

철도 시스템에서 AI 적용 현황 조사 및 분석

A Survey and Analysis of AI Applications in Railway Systems

| | |
|--------------------------------------|--------------------|
| 김영화 (Y.H. Kim, yhwkim@etri.re.kr) | 에너지지능화연구실 연구전문위원 |
| 손승철 (S.C. Son, sson@etri.re.kr) | 에너지지능화연구실 책임연구원 |
| 강현서 (H.S. Kang, hskang87@etri.re.kr) | 호남권연구본부 책임연구원/본부장 |
| 이문호 (M.H. Lee, moonho.lee@d-meta.ai) | (주)디메타 대표 |
| 조상규 (S.G. Cho, sgcho@d-meta.ai) | (주)디메타 상무 |
| 고석갑 (S.K. Ko, softgear@etri.re.kr) | 에너지지능화연구실 책임연구원/실장 |

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is being utilized across nearly all industries to enhance productivity, reduce costs, and improve service quality, and the railway industry is no exception. Recently, as the importance of data-driven operations in railway systems has become increasingly evident, AI has attracted considerable attention as a key means of simultaneously improving both the efficiency and safety of railway systems. Reflecting this trend, a wide range of research and development activities on AI technologies for supporting railway systems have been reported worldwide. This study surveys and analysis of recent researches on the application of AI technologies to railway systems. Through the survey and analysis, we compare and analyze the differences among these studies, introduce an appropriate classification framework that can be used when applying AI technologies to railway systems and provide a comprehensive overview of how AI models are being applied in railway systems.

KEYWORDS AI, Q-learning, 강화학습, 열차시각표재편성, 철도 시스템

I. 서론

인공지능(AI)은 특정 산업에 국한되지 않고 제조, 교통, 에너지, 의료, 금융, 물류 등 다양한 분야에서 공통으로 활용되며, 생산성 향상과 비용 절감, 서비스 품질 개선 등을 동시에 달성하는 수단으로 인식

되고 있다. 이러한 과정에서 AI는 자동화 수준을 넘어 지능화 단계로 진화하고 있다.

최근에는 생성형 AI, 강화학습 등 고도화된 기법이 실제 산업 시스템에 적용되고 있다. 이를 통해 복잡하고 불확실성이 높은 환경에서도 스스로 학습하고 적응하는 자율적 시스템 구현이 가능해지고 있

* DOI: <https://doi.org/10.22648/ETRI.2026.J.410208>

* This work was supported by Electronics and Telecommunications Research Institute(ETRI) grant funded by the Korean government [26ZK1100, Honam region regional industry-based ICT convergence technology advancement support project].

다. 특히, 유지보수, 운영 최적화, 수요 예측과 같은 분야에서 AI의 효과가 실증적으로 입증되고 있다.

이제 AI는 기술 중심의 실험 단계를 넘어 산업 시스템 전반의 구조적 혁신으로 확장되고 있다. 특히, 복잡한 운영 환경과 높은 안전성(Safety)이 요구되는 분야에서 AI 활용은 더 강조되고 있다. 이러한 흐름은 철도 산업에서도 AI가 운영 효율성 향상, 안전성 강화, 서비스 고도화를 위한 핵심 동인으로 작용하고 있으며, 향후 AI 기반 지능형 철도 시스템으로의 전환을 촉진하는 중요한 배경이 되고 있다.

철도 산업은 대규모 인프라, 복잡한 운영 체계, 그리고 높은 수준의 안전성과 신뢰성이 요구되는 대표적인 사회기반시설 분야로서, 전통적으로 기술 도입에 있어 보수적인 특성을 보여 왔다. 그러나, 디지털 기술의 발전과 함께 철도 시스템 전반에 걸쳐 데이터 기반 운영의 중요성이 주목되면서 AI는 철도 산업의 효율성과 안전성을 동시에 향상시킬 수 있는 핵심 기술로 주목받고 있다.

특히, 철도 시스템이 생성하는 방대한 운영, 설비, 유지보수 데이터는 AI 적용에 적합한 환경을 제공하며, 이를 활용한 지능형 의사결정 지원 기술이 점차 확대되고 있다. 이러한 추세는 유럽이나 중국에서 두드러지게 나타나고 있는데, 최근에 발표된 철도 시스템에서의 AI 적용 논문들을 살펴보면 이러한 흐름을完연히 확인할 수 있다.

본고에서는 철도 시스템에서 AI 기술의 적용 현황을 파악하고자 한다. 이를 위해 최근 발표된 철도 시스템 관련 AI 적용 논문들을 분석한 후 다수의 그룹으로 분류하고, 해당 그룹 내에서 논문 간 차이점을 확인한다. 이를 바탕으로, 철도 시스템에서 AI 기술을 적용하고자 할 때 사용할 수 있는 가장 적절한 분류체계가 무엇인지를 검토하고, 철도 시스템에서 사용하는 AI 모델들에 대해 정리하고자 한다. 참고로, 본고를 작성하는 과정에서 초기에 많은 시간이

들어갔던 조사 및 분석 대상인 논문들을 분석하는 과정도 본고의 전개 과정에서 필요한 부분이지만, 논문 지면수의 제약 관계로 이 부분을 생략한다.

II. 대상 논문 선정 및 분석 방법

본고에서 검토하는 자료들은 철도 시스템에서 AI 기술의 적용 현황을 파악하는 데 있어서 인터넷 문헌 검색 등을 통해 직·간접적으로 도움이 될 수 있으면서 주로 2020년 전후부터 지금까지의 최근 자료를 중심으로 선정하였다.

따라서, 철도 시스템에서 전문가시스템이나 통계적 모델링을 적용하는 전통적인 분석 방법 대신, 데이터 기반 AI 기술을 적용하는 최신 방법을 활용하는 자료들을 분석 대상으로 논문 수집 및 분석, 분류 체계 검토 및 구성, 대상 논문들의 분류, 그룹별 대상 논문 비교, 그리고 AI 모델 적용의 순서로 철도 시스템에서 AI 적용 현황을 조사하고 분석한다.

