성 평가, 나아가 자동화된 위험성 평가를 수행할 수 있는 AI 모델을 제시하였다. 이는 추후 다

양한 데이터 추가 시에도 유연하게 확장 가능한 데이터 파이프라인을 구축했다는 점에서 의의가 있다. 또한, GraphRAG 아키텍처를 도입하여, 지식 그래프 기반의 추론과 최신 언어모델의 문맥 이해를 결합함으로써 복잡한 질의에 대해서도 정확하고 풍부한 답변을 생성할 수 있었다.

본 연구의 결과는 중대재해 예방과 산업재해 감소라는 궁극적 목표 달성에 기여할 것이며, AI를 통한 스마트 안전보건관리 시대를 앞당기는 밑거름이 될 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 2025년 한국산업안전보건공단 산업안전보건연구원 학술용역 지원 사업에 의해 수행되었음.

또한 이 논문은 산업안전상생재단과 한국산업보건학회 공동 주최/주관한 「2025 산업보건 상생 논문 경진 대회」 최우수상으로 선정된 논문을 수정 보완한 논문임.

References

- Ahmadi E, Muley S, Wang C. Automatic construction accident report analysis using large language models (LLMs). *J Intell Constr* 2025;3(1):1-10
- Denecke K, Paula H. Analysis of critical incident reports using natural language processing. *Stud Health Technol Inform* 2024;313:1-6
- Hassani IE, Masrouf T, Kourouma N, Motte D, Tavčar J. Integrating large language models for improved failure mode and effects analysis (FMEA): a framework and case study. *Proc Des Soc* 2024;4: 2019-2028
- Knollmeyer S, Caymazer O, Grossmann D. Document GraphRAG: Knowledge graph enhanced retrieval augmented generation for document question answering within the manufacturing domain. *Electronics* 2023;14(11):2102 (<https://doi.org/10.3390/electronics14112102>)
- Liu Q, Li F, Ng KKH, Han J, Feng S. Accident investigation via LLMs reasoning: HFACS-guided Chain-of-Thoughts enhance general aviation safety. *Expert Syst Appl* 2025;269:126422 (<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.126422>)
- Liu R, Jiang H, Yan X, Tang B, Li J. Knowledge graph enhanced retrieval-augmented generation for failure mode and effects analysis. *J Ind Inf Integr* 2025;45:100807 (<https://doi.org/10.1016/j.jii.2025.100807>)
- Simone F, Ansaldi SM, Agnello P, Patriarca R. Industrial safety management in the digital era: Constructing a knowledge graph from near misses. *Computers in Industry* 2023;146:103849 (<https://doi.org/10.1016/j.compind.2022.103849>)
- Young IJB, Luz S, Lone N. A systematic review of natural language processing for classification tasks in the field of incident reporting and adverse event analysis. *Int J Med Inform* 2019;132:103971 (<https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.103971>)
- Zang H, Li M, Jin Z, Huang J. Unveiling construction accident causation: a scientometric analysis and qualitative review of research trends. *Frontiers in Built Environment*. 2025;11:1602297. doi:10.3389/fbuil.2025.1602297
- Zhang L, Zhang M, Tang J, Ma J, Duan X, Sun J, et al. Analysis of traffic accident based on knowledge graph. *J Adv Transp* 2022;2022:3915467 (<https://doi.org/10.1155/2022/3915467>)
- Zhou Z, Yu X, Magoua JJ, Cui J, Luan H, Lin D. Integrating machine learning and a large language model to construct a domain knowledge graph for reducing the risk of fall-from-height accidents. *Accid Anal Prev* 2025;215:108009 (<https://doi.org/10.1016/j.aap.2025.108009>)

<저자정보>

김태윤(박사과정), 이우제(박사수료), 김형남(기술이사), 김기연(교수)