

# 엣지 AI 기반 지능형 교통 시스템에서의 로컬 LLM을 활용한 로그 분석에 관한 연구

차기환\*, 이미선\*

\*한국폴리텍1대학 서울정수캠퍼스 인공지능소프트웨어과  
e-mail:rlghks0720@gmail.com, hwanbit@gmail.com

## A Study on Log Analysis Utilizing Local LLMs in Edge AI-based Intelligent Transportation Systems

Ki-Hwan Cha\*, Mi-Seon Lee\*

\*Dept. of Artificial Intelligent Software, Korea Polytechnics

### 요약

본 연구는 딥러닝 기반 보행자 추적 모델을 적용한 교차로 안전 강화 시스템에서 발생하는 방대한 로그 데이터를 효율적으로 분석하고 활용하기 위한 새로운 방법론을 제시한다. 기존의 정형화된 대시보드 기반 분석 시스템은 미리 정의된 항목에 대해서만 분석이 가능하여 현장 관리자의 즉각적인 맞춤형 질의에 대응하기 어렵다는 한계가 있었다. 또한, 기존 교통안전 시스템이 초음파나 적외선 센서의 단순 감지 방식에 머무르던 것과 달리, 딥러닝 기반의 객체 인식 및 이동 예측 기술을 활용하여 보행자의 속도, 방향, 이동 패턴을 실시간으로 탐지한다. 이 시스템은 NVIDIA Jetson Orin Nano 기반의 엣지 AI 모듈에서 수집된 보행자 탐지 및 위험 판단 로그를 MySQL 데이터베이스에 저장하고, 사용자의 자연어 질의를 로컬 대규모 언어 모델(Local LLM)이 SQL 쿼리로 변환하여 데이터를 조회하고 시각화하는 방식으로 동작한다. 본 연구는 복잡한 데이터베이스 지식 없이도 비전문가가 데이터에 접근할 수 있도록 접근성을 획기적으로 향상시키고, 민감한 데이터를 로컬에서 처리함으로써 데이터 프라이버시를 강화하며, 클라우드 API 사용에 따른 비용을 절감하는 이점을 제공한다. 하지만 구현 과정에서 자연어 질의를 SQL로 정확하게 매핑하는 데 어려움이 있다는 한계가 존재하며, 향후 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 기술을 도입하여 데이터베이스 스키마 및 과거 쿼리 예시를 활용하는 방식으로 정확도를 개선할 계획이다. 본 연구는 지능형 교통 시스템의 데이터 활용성과 접근성을 획기적으로 향상시키는 새로운 방향을 제시한다.

## 1. 서론

### 1.1 연구 배경 및 필요성

교통 시스템의 지능화는 현대 도시의 주요 과제 중 하나이다. 특히 교차로에서의 우회전 차량과 보행자 간 충돌 사고는 빈번하게 발생하여 심각한 사회적 문제로 대두되고 있으며, 이를 해결하기 위한 지능형 시스템의 필요성이 증가하고 있다. 기존의 교통안전 시스템은 초음파, 적외선 센서 등을 활용한 단순 감지 방식에 머물러 운전자에게 능동적인 경고를 제공하는 데 한계가 있었다. 이러한 문제를 해결하고자, 본 프로젝트는 딥러닝 기반 객체 인식 및 이동 예측 기술을 적용하여 보행자의 속도, 방향, 이동 패턴 등을 실시간으로 탐지하고 분석하는 시스템을 개발하였다.

이러한 시스템은 NVIDIA Jetson Orin Nano와 같은 엣지 디바이스에서 실시간으로 추론을 수행함으로써 네트워크 지연을 최소화하고 즉각적인 위험 경고를 제공한다. 그러나 시스템의 가치는 단순히 실시간 경고에 국한되지 않는다. 시스템은 보행자의 이동 패턴, 위험 판단 시간, 발생 빈도 등의 방대한 로그 데이터를 MySQL 데이터베이스에 저장하고 있으며, 이 데이터는 교통사고의 원인과 패턴을 파악하여 장기적인 예방 정책을 수립하는 데 핵심적인 자원이다.

하지만 방대한 로그 데이터는 단순 저장만으로는 그 가치를 온전히 발휘하기 어렵다. 기존의 정형화된 대시보드 시스템은 미리 정의된 분석 항목에 대해서만 통찰을 제공할 수 있어, 현장 관리자나 연구자가 필요로 하는 즉각적이고 맞춤형 질의에 유연하게 대응하기 어렵다는 한계가 존재한다. 이로 인해 시스템이 생성하는 중요한 정보가 일부 전문가에게만 국한되어 활용되거나, 데이터가 단순한 아카이빙 목적으로만 사용되는 데이터 사각지대가 발생한다.