전체적으로 참고문헌과 같이 모두 26편의 자료를 확인하였다. 가장 오래된 자료가 2016년이고, 가장 최근 자료가 2024년이다. 그리고 2020년 이전 자료가 8편이고, 2020년부터 2024년까지의 자료가 18편이다. 이들 자료를 분류하면 표 1과 같다.

표 1 대상 자료 분류

| 구분 | 대상 자료 | 대상 자료 수 |
|----------|------------------------------------|---------|
| 일반 | [1], [3] | 2 |
| 조사·분석 | [4], [5], [11], [14], [21] | 5 |
| 운영·유지보수 | [2], [6], [8], [10], [15], [16] | 6 |
| 지연 예측·분석 | [12], [17], [23], [24] | 4 |
| 운행일정 관리 | [18], [19], [20], [22], [25], [26] | 6 |
| 안전·보안 | [7], [9], [13] | 3 |
| 전체 | | 26 |

이들 대상 자료 가운데 [4]와 [11] 그리고 [15]와 [16] 논문은 발표 시점이 서로 다르지만 거의 동일한 주제를 다루고 있다. 그리고 발표 나라를 보면, 유럽이 반 이상을 차지하고 있기는 하지만 중국이 반 가까이 차지하고 있다는 점에서 시사하는 바가 무엇인지는 독자의 판단에 맡긴다.

[4] 및 [11] 논문에서는 철도 시스템을 유지보수 및 검사, 안전 및 보안, 자율주행 및 제어, 수송 계획 및 관리, 수익 관리, 교통 정책 그리고 승객 모빌리티와 같이 7개의 분야를 동일하게 적용하고 있다. 이 가운데 유지보수 및 검사 분야가 AI 기술의 적용이 가장 활발하게 이루어지고 있으며, 수익 관리나 교통 정책 분야가 AI 기술의 적용이 매우 드물다는 것이다. [15] 및 [16] 논문의 경우, 모두 전동차의 공기압축장치(APU)를 대상으로 예지정비 및 이상탐지를 수행하는데, 핵심 알고리즘, 보조 비교모델, 주요 성능 지표 등이 거의 동일하다.

하지만, 이들 유사한 논문이 세부사항에 있어서는 차이점이 있기 때문에 대상 문헌에 포함하고, 다음 장에서 그 차이점을 분석한다.

다음은 분류체계로서 대부분의 논문에서 AI 기술의 적용 내용에 따라 철도 시스템의 분류 방식을 제안하고 있지만, 이들은 해당 논문에서 다루고자 하는 방향에 따라 철도 시스템의 분류 방식을 제시하고 있다.

예를 들면, [1]에서는 UIC가 유럽·아시아 철도사 11곳 설문과 글로벌 철도사의 심층 인터뷰를 토대로 철도 전가치사슬에서의 AI 적용 현황을 제시하고 있다. [4] 및 [11]에서는 앞에서 언급한 것처럼 AI 기술을 철도 시스템에 적용하기 위한 분류체계로서 유지보수 및 검사, 안전 및 보안, 자율주행 및 제어, 수송 계획 및 관리, 수익 관리, 교통 정책 그리고 승객 모빌리티와 같이 7개 분야를 적용하고 있다. [5]에서는 철도와 같이 안전 필수 시스템이 요구

되는 분야에 대해 안전 요소의 전개 과정에 따라 제품화, 실시간 그리고 개발 프로세스와 같이 3개 영역을 사용하고 있다. [14]에서는 열차 배차 관점에서 AI 연구, AI 기술, AI 응용, AI 관련 기술과 같이 4개의 분야로 다루고 있고, [21]에서는 열차 배차를 위해 지연 분포, 지연 전파, 열차시각표재편성(TTR)과 같이 3개의 세부 분야를 활용하고 있다.

결국, 철도 시스템을 어떤 관점으로 보는지에 따라 해당 분류체계를 구성할 수 있지만, 대부분 논문에서 다루는 AI 적용 관점에서 철도 시스템의 분류는 조사 및 분석 대상인 논문들을 기준으로 다루었기 때문에, 상당히 제한적이고 자신 이외의 다른 논문에서는 적용할 수 없는 문제가 발생한다. 따라서, AI 기술의 폭넓은 활용 가능성을 고려하여 철도 시스템의 전체 분야를 모두 담을 수 있는 포괄적인 분류 방식이 가장 적절하다고 보고 있다.

III. 논문 그룹별 검토

1. 일반 그룹

표 2에서 나타난 것처럼 이 그룹의 논문 2편은 다른 논문처럼 세부 주제에 치우치지 않고 기존 철도 시스템에서 AI가 어떠한 영향을 끼치고 있는지를 조망하고 있는데, 각 자료는 철도 시스템에 대한 관점에서 차이가 있다.

[1]은 AI가 철도 운영·정비·인프라·승객 서비스 전반에서 정시성·안전성·비용 효율을 동시에 개선할 수 있는 핵심 기술임을 보여주는 보고서로써, 전 세계 철도 산업에 연 130~220억 달러 규모의 가치 창출 잠재력이 있다고 주장한다. 다만, 이러한 효과를 실현하려면 단편적 기술 도입이 아니라 데이터·조직·인재·거버넌스를 포함한 전사적 디지털 전환 전략이 필수적이라고 강조하고 있다. [2]는 고속철도를 “AI 없이는 운영이 어려운 초복합 시

표 2 일반 그룹 논문 비교

| | 핵심 주제 | 대상 범위 | 데이터 관점 | 한계 인식 |
|-----|-----------------------------------|---------------------------------|---|----------------------------------|
| [1] | AI가 철도 산업 전반에 창출할 비즈니스·경영가치 실현 방안 | 철도 산업 전반(운영, 인프라, 승객 서비스 지원 가능) | IoT·운영 데이터 증가 → 전사적 데이터 활용 필요성 강조 | 데이터 사일로, 규제, 보안, 조직·인력, 생성형 시리스크 |
| [2] | HSR에서 AI가 필요한 기술적 이유와 적용 영역 | 고속 철도(HSR) 시스템 | 센서·영상·운영 로그 폭증 → 기존 경험 기반 방식의 한계 지적 | 설명 가능성, 표준 부재, 통신·보안 인프라 |

시스템”으로 규정하고, AI가 계획·제어·유지보수 전 영역에서 핵심 인프라가 되고 있음을 정리한 연구이다. 대규모 센서·영상 데이터의 폭증으로 기존 경험 기반 운영이 한계에 이르렀으며, 딥러닝·강화학습 기반 진단·제어·스케줄링이 실제 고속 철도의 운영 성능을 실질적으로 개선하고 있음을 보여주고 있다. 표 2는 이 “일반” 그룹의 논문들에 대한 전반적인 비교표이다.

