

배터리 안전 진단을 위한 시간 컨텍스트 인식 RAG 프레임워크 설계

백준혜¹, 이재민², 김동성*

국립금오공과대학교 IT융복합공학과^{1,2,*}

{backjun03¹, ljimpaul², dskim*}@kumoh.ac.kr

Design of Time-Context-Aware RAG Framework for Battery Safety Diagnosis

Jun-Hye Baek¹, Jae-Min Lee², Dong-Seong Kim*

Kumoh National Institute of Technology, Dept. of IT Convergence Eng.^{1,2,*}

요약

배터리 안전진단은 열폭주와 같은 중대 사고를 예방하기 위해 센서 데이터의 이상 징후를 조기에 포착하고 상태 변화를 신뢰성 있게 해석하는 것이 중요하다. 그러나 임계값 기반 규칙 진단·기계학습 기반 분류기는 한 시점의 값에 의존하는 결과 중심 판별에 머무르는 경우가 많아, 시간에 따라 누적·전이되는 위험 패턴과 진행 과정을 철차적으로 추적하는 데 한계가 있다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 배터리 시계열 상태 전이를 고려한 시간 컨텍스트 인식 RAG 기반 안전진단 프레임워크를 제안한다. BMS 및 실험 로그를 시간 윈도우로 분할한 뒤, 각 구간의 수치 요약과 도메인 지식을 반영한 자연어 해석을 결합한 수치-텍스트 하이브리드 표현을 벡터 DB에 저장하고, 이를 활용해 현재 윈도우와 유사한 핵심 구간 및 전후 구간을 함께 검색하는 시간 컨텍스트 인식 하이브리드 유사도 기반 검색을 수행한다. 마지막으로 LLM을 단계적 추론기처럼 활용하여 상태 진단과 근거 설명을 함께 제공함으로써, 배터리 안전진단에서 조기 경고와 근거 기반 설명 가능성을 동시에 지원하는 것을 목표로 한다.

I. 서론

전기차와 에너지 저장 시스템 보급이 확대되면서 리튬이온 배터리는 교통 및 전력 인프라의 핵심 구성요소로 자리 잡았다[1]. 국제에너지기구(IEA, International Energy Agency)는 2024년 전기자동차 배터리 수요가 약 950 GWh에 도달해 전년 대비 약 25% 증가했으며, 전체 배터리 수요가 연간 1 TWh 수준에 이르렀다고 보고한다. 그러나 리튬이온 배터리는 과충전, 과열, 기계적 손상, 내부 단락 등 다양한 요인으로 인해 열폭주로 전이될 수 있으며, 위험은 단일 변수의 절대값보다는 변수 간 상호작용과 시간에 따른 누적 변화로 나타나는 경우가 많다[2,3]. 현장 진단은 여전히 임계값 기반 규칙 진단과 기계학습 기반 분류에 크게 의존하고 있어, 주로 한 시점의 결과 중심 판별에 머무르는 경우가 많다. 이로 시간에 따라 누적·전이되는 위험 패턴과 진행 과정을 철차적으로 추적하는 데 한계가 있다. 이러한 한계를 보완하기 위해 센서 수치와 시나리오 설명을 통합적으로 해석하고, 시간 축을 따라 유사 사례 전개를 함께 비교할 수 있는 진단 시스템이 요구된다[4]. 이에 본 논문은 배터리 시계열의 상태 전이 특성을 반영하는 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 기반 안전 진단 프레임워크를 제안한다. 제안 프레임워크는 시계열 데이터를 시간 구간으로 분할한 뒤, 각 구간에 대해 수치 요약과 도메인 지식을 반영한 자연어 해석 문장을 결합한 수치-텍스트 하이브리드 표현을 벡터 DB(vector database)에 구성하고, 전후 구간을 함께 고려하는 시간 확장 검색을 통해 유사 진행 패턴과 잠재 원인을 제공한다. 마지막으로 대형 언어 모델(LLM, Large Language Model)을 활용해 상태 진단과 근거 설명을 구조화하여 제시함으로써, 조기 경고와 근거 기반의 설명 가능한 진단을 동시에 지원하는 것을 목표로 한다.

II. 기존 연구의 문제점 분석

배터리 안전 진단은 사고 예방과 안정적 운용을 위해 중요하다. 표 1은 기존 배터리 안전 진단 접근을 위험 민감도, 시간 정보 활용, 추적성, 설명 가능성, 실시간성 관점에서 비교한 것이다. 규칙 기반 진단은 기준치 초과에

표 1 기존 배터리 안전 진단 접근 비교

기존 방식	고정 기준치 기반 규칙 진단	기계학습 기반 분류기	정적 문서 중심 RAG
위험 민감도	정해진 임계값을 넘으면 경고 발동	규칙에 맞는 경우 판단	검색된 문서에서 상태를 추론
시간 흐름 반영	한 시점에서만 판단	시간에 따른 누적 변화 반영 안됨	시간 정보 거의 미활용
추적성	경고 근거가 단순	예측 근거를 설명하기 어려움	문서에서 일부 근거 추적 가능
설명 가능성	임계값만 제시	판단 근거를 설명하기 어려움	상태에 맞는 텍스트 설명 제공
실시간성	빠른 경고 시스템	모델 예측에 따라 달라짐	문서 검색 시간이 소요됨