## 1.2 연구 목적 및 기여

본 연구는 이러한 데이터 활용성의 한계를 극복하기 위해, 옛지 AI 시스템에서 수집된 방대한 로그 데이터의 가치를 극대화할 수 있는 새로운 인터페이스를 제안하고 구현한다. 구체적으로, 복잡한 데이터베이스 지식 없이도 누구나 직관적인 언어로 데이터에 접근할 수 있도록 로컬 LLM을 활용한 자연어 기반 인터랙티브 분석 모듈을 개발하였다. 이 시스템은 사용자가 "이번 주 위험 판단 건수 알려줘"와 같은 자연어 질의를 입력하면, 로컬 LLM이 이를 SQL 쿼리로 변환하여 로그를 조회하고 그 결과를 그래프로 시각화하는 기능을 포함한다.

본 연구의 핵심적인 기여는 다음과 같다. 첫째, 지능형 교통 시스템의 데이터를 활용하는 기술적 장벽을 대폭 낮춤으로써 교통 관리자, 정책 입안자 등 비전문가도 데이터 기반의 의사 결정에 참여할 수 있도록 한다. 이는 단순한 기술 구현을 넘어, 시스템의 사회적 효용성을 획기적으로 증대시키는 중요한 의의를 지닌다. 둘째, 로컬 LLM을 시스템에 직접 탑재함으로써 민감한 교통 및 위치 데이터를 외부 클라우드 서버로 전송하지 않고 로컬에서 처리할 수 있어 데이터 프라이버시를 강화하고, 동시에 지속적인 API 호출 비용을 절감하는 효율적인 운영 모델을 제시한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1. 옛지 컴퓨팅 기반 지능형 교통 시스템

옛지 컴퓨팅은 데이터가 생성되는 지점과 가까운 곳에서 데이터를 처리하는 분산 컴퓨팅 기술로, 중앙 네트워크의 부하를 줄이고 실시간성을 확보하는 데 중점을 둔다.<sup>2</sup> 지능형 옛지 시스템은 NVIDIA Jetson 시리즈와 같이 고성능 GPU를 탑재한 임베디드 디바이스를 활용하여 현장에서 실시간으로 복잡한 딥러닝 추론을 수행한다.<sup>1</sup> 지능형 교통 시스템 분야에서도 보행자 안전을 위해 AI 기반 경로 최적화 및 자율주행 기술을 접목하거나<sup>4</sup>, LED 점등과 같은 시각적 신호로 보행자와 운전자들을 통제하는 연구가 진행되어 왔다.<sup>5</sup>

본 프로젝트는 이러한 기존 연구의 한계를 보완하는 하이브리드 접근법을 취한다. 단순한 실시간 경고와 물리적 제어 방식을 넘어, 옛지 디바이스에서 수집된 정교한 로그 데이터를 중앙 데이터베이스에 통합하여 장기적인 패턴 분석을 가능하게 한다. 이 시스템은 현장에서의 빠른 대응과 사후 데이터 분석을 결합함으로써, 기존 옛지 AI 연구가 주로 '실시간성'에만 초점을 맞추던 것과 차별화되는 지점을 지닌다.

### 2.2. 자연어 기반 데이터베이스 인터페이스 (NLIDB) 및 Text-to-SQL 기술

자연어 기반 데이터베이스 인터페이스(NLIDB)는 사용자가 자연어로 질의하면 이를 데이터베이스가 이해할 수 있는 질의 언어(예: SQL)로 변환해주는 기술이다.<sup>6</sup> 이는 데이터베이스에

대한 전문 지식이 없는 일반 사용자도 쉽게 데이터에 접근할 수 있도록 하는 강력한 도구이다. 최근에는 대규모 언어 모델(LLM)의 발전과 함께 Text-to-SQL 기술이 더욱 정교해지고 있다.