2. 조사·분석 그룹

표 3에서 나타난 것처럼 이 그룹의 논문 5편은 공통으로 철도 시스템에서 다양한 AI 응용에 대한 조

사·분석 내용을 다루고 있는데 각 논문에서 분류 체계에 대한 관점이 다양하다.

[4]는 AI를 AI 기술(ML·DL·진화알고리즘·전문가시스템 등), AI 연구 분야(패턴인식, 데이터마이닝, CV 등), 그리고 AI 응용(예지보전, 지연 예측, 자율제어 등) 이렇게 AI 3요소로 구조화하고, 각각을 철도 시스템의 7개 서브도메인과 대응하였다. 이후, 80여 편의 논문 분석을 통해 해당 논문이 AI 3요소와 서브도메인 대응표에서 어떠한 위치에 있는지 또는 어떠한 영역이 공백인지를 제시하고 있다. [5]는 안전이라는 세부 분야에 대해 200여 편의 논문을 대상으로 “Product - Runtime - Process - Trustworthiness”라는 AI 안전 프레임워크에 따라 조사·분석한 논

표 3 조사·분석 그룹 논문 비교

| | 핵심 주제 | 방법론적 특징 | 철도 적용 분야 | 주요 기여 |
|------|-------------------------------|---------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| [4] | 철도 적용 AI 개념·기술 응용 전반의 분류체계 제안 | AI 기법, 연구 분야, 응용과 철도 서브도메인 간 대응 | 철도 시스템의 전반적 AI 분류체계 | 철도 시스템의 AI 분류체계에 대한 프레임워크 제공 |
| [5] | 안전 필수 시스템에서 AI 분류체계 | 제품, 런타임, 프로세스, 신뢰성 서브도메인 적용 | 안전 필수 시스템에서의 AI 분류체계 | 높은 안전성 및 신뢰성 지원 AI 분류체계 제공 |
| [11] | [4] 핵심 주제에 대한 적용 현황 정리 | [4] 기반 2개 서브도메인 제외 | [4]와 동일 | 철도 시스템의 AI 분류체계에 대한 적용 현황 제공 |
| [14] | 열차 운행계획 및 관리(TPM)에서 AI 응용 분석 | AI와 TPM의 교차 영역을 네 가지 관점에서 분석 | 열차시각표, 지연, 수송 계획 및 경로 배정, 용량 관리 등 | 철도 TPM 지원 AI 적용 프로세스 제시 |
| [21] | 열차 배차 관리(TDM)에서 AI 응용 분석 | 실데이터 기반 TDM 지원 AI 기법 종합 분석 | 열차 운영, 지연, 재편성 등 | 실데이터 기반 TDM 문제의 정형화 및 ML 모델 성능 비교 |

문이다. [11]은 [4]의 업데이트 논문으로 140여 편의 논문을 종합해 철도 AI 연구 지형을 체계적으로 재정리하였다. 특히, 철도 시스템의 7개 서브도메인 중 유지보수 및 검사 분야가 전체의 절반을 넘을 정도로 편중되어 있으며, 대부분은 비전 기반 결합 검출(CNN, YOLO 등)과 진동·신호 기반 고장 예측(SVM, RF, LSTM) 연구로 구성되어 있음을 확인하였고, 수익 관리와 운송 정책 서브도메인은 사례 논문이 없어 이들 서브도메인을 더 이상 적용하지 않았다. [14]는 열차 운행계획 및 관리(TPM)라는 세부 분야에 대해 95편의 논문을 분석하여 지연 예측, 재편성, 용량 관리 등에 AI가 어떻게 활용되고 있으며, 어떤 기술이 어떤 문제에 가장 적합한지를 깊이 있게 정리하였다. [21]은 열차 배차 관리(TDM)라는 세부 분야에 대해 150여 편의 논문을 통해 조사·분석한 논문이다. 이를 위해 실제 현장에서 발생하는 지연 문제를 데이터 기반으로 구조화하고 ML·통

계·그래프 모델 등을 비교하면서 배차 의사결정에 적용 가능한 실용적인 분석 틀을 제시한다. 표 3은 이 “조사·분석” 그룹의 논문들에 대한 전반적인 비교표이다.

3. 운영·유지보수 그룹

표 4에서 나타난 것처럼 이 그룹의 논문 6편은 철도 시스템에서 운영 및 유지보수 문제를 다루고 있는데, 각 논문은 자신이 다루는 운영 및 유지보수 대상에 따라 AI 적용방식에서 차이가 있다.

[2]는 메트로 철도에서 발생하는 전력 품질 문제를 해결하기 위해 UPQC에 ANN, NARMA-L2, ALA-PI 등 AI 기반 제어를 적용한 연구로, 세 방식 모두 기존 제어보다 우수한 보상 성능을 보였다. 특히, ANN 제어기는 THD를 21.74%에서 1.46%로 감소시키고 응답속도(2ms)와 가장 뛰어난 PQ 개