즉시 반응하므로 실시간성이 높고 구현이 단순하지만, 단일 시점 비교 중심이라 전후 변화와 상태 전이 흐름을 충분히 반영하기 어렵다. 기계학습 기반 분류 진단은 특징 추출과 모델 학습을 통해 상태 판별 성능을 향상시킬 수 있으나, 모델 내부 판단 과정이 사용자에게 직접 드러나지 않아 근거 추적과 설명 제공이 제한적이며, 학습 조건과 다른 신규 패턴에서 신뢰성 저하 가능성이 남는다. 정적 문서 중심 RAG는 문서 인용을 통해 텍스트 설명을 제공하는 데 유리하지만, 실제 센서 로그의 시계열 수치 패턴과 전후 구간의 연속성을 직접 반영하기 어렵고, 온라인 검색·생성 과정에 따라 실시간성도 변동될 수 있다. 따라서 상태 전이 기반의 조기 경고와 근거 제시형 설명을 동시에 지원하는 배터리 안전 진단 시스템이 필요하다.

III. 제안하는 시스템 설계

본 논문에서는 그림 2와 같이 배터리 시계열 로그를 오프라인에서 윈도우 단위 지식으로 구조화하고, 온라인에서 시간 컨텍스트를 반영한

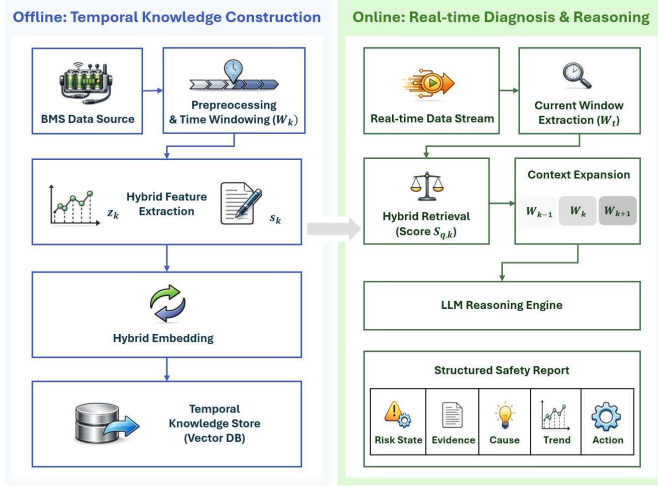


그림 1 시간 컨텍스트 인식 RAG 기반 배터리 안전 진단 아키텍처

RAG와 LLM 추론을 결합하는 배터리 안전 진단 프레임워크를 제시한다. 제안 시스템은 시계열 로그를 시간 구간별 수치·텍스트 표현으로 변환해 벡터 DB에 저장하고, 현재 구간과 유사한 과거 패턴을 검색해 LLM이 진단·설명·예측·조치 권고를 생성하는 단계를 수행한다. 오프라인 단계에서는 먼저 BMS(Battery Management System) 및 실험 로그에서 수집한 전압, 전류, 온도, SoC(State of Charge), 보호 플래그 등의 시계열 데이터를 전처리하여 누락값과 이상치를 보정하고, 시간축 정렬과 정규화를 통해 서로 다른 조건 간 비교가 가능하도록 정리한다. 정리된 시계열을 일정 길이의 시간 윈도우로 분할한 뒤, 각 윈도우 W_k 에서 전기·열 변수의 대표 통계와 변화율, 보호 플래그를 압축한 수치 특징 벡터 z_k 를 계산해 정상 상태와 진행 중인 이상 징후를 함께 표현한다. 이후 각 윈도우의 수치 특징 z_k 을 기반으로 도메인 지식을 반영한 설명 문장 s_k 을 생성하고, 수치 특징 벡터 z_k 와 설명 문장 s_k 을 각각 임베딩 공간으로 투영한 뒤 수치 임베딩과 텍스트 임베딩을 결합하여 하이브리드 벡터를 구성한다. 이렇게 생성된 하이브리드 벡터는 시간 구간, 시나리오 타입, 위험 수준, 이전·다음 윈도우 ID 등의 메타데이터와 함께 벡터 DB에 저장되어, 시점 간 이전·다음 관계를 보존하는 시간 인식 시계열 지식 저장소(Temporal Knowledge Store)를 이룬다. 온라인 진단 단계에서 시스템은 실시간으로 유입되는 제측 값을 받아, 가장 최근 L 초 데이터를 현재 윈도우 W_t 로 정의한다. 이 윈도우에 대해 오프라인 단계와 동일한 전처리 및 특징 추출 파이프라인을 적용하여 수치 특징 벡터 z_k 와 간단한 설명 문장 s_k 를 계산하고, (z_k, s_t) 를 하이브리드 검색의 질의 표현으로 사용한다. 질의 (z_k, s_t) 는 벡터 DB에 저장된 과거 윈도우 (z_k, s_t) 들과 비교되며, 수치 패턴 유사도와 텍스트 의미 유사도를 동시에 고려하는 하이브리드 점수로 랭킹된다. 질의 q 와 후보 k 의 유사도를 나타내는 점수 함수 $S(q, k)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$S(q, k) = \alpha \cos(\text{text}_q, \text{text}_k) + (1 - \alpha) \cos(\text{num}_q, \text{num}_k) \dots \dots (1)$$