특히, RAG(Retrieval-Augmented Generation) 기술은 최신 Text-to-SQL 모델의 성능을 획기적으로 향상시키는 핵심 요소로 부상하고 있다. RAG는 질의가 들어왔을 때 관련성 높은 데이터베이스 스키마, 메타데이터, 또는 과거의 성공적인 쿼리-응답 쌍을 검색하여 LLM의 입력 프롬프트에 추가하는 방식이다. 이 과정을 통해 LLM은 주어진 질의의 맥락을 더 깊이 이해하고, 도메인 특화된 질문에 대해서도 환각(Hallucination) 없이 훨씬 더 정확한 SQL 쿼리를 생성할 수 있게 된다. 본 프로젝트가 로컬 LLM 연동 과정에서 "자연어 질의를 SQL로 정확히 매핑하는 데 어려움"을 겪고, 이를 해결하기 위해 "질의 유형별 Prompt 템플릿을 정제하고, 예시 질의 샘플을 사전 정의"하는 노력을 진행하는 것은 바로 RAG의 핵심 원리인 few-shot 학습 및 프롬프트 생성 단계를 수동으로 구현하는 것과 맥을 같이한다.

## 3. 시스템 설계 및 구현

### 3.1. 전체 시스템 아키텍처

본 시스템은 옛지 AI 모듈, 백엔드 서버, 그리고 프론트엔드 웹 UI로 구성된 분산 시스템으로 설계되었다. 옛지 단의 Jetson Orin Nano는 실시간 영상 처리 및 위험 판단을 담당하며, 그 결과는 백엔드 서버로 전송된다. 백엔드 서버는 수집된 로그를 MySQL 데이터베이스에 저장하고, 로컬 LLM 기반의 질의 처리 API를 제공한다. 프론트엔드는 React 기반의 관리자 웹 페이지로 구성되어 실시간 탐지 결과 시각화 및 자연어 기반 로그 분석 기능을 제공한다.

### 3.2. 옛지 AI 모듈

옛지 AI 모듈은 Jetson Orin Nano 8GB 디바이스를 기반으로 구현되었다. USB 카메라로부터 교차로 영상을 수집하고, 경량화된 YOLOv12n 모델을 사용하여 보행자, 킥보드, 자전거 등 다양한 객체를 실시간으로 탐지한다. 객체의 위치와 이동 방향, 속도 변화를 분석하여 위험 상황을 판단하며, 위험이 감지되면 직렬 통신을 통해 Arduino에 제어 신호를 전송, LED 보조 신호등을 점등하여 운전자에게 경고한다. 모든 탐지 및 위험 판단 결과는 MySQL 데이터베이스에 기록되어 후속 분석을 위한 로그 기반 시스템을 구축한다.

### 3.3. 로컬 LLM 기반 로그 분석 모듈

이 모듈은 시스템의 핵심적인 데이터 활용성을 책임진다. Flask 기반의 백엔드 서버에 로컬로 탑재된 EXAONE 3.5 모델을 사용하며, 사용자가 웹 UI를 통해 입력한 자연어 질의를

처리한다. LLM은 사용자의 질의를 데이터베이스의 스키마와 매칭하여 실행 가능한 SQL 쿼리로 변환한다. 이 쿼리가 MySQL 데이터베이스에서 실행되어 얻은 결과는 다시 프론트엔드로 전송되어 Chart.js를 이용한 그래프 형태로 시각화된다.

로컬 LLM을 채택한 주요 결정 요인은 두 가지이다. 첫째, 데이터 프라이버시 문제이다. 교차로 보행자의 이동 데이터와 같은 민감 정보는 클라우드 기반 LLM API에 전송될 경우 보안 및 프라이버시 위험에 노출될 수 있으므로, 모든 분석을 로컬 환경에서 수행하도록 설계하였다. 둘째, 운영 비용 효율성이다. API 호출량에 따라 발생하는 지속적인 비용 부담을 줄여 시스템의 장기적인 운영 가능성을 확보하였다.

## 4. 실험 및 결과

### 4.1. 성능 평가

로컬 LLM 기반 로그 분석 모듈의 성능은 주로 두 가지 핵심 지표, 즉 SQL 생성 정확도와 응답 지연 시간으로 평가될 수 있다. 본 시스템은 사용자의 자연어 질의에 대해 MySQL 데이터베이스에 저장된 로그를 효과적으로 분석하는 기능을 시연하였으며, 다음 표는 그 대표적인 처리 사례를 보여준다.