표 4 운영·유지보수 그룹 논문 비교

| | 핵심 주제 | 입력 데이터 | 모델 구조 | 주요 성능 |
|------|-----------------------------|---|---------------------------|--|
| [2] | 전력 품질 최적화를 위한 AI 기반 UPQC 제어 | 전력계통에서 측정된 전압, 전류, 조화파 성분 데이터 | ANN, NARMA-L2, ALA | THD 감소 (21.74 → 1.46[ANN], 2.29[NARMA-L2], 3.09[ALA]) |
| [6] | 지능형ATO 시스템 제안 | 열차 운행 데이터 (위치, 속도, 선로 상태) | 모방학습 + 심층강화학습 | ATO 시스템을 AI 기반 자율주행 시스템으로 재정의 |
| [8] | AI 기반 철도 표면 결함 관리 | 레일 상태 신호 및 영상 | DCNN, Mamdani 모델 기반 퍼지 규칙 | 스쿼트 결함 감지 정확도 96.9% |
| [10] | 열차 하부 이물질 부착 감지 방법 | 2,000장의 플라스틱 백 이미지 | YOLOv3 기반 DenseNet, SPP | mAP 94.05%, Precision 95.48%, Recall 99.48%, F1-score 0.974, 처리속도 58ms |
| [15] | APU의 사전 고장 탐지 | 아날로그 센서(AS) 및 디지털 센서(DS)의 수집 데이터(특징 벡터 기반 정적 입력) | SAE (AS/DS 분리 학습) | VAE 대비 14%(Recall), 77%(Precision), 37%(F1 Score) 향상 |
| [16] | APU의 사전 고장 탐지 | 아날로그 센서(AS) 및 디지털 센서(DS)의 수집 데이터 (다변량 시계열 기반 동적 입력) | LSTM-AE (AS/DS 통합 학습) | SAE 대비 100%(Recall), 95%(Precision), 97.43%(F1 Score) 향상 |

선 효과를 입증했다. [6]은 기존 ATO의 수동적 지각·PID 제어 한계를 극복하기 위해 숙련 운전자의 조작 패턴을 모방학습으로 학습한 뒤 실제 운행환경(선로·곡선·기상 등)을 심층강화학습(DRL)으로 최적화하는 지능형ATO(iATO)를 제안한다. iATO는 지상-열차-시물레이터를 연계한 구조로 방대한 운행 빅데이터 기반 오프라인 학습과 시험선 검증을 거쳐 상용노선에서 단계적으로 성능을 비교·향상시키는 운용 전략을 포함하고 있다. 또한, 핵심 평가 지표로 열차운행조건평가지수(TRCEI)를 정의하여 DRL의 보상함수로 사용함으로써 복합 목적 최적화를 실현한다. [8]은 ABA 신호·레이·영상 기반 DCNN(정확도 96.9%)과 7개 영향 인자를 결합해 구간별 건강지수를 산출하는 상태 기반 유지보수 프레임워크를 제안했으며, 127개의 퍼지 규칙과 MILP 최적화로 중대 스크립트가 집중된 핵심 구간(j7-j10)을 자동 선정하였다. 실제 125km 노선 사례에서 제안 방식은 기존 순환분쇄보다 중대 결함(평균심각도 2.15~2.25)을 포함하는 구간을 먼저 처리해 유지보수 효율성과 안전성을 크게 높였다. [10]은 고속철도 하부에 비닐·플라스틱 등 이물질이 깔려 들어가 화재·단락을 유발할 수 있다는 문제를 해결하기 위해, 기존 TEDS 영상검사 방식의 낮은 정확도와 오검출률을 개선하는 “DenseNet + SPP” 기반 개선형 YOLO 모델을 제안하였다. 실험 결과, 제안 모델은 mAP 94.05%, Precision 95.48%, Recall 99.48%, F1-score 0.974, 처리속도 58ms로 YOLOv3, SSD, Faster R-CNN을 모두 능가하였다. [15]는 메트로 차량 APU의 조기 고장 탐지를 위해, 운영사의 실제 센서 데이터를 활용하여 SAE 기반 비지도 이상 탐지 모델을 제안한다. 실제 고장 21건을 대상으로 한 실험에서 디지털 센서 기반 SAE가 Recall 47%, Precision 90%, F1-score 62%로 아날로그 센서 기반 SAE(33%, 70%, 45%)보다 크게 우수했다. [16]

은 LSTM-AE를 활용해 APU 정상 패턴을 학습하고 재구성 오차로 이상을 탐지하는 비지도 예지보전 모델을 구축하여, Recall 100%, Precision 95%, F1-score 97.4%로 SAE보다 압도적으로 우수한 성능을 달성했다. 또한, 4건 중 3건의 고장을 1~16시간 사전 탐지하고 SHAP로 원인 센서를 설명해 유지보수의사결정에 활용 가능한 고장 해석 기능을 제공한다. 표 4는 이 “운영·유지보수” 그룹의 논문에 대한 전반적인 차이점을 나타낸다.

4. 지연 예측·분석 그룹

표 5에서 나타난 것처럼 이 그룹의 논문 4편은 철도 시스템에서 지연 자체에 대한 예측 및 분석 문제를 다루고 있는데, 각 논문은 이에 대한 접근방식에서 차이가 있다.

[12]는 물리 기반 주행 시물레이터와 실제 운행 데이터를 학습한 NN 보정 모델을 결합하여 물리 모델이 설명하지 못하는 운행 편차를 보정하는 하이브리드 지연 예측 모델을 제안한다. 특히 이 방식은 구배·곡선 등 복잡 구간에서 효과적이며, 개별 물리·ML 모델 대비 20~40% 이상 예측 성능을 향상시킨다. [17]은 지연이 새로 발생한 것인지 이전 구간에서 전파된 것인지 인과 구조를 구분하여 설계한 하이브리드 베이지안 네트워크를 제안한다. 이를 통해 기존의 휴리스틱 BN 및 기초선형 BN 대비 전반적 예측 성능을 크게 향상시켰다. 중국 WH-GZ 고속철도의 37만여 이벤트 기반 실험에서 HB는 MAE 약 30초, 정확도 80%+, Kappa 0.69를 달성해 실용성과 해석 가능성을 모두 확보했다고 생각한다. [23]은 정적·시계열·시공간 데이터를 분리·결합해 처리하는 CLF-Net(3D CNN + LSTM + FCNN) 모델을 적용하여 복합 요인이 작용하는 열차 지연 패턴을 구조적으로 학습한다. 중국·네티