수식 1은 수치·텍스트 유사도를 가중합으로 결합한 점수이다. 여기서 $\text{text}_q, \text{text}_k$ 는 질의와 후보 윈도우의 텍스트 임베딩, $\text{num}_q, \text{num}_k$ 는 수치 특징 임베딩을 의미하며, $\alpha \in [0, 1]$ 는 두 정보원의 상대적 기여도를 조절하는 하이퍼파라미터이다. 시스템은 식 (1)에 따라 현재 상태와 진행 패턴이 유사한 상위 K 개의 과거 핵심 윈도우 W_k 를 검색 결과로 선택한다. 선택된 각 핵심 윈도우 W_k 에 대해, W_{k-1}, W_k, W_{k+1} 을 함께 묶어 컨텍스트 패키지를 구성한다. 이를 통해 이전 구간에서는 어떤 상

태였는지, 현재 구간에서 무엇이 변화했는지, 이후에 어떤 방향으로 악화 또는 회복되었는지를 연속적인 흐름으로 제시하여, 단일 시점 값이 아니라 정상, 경고, 위험으로 이어지는 상태 전이 패턴을 근거와 함께 추적할 수 있도록 한다. 선택된 컨텍스트 패키지와 현재 윈도우 요약은 LLM 기반 진단기의 입력으로 사용되며, 진단기는 이를 바탕으로 일관된 단계적 판단 절차를 수행한다. 먼저 현재 상태를 사전에 정의된 위험 등급 체계로 분류하고, 검색된 유사 구간에서 추출한 주요 이벤트를 시간 순서에 따라 정리해 증거 중심의 설명을 제공한다. 이어진 단계에서는 유사 사례에서 반복적으로 관찰된 패턴을 요약하여, 현재 상태와 연관된 잠재적 악화·완화 요인을 정성적으로 설명하고, 필요할 경우 가까운 시점의 위험 수준 변화를 전반적인 추세로 함께 알려준다. 마지막으로 추정된 위험 수준과 근거를 기반으로 점검, 운용 제한, 보호 조치 등 대응 방향을 권고함으로써, 사용자에게 Risk State - Evidence - Cause - Trend - Action으로 구조화된 배터리 안전 진단 리포트를 제공한다.

IV. 결론 및 향후 계획

본 논문에서는 상태 전이를 고려한 RAG 기반 배터리 안전 진단 프레임워크를 제안하였다. 기존 임계값·단일 분류 기반 접근의 초기 경보 및 설명 한계를 극복하기 위해 배터리 시계열을 구간 단위로 구조화하고, 수치 정보와 자연어 설명을 결합하여 진단하는 시스템을 설계하였다. 이를 통해 센서 수치와 시나리오 설명을 통합적으로 해석하며 시간 축을 따라 유사 사례 전개를 비교·분석할 수 있는 배터리 안전 진단 가능성을 확인하였다. 향후 연구에서는 벡터 DB와 RAG 기반 추론 흐름을 구현하여 전기차·에너지 저장 시스템 데이터를 활용한 진단 정확도, 응답 지연, 설명 품질을 정량적으로 평가하고, 프롬프트 설계와 LLM 추론 전략을 단계적으로 개선해 실시간 배터리 안전 모니터링 적용 가능성을 검토할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원·학석사연계 ICT핵심인재양성 지원을 받아 수행된 연구(IITP-2025-RS-2022-00156304, 25%)와 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 지역지능화혁신인재양성사업(IITP-2025-RS-2020-II201612, 25%)과 2025년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(2018RIA6A1A3024003, 25%)과 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT연구센터사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2025-RS-2024-00438430, 25%)

참 고 문 헌

- [1] H. Peng, C. Liu, and H. Li, "Large-language-model-enabled health management for Internet of batteries in electric vehicles," IEEE Internet of Things Journal, vol. 12, pp. 6083-6095, Dec. 2024.
- [2] J. N. Njoku, A. U. Eneh, C. I. Nwankanna, J.-M. Lee, and D.-S. Kim, "HyBaTwin: Web-Based Hybrid Digital Twin Platform for Electric Vehicle Battery Capacity Estimation," in The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 50, pp. 549-560, Apr. 2025.
- [3] J. Zhao, X. Feng, M.-K. Tran, M. Fowler, M. Ouyang, and A. F. Burke, "Battery safety: Fault diagnosis from laboratory to real world," Journal of Power Sources, vol. 598, pp. 1-26, Jan. 2024.
- [4] X. Kuai, J.-H. Ren, B.-C. Wang, and Y. Feng, "Large language model enhanced Bayesian optimization for parameter identification of lithium ion batteries," Journal of Energy Storage, vol. 135, pp. 1-12, Nov. 2025.