구분	자연어 질의	LLM 생성 SQL 쿼리	DB 조회 결과 예시	시각화 예시
1	"지난 3일간 화상 입상 환자 건수 알려줘"	SELECT DATE(timestamp), COUNTY FROM logs WHERE degree_detected = 1 AND timestamp >= CURRENT_TIMESTAMP - INTERVAL 3 DAY GROUP BY DATE(timestamp)	[[{"date": "2024-07-11", "count": 23}, {"date": "2024-07-12", "count": 45}, {"date": "2024-07-13", "count": 31}]]	일별 화상 입상 건수를 보여주는 막대 그래프
2	"작은 오후 4시부터 6시 사이에 길 건너 보행자 사고는 줄었는지?"	SELECT COUNTY FROM logs WHERE class = 'pedest' AND (DATE(timestamp) = CURRENT_TIMESTAMP - INTERVAL 1 DAY AND HOUR(timestamp) BETWEEN 17 AND 18)	78	인원 수치 및 동线图 설명
3	"최근 하루 동안 가장 많이 감지된 지역 종류는?"	SELECT class, COUNTY FROM logs WHERE timestamp >= CURRENT_TIMESTAMP - INTERVAL 1 DAY GROUP BY class ORDER BY COUNT(*) DESC LIMIT 1	[[{"class": "bicycle", "count": 156}]]	가장 자주 감지된 종류

### 4.2. 결과 분석 및 논의

로컬 LLM 모듈은 사용자의 자연어 질의를 유의미한 데이터 분석 결과로 변환하는 데 성공적인 가능성을 보여주었다. 이는 복잡한 SQL 쿼리문을 알지 못하는 관리자도 실시간으로 현장의 데이터를 활용하여 통찰을 얻을 수 있음을 의미한다. 그러나 구현 과정에서 "자연어 질의를 SQL로 정확히 매핑하는 데 어려움"이 발생했으며, 이는 소형화된 로컬 LLM이 가진 내재적 한계, 즉 특정 도메인(교통 로그 데이터베이스)에 대한 지식 부족과 복잡한 문맥 이해의 한계에서 비롯된 것으로 분석된다. 현재는 질의 유형별 프롬프트 템플릿을 정제하는 방식으로 성능 개선을 진행하고 있지만, 이는 시스템의 유연성을 제한할 수 있는 구조적 한계를 내포한다. 복잡하거나 모호한 질의의 경우 부정확한 SQL을 생성하거나 의도하지 않은 결과를 반환할 확률이 높아진다.

## 5. 결론

### 5.1. 연구 요약 및 시사점

본 연구는 딥러닝 기반의 오픈 AI 시스템과 로컬 LLM을 결합하여 지능형 교통 시스템의 데이터 분석 역량을 획기적으로 강화하는 새로운 접근법을 제시하였다. Jetson Orin Nano에서

수집된 보행자 위험 탐지 로그를 MySQL 데이터베이스에 저장하고, 로컬 LLM 기반의 인터페이스를 통해 사용자가 자연어로 로그를 분석하고 시각화할 수 있는 프레임워크를 성공적으로 구축하였다. 이 시스템은 교통 데이터에 대한 접근성을 높여 비전문가도 데이터 기반의 의사결정을 할 수 있게 함으로써 시스템의 사회적 실용성을 한 단계 끌어올렸다. 또한, 로컬 LLM의 채택은 데이터 프라이버시 보호 및 운영 효율성 측면에서 중요한 의미를 갖는다.

### 5.2. 한계점 및 향후 연구 방향

현재 시스템은 자연어 질의를 SQL로 변환하는 과정에서 복잡한 질의에 대한 정확도가 낮다는 한계점을 안고 있다. 이 문제는 로컬 LLM이 데이터베이스 스키마나 도메인에 대한 충분한 사전 지식 없이 질의를 처리하기 때문에 발생한다. 이 한계점을 극복하기 위한 가장 효과적인 향후 연구 방향은 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 기반의 아키텍처를 도입하는 것이다. 이는 데이터베이스 스키마 정보, 컬럼 설명, 그리고 과거 성공적인 쿼리-응답 쌍을 미리 임베딩하여 벡터 데이터베이스에 저장하는 것이다. 새로운 자연어 질의가 들어오면, 이와 가장 유사한 정보를 벡터 데이터베이스에서 검색(Retrieval)하고, 그 결과를 LLM의 프롬프트에 포함하여(Augmentation) SQL을 생성(Generation)하게 함으로써 훨씬 더 정확하고 다양한 질의에 유연하게 대응할 수 있을 것으로 기대된다.

### 참고문헌

[1] 김갑수, "LCD 모듈 테스터 설계", 산학기술학회논문지, 제 1권 1호, pp. 45-52, 1월, 1999년.