표 5 지연 예측·분석 그룹 논문 비교

| | 핵심 주제 | 입력 데이터 | 모델 구조 | 주요 성능 |
|------|------------------------------------|---|-----------------------------------|--|
| [12] | 운영·비운영 데이터를 동시 반영한 지연 예측 | 중국 HSR 2개 노선 운영 데이터 (약 16.3만 건) | FCLL-Net (FCNN + LSTM) | 물리 모델 대비 20~40% 오차 개선, ML 모델 대비 예측정확도 9.4%↑ |
| [17] | 지연 발생·전파의 확률적 구조 모델링 및 예측 | 중국 HSR 노선 운행 데이터 (약 38만 건) | 하이브리드BN (휴리스틱BN + 기초선형BN) | MAE: 약 30초, RMSE: 약 2분, 정확도: 80%+, Kappa 계수: 0.69 |
| [23] | 정적·시계열·시공간적 요소가 결합된 종합 지연 예측 | 중국 HSR 2개, 네덜란드 2개 노선의 대규모 운행 데이터 | CLF-Net(3D CNN + LSTM + FCNN) | RF, ANN, SVR 모델 대비 최소 RMSE·MAE |
| [24] | 대규모 운영 데이터에서 지연 패턴 자동 분석 | 덴마크 Kystbanen의 실제 운행 타임스탬프 | K-means (L1 distance) 클러스터링 | 기존 퍼센타일 기반 분석보다 패턴 구분 능력 우수 |

란드의 4개 노선에서 수행한 실험에서 CLF-Net은 기존 ML·DL·시공간 모델을 모두 능가하는 최소 RMSE·MAE를 기록하며, 데이터 축소·입력 차원 변화에도 높은 안정성을 보였다. [24]는 지연 프로파일과 지연 변화 프로파일을 K-means 클러스터링으로 분석하는 기법으로 기존 통계·시각적 분석을 통해 파악하기 어려웠던 지연의 누적·회복·증가의 반복 패턴을 자동 식별하는 방법을 제안한다. 덴마크 Kystbanen 노선의 실제 데이터를 통해 역·열차·시간대별로 상이한 구조적 지연 요인을 밝혀내어 운영 개선에 활용 가능한 사례를 제공한다. 표 5는 이 “지연 예측·분석” 그룹의 논문들에 대한 전반적인 차이점을 나타낸다.

5. 운행일정 관리 그룹

표 6에서 나타난 것처럼 이 그룹의 논문 6편은 철도 시스템에서 지연 상황 등을 반영하여 열차 운행 시간을 관리하는 문제를 다루고 있지만, 각 논문은 적용 환경 및 모델 등에서 차이가 있다.

[18]은 SVR 기반 기본 예측과 KF 기반 실시간 보정을 결합한 하이브리드 모델을 통해 비정상 상

황에서 악화되는 운행시간 예측 성능(SVR 대비 MAE·MAPE 약 40% 개선)을 크게 향상시켰다. 또한, 오프라인 SVR을 유지한 채 KF만 업데이트하기 때문에 계산시간이 약 0.9초에 불과하여 실시간 관제·재스케줄링에 적용 가능성을 입증하였다. [19]는 단선 철도에서 열차 간 교행·진행 순서를 Q-learning으로 자동 최적화하여 총지연을 최소화하고, FIFO보다 동일하거나 더 좋은 성능을 보였으며, FIFO에서 빈번히 발생하던 교차상태를 완전히 제거하는 강력한 안정성을 보여주었다. [20]은 초기 지연이 발생한 복선 철도망에서 충돌 없이 총지연을 최소화하는 열차시각표재편성 문제를 기존 연구보다 현실적인 환경(동일 방향 다중 열차의 동시 점유, 혼잡도·지연을 포함한 확장 상태)을 반영한 Q-learning 기반 TTR 방법을 제안한다. 실험 결과, 네덜란드 실제 노선 데이터에서 RL은 상태 정의가 충분할 때 고품질의 TTR을 빠르게 학습했으며, 복잡한 다중 지연 상황에서도 충돌을 유발하지 않으면서 지연을 안정적으로 최소화하였다. [22]는 범용 학습 기반 열차시각표 환경(TTLE)과 다중 에이전트 행위자-평가자(MAA2C)를 적용해 단·복선 모두에서 현실적 제약(열차간격 등)을 반영한 시각표 최적화를

표 6 운행일정 관리 그룹 논문 비교

| | 핵심 주제 | 입력 데이터 | 모델 구조 | 주요 성능 |
|------|------------------------------|------------------------------------|--------------------------------------|---|
| [18] | 고속철도에서의 장애 대응 TTR 생성 | 중국 우한-광저우 고속철도 운행 데이터(약 5.7만 건) | SVR + KF | SVR 대비 MAE 40.1%, MAPE 39.7% 감소, 학습 연산시간 99% 단축 |
| [19] | 단선 철도에서의 전체 지연 최소화 지원 TTR 생성 | 슬로베니아 단선(64km, 23블록, 14개 역) 인프라 정보 | Q-learning 기반 강화학습 | 기존 방식 대비 교착상태 무, 낮은 총지연시간, 학습시간 3분 |
| [20] | 지연 최소화 및 다양한 철도 환경 반영 TTR 생성 | 네덜란드 복선 노선의 열차 운행 계획 기반 실험 데이터 | Q-learning 기반 강화학습 | 기존 방식 대비 고품질의 TTR 도출, 2차 지연 감소, 안전 요구사항 범위 내 지연 최소화 |
| [22] | 대규모 고속철도 및 단·복선 가능한 TTR 생성 | 중국 우한-광저우 고속철도 운행 정보 | 다중 에이전트 기반 심층강화학습 (MMA2C) | 휴리스틱 및 단일 에이전트 RL 대비 고품질의 TTR 도출 |
| [25] | 대규모 고속철도의 확장성·안정성 지원 TTR 생성 | 현실적 패턴 모사 시뮬레이션 기반 데이터 | GNN, 트리 탐색 기반 강화학습 | 휴리스틱 대비 성능 우수, 대규모 고속철도 적용 가능 |
| [26] | 단선 철도에서의 초단기 TTR 생성 | 영국 Cambria Line 단일선 운행 정보 | 상태 축약 및 계층형 보상 반영 Q-learning 기반 강화학습 | 기존 RL 대비 평균 총지연 206.8분 감소, 실시간 의사결정 활용 가능 |

수행한다. 실험 결과, 제안된 MMA2C는 기존 단일 에이전트 RL보다 충돌률이 낮고, 일정 적합도와 총 운행시간 최적화 성능에서 크게 우수한 결과를 얻었다. [25]는 전체 시각표를 그래프(GNN) 기반 상태 표현으로 변환하고, 모든 열차 쌍에 대한 우선순위를 트리 탐색으로 결정하는 “GNN + RL” 하이브리드 구조를 제안한다. 또한, 작은 지연에서 큰 지연으로 점진적으로 확장하는 학습 커리큘럼과 국소 탐색을 통해 대규모 고속철도 환경에서도 안정적으로 고품질의 결과를 생성한다. 실험에서 제안 모델이 FCFS, FSFS보다 월등히 우수한 성능을 보였으며, 일부 중·대규모 사례에서 Gurobi 최적해보다 더 빠르게 그리고 더 좋은 결과를 제시하였다. [26]은 단일선 철도에서 돌발 상황 발생 직후 24~48시간의 운행계획을 즉시 재조정해야 하는 초단기시각표 재편성(VSTR) 문제를 해결하기 위해 상태 축약, 계

층형 보상, 교착 원인 페널티, 조기 종료 행동을 포함한 개선형 Q-learning을 제안한다. 영국 Cambria Line 실험에서 기존 RL 대비 평균 206.8분 지연 감소, 대규모 사례에서도 MIP 수준의 품질을 훨씬 빠르게 달성하여, 다른 조건에서도 그대로 적용할 수 있는 높은 전이성과 실시간에서도 적용 가능함을 보여주고 있다. 표 6은 이 “운행일정 관리” 그룹의 논문들에 대한 차이점을 나타낸다.

6. 안전·보안 그룹

표 7에서 나타난 것처럼 이 그룹의 논문 4편은 철도 시스템에서 AI를 적용할 때 필요한 안전 및 보안 문제를 다루고 있지만, 각 논문은 이에 대한 접근방식에서 차이가 있다.

[7]은 철도 시스템에서 AI 기술 응용 사례(OOD,

표 7 안전·보안 그룹 논문 비교

| | 핵심 주제 | 제기 이유 | 제안 전략 | 주요 기여 |
|------|-----------------------------------|--|--------------------------------------|---|
| [7] | 고위험 AI 시스템을 위한 유럽식 접근 방안 | AI 구조의 기존 기능 안전 패러다임과 양립 불가 | 단기, 중기, 장기의 단계적 접근방안 제시 | 철도용 AI 기술 사례를 통해 규제·안전 인증 문제 강조 |
| [9] | 철도 시스템의 AI 기반 고도화를 위한 기능 안전 관점 분석 | 기존 안전 인증 체계와 AI의 데이터 의존성·불확실성·비결정성·변경 가능성 충돌 | AI의 직접 제어가 아닌 보조 역할 및 안전 계층에서의 최종 제어 | 개방형 철도에서의 AI + 안전계층 + 형식기법의 결합 프레임워크 제공 |
| [13] | 미래 철도 지원 AI 시스템을 위한 형식기법 적용 방법 | AI를 위한 기존 자동 검증 기술의 한계 | 고성능 모델체커가 생성한 증명서의 경량 검증기 사용 | 형식 기법에 대한 프레임워크 제공 |

FOS)를 통해 EU AI-Act와 기존 철도 안전규정의 연계 문제, AI 시스템의 적합성 평가, 안전인증 절차에서의 AI 처리 방법 등 법제도 정비의 필요성을 구체적으로 제시하고 있다. [9]는 열차 자동운전과 같은 운영 안전성에 초점을 맞춘다. AI·ML의 비결정성으로 인해 기존 기능안전 표준이 적용되기 어렵다는 점을 지적하면서 자동열차운전(GoA3·4)으로의 전환을 염두에 두고 실증 기반 안전성 확보, 안전(Fail-safe) 설계, 연합 학습 기반 데이터 공유 등 안전에 대한 운영적 해결방안을 제안한다. [13]은 AI의 비결정성·불확실성·설명불가능성은 기존 철도 안전 규격과 충돌하기 때문에 기존 방식만으로는 검증·인증이 어렵다고 지적하고, 고성능 모델체커와 별도의 경량 검증기가 상호 보완하는 인증 모델 검사 구조를 제안하는 등 AI, 자동운전, ETCS Level 3 등으로 고도화되는 미래 철도 시스템을 안전하게 도입하는 데 필요한 형식기법에 대한 프레임워크를 제시한다. 표 7은 이 “안전·보안” 그룹의 논문에 대한 차이점을 나타낸다.

IV. 논의

1. 분류체계

AI 기술을 반영하는 철도 시스템을 위한 분류체

계 구성은 2가지 유형으로 크게 구분할 수 있다.

- 조사·분석 논문 작성 지원 분류체계
- 철도 전 가치사슬에서의 AI 적용 현황 반영 분류체계

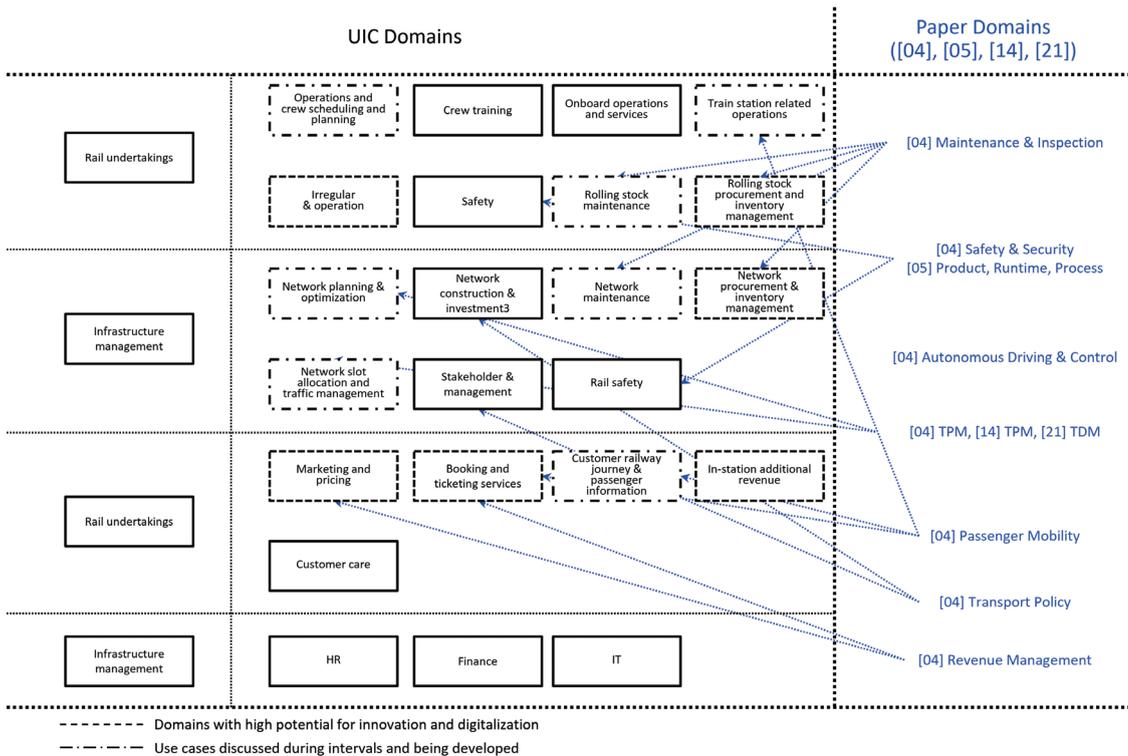
첫 번째 분류 방법은 해당 논문 작성자의 관점에 따라 자신의 분류체계를 제시하기 때문에 다른 조사·분석 논문이나 적절한 수준의 의견을 수렴한 일반적인 분류체계에 적용할 수 없다. 예를 들면, “조사·분석” 그룹 내의 [4], [5], [14], [21] 논문은 이 그룹 내 다른 논문의 분류체계로 사용할 수 없다. 이들 논문의 분류체계 구성을 정리하면 표 8과 같다.

이 가운데 [5]는 안전(Safety)에 대해서만, [14]는 TPM에 대해서만, 그리고 [21]은 TDM에 대해서만 다루었다. 그나마, 철도 시스템을 더욱 넓은 시각으로 다룬 [4]는 유지보수 및 검사(Maintenance & Inspection) 등 7개의 서브도메인으로 분류하였다. 하지만, 철도 산업 도메인 밖에 있는 비전공자로 추정되는 이들의 분류 방식은 자신들 논문의 기승전결 과정에서 필요한 분류체계이기 때문에 성격상 다분히 좁은 시각에서 다루어질 수밖에 없다. 따라서, AI 기술의 확장성도 고려하여 철도 시스템의 전체 분야를 모두 담을 수 있는 두 번째 분류 방법과 같은 포괄적인 분류체계를 구성해야 한다. 본고의 저자

표 8 조사·분석 논문 분류체계

| 분류체계 | |
|------|--|
| [4] | <ul style="list-style-type: none"> Maintenance & Inspection Safety & Security Autonomous Driving & Control Traffic Planning & Management Revenue Management Transport Policy Passenger Mobility |
| [5] | <ul style="list-style-type: none"> Product Runtime Process |
| [14] | <ul style="list-style-type: none"> AI Research fields AI Techniques AI Applications AI-related Disciplines |
| [21] | <ul style="list-style-type: none"> Train Dispatching Delay Distributions Delay Propagation Timetable Reschedule |

는 이러한 목적에 적합한 철도 시스템의 분류 방식을 UIC가 제시하고 있다고 보고 있다. 여기에서는 철도 시스템을 일차적으로 “철도 운영(Railway Undertakings)”, “인프라 관리(Infrastructure Management)”, “승객 경험(Passenger Experience)”, “지원 기능(Support Functions)”과 같이 4개의 그룹으로 분류하고, 각 그룹은 자신의 세부 분야를 포함하는 2단계 접근방식을 취하고 있다. 이 UIC 분류체계를 사용하면 철도 시스템에서 AI 응용을 다루는 연구자는 철도 시스템에서 AI 기술을 적용할 수 있는 세부 분야, 자신이 다루는 AI 응용의 상대적인 위치, 다른 서브도메인들과의 관계 그리고 글로벌 AI 응용 상황 등을 검토하는 데 유용한 도구로 사용될 수 있을 것으로 판단한다. 그림 1은 이러한 UIC 분류체계와 다른 논문



출처 Reprinted with permission from M. Gesualdi et al., “The journey toward AI-enabled railway companies,” International Union of Railways, Feb. 2024.

그림 1 UIC 분류체계와 타 분류체계 간 대응

들의 분류체계를 대응시킨 것이다.

그림 1을 상세히 설명하면, [4]의 “Maintenance & Inspection”은 [1] “철도 운영” 그룹의 “Rolling stock maintenance”, “인프라 관리” 그룹의 “Network maintenance” 서브도메인 등으로, [5]는 [1] “철도 운영” 그룹의 “Safety” 서브도메인과 “인프라 관리” 그룹의 “Rail safety” 서브도메인으로 대응할 수 있고, [4]의 TPM, [14] 및 [21]은 [1] “인프라 관리” 그룹의 “Network planning & optimization” 및 “Network slot allocation and traffic management” 서브도메인으로 대응할 수 있다. 하지만, 현재는 [1]에서 자율 주행 및 제어에 대한 서브도메인을 고려하지 않았기 때문에 [4]의 “Autonomous Driving & Control”을 [1]의 특정 서브도메인으로 대응시킬 수 없다. 결국, [1] “인프라 관리” 그룹에서 “Autonomous Driving & Control” 서브도메인을 추가하는 것이 적절하다고 생각한다.

참고로, 저자가 작성한 논문의 분류체계 역시 주어진 논문들을 대상으로 작업을 하다 보니 편의상 일반, 조사·분석, 운영·유지보수, 지연 예측·분석, 운행일정 관리 그리고 안전·보안으로 분류하게 되었다.

2. AI 모델 적용

본고에서 다루는 26편의 논문 중 “지연 예측·분석”, “운영·유지보수”, 그리고 “운행일정 관리” 그룹에서 다음과 같이 AI 모델을 이용하였다.

- **지연 예측·분석:** FCNN, LSTM, CNN, K-means 클러스터링
- **운영·유지보수:** ANN, NARMA-L2, IL, DRL, (D)CNN, YOLOv3, DenseNet, SPP, SAE, LSTM-AE
- **운행일정 관리:** SVR, (D)RL(Q-learning, Multi-

agent, Tree-search), GNN

이들 세 그룹에서 사용한 AI 모델들을 학습 방식으로 재구성하면 다음과 같다.

- **지도학습:** FCNN, SVR, ANN, (D)CNN, LSTM, NARMA-L2, YOLOv3, DenseNet, SPP
- **모방학습**
- **비지도학습:** K-means 클러스터링, SAE, LSTM-AE
- **강화학습:** (D)RL(Q-learning, Multi-agent, Tree-search)
- **하이브리드학습:** IL + RL, GNN + RL

또한, 이들 세 그룹에서 사용한 AI 모델들을 모델 구조 방식으로 재구성하면 다음과 같다.

- **벡터 기반 모델:** FCNN, SVR, ANN, SAE, K-means 클러스터링
- **시계열 모델:** LSTM, LSTM-AE, NARMA-L2
- **영상·공간 모델:** (D)CNN, YOLOv3, DenseNet, SPP
- **시공간 모델:** CNN + LSTM
- **그래프 기반 모델:** GNN
- **에이전트 기반 모델:** (D)RL(Q-learning, Multi-agent, Tree-search)

이러한 분석을 통해 철도 시스템에서 다양한 AI 응용에 걸쳐 대부분의 학습 모델과 모델 구조 방식을 적용하고 있다는 것을 알 수 있다. 특히, “운행일정 관리” 그룹에서 거의 공통적으로 강화학습 모델을 적용하고 있으며, 기반 알고리즘으로 주로 Q-learning 알고리즘을 사용하고 상황에 따라 다중 에이전트 또는 트리 탐색 알고리즘을 사용하고 있다. 이는 TTR 문제를 해결함에 있어 철도 운행 환경이 복잡하고 불확실성이 커서 Model-free 특성 및 실

시간 대응 능력을 지원하기 위해 실제 운행 데이터를 사용하여 에이전트가 직접 탐험하며 최적 정책을 학습할 수 있는 Q-learning 기반 강화학습이 가장 적절하다고 판단한 것으로 보인다.

V. 결론

이들 분석 대상인 논문에서도 언급하였지만, 철도 시스템에서 AI 기술을 적용할 경우 다양한 장점이 있다. 이를테면, 방대한 데이터를 학습하여 사고 위험을 예측하고, 이상 상황을 조기에 탐지할 수 있다. 지연 예측 및 전파 분석을 통해 운행일정을 최적화하고 선로 용량의 활용을 극대화할 수 있다. 반복적이고 복잡한 철도 관제 업무를 자동화하거나 실시간 의사결정을 지원할 수 있다. 또한, 승객 만족도의 극대화 및 에너지 활용의 최적화를 통해 사람 중심의 디지털 탄소 중립에도 이바지할 수 있다.

지금까지 26편의 논문을 통해 철도 시스템과 AI 기술에 대한 분류체계, 논문 간 비교·분석, 그리고 AI 모델 적용을 중점적으로 다루었다.

분류체계의 경우, 철도 시스템에서 포괄적으로 사용할 수 있는 UIC 분류체계를 소개하면서 다른 논문들의 분류체계 방식을 검토하였다. 또한, 의미 있는지는 모르겠지만 호기심에서 몇몇 논문의 분류체계 방식을 UIC 분류체계로 대응시키는 노력도 해보았다. 논문 간 비교·분석의 경우, 26편의 논문을 6개 그룹으로 분류한 후, 각 그룹 내에서 논문 간 핵심 주제 등이 어떠한 차이점이 있는지를 비교하였다. 그리고 AI 모델 “지연 예측·분석”, “운영·유지보수”, 그리고 “운행일정 관리” 그룹에서 사용한 AI 모델들을 대상으로 어떠한 학습 방식 및 모델 구조 방식을 적용하고 있는지를 검토하였고, TTR 문제를 다루기 위해 주로 사용하는 학습 방식 및 알고리즘이 무엇인지를 확인하였다.

철도 시스템 지원 AI 기술은 아직 연구 개발 단계에 국한된 것으로 인식되기도 하나, 실제로는 전 세계적으로 이미 적용 및 운영 사례가 존재한다. [1]에서 성숙도 및 적용 수준 측면에서 20여 개의 철도 시스템 지원 AI 활용사례들을 제시하였다. 예를 들면, “철도인프라 지원 디지털트윈”은 아직 낮은 적용 수준과 초기 상태에 해당되지만, “승무원/교대근무 최적화”는 높은 적용 수준과 대규모 전개 상태에 해당된다. 그리고 대부분의 AI 활용사례들은 중간 정도의 적용 수준과 PoC 또는 파일럿 상태에 있다고 볼 수 있다. 이렇듯 철도 시스템용 AI 기술은 이미 시작되었고, 적용성을 검토 중이며, 활용 중인 세부 기술도 있다. 향후, 2~3년 후에는 거의 대부분의 AI 활용사례들이 높은 적용 수준과 대규모 전개 상태 방향으로 진행될 것으로 보인다.

향후 연구에서는 철도 시스템의 핵심 이슈 중 하나인 안전성을 중심으로, 관련 현황 분석과 함께 이를 지원하는 AI 기술의 적용 가능성을 더욱 구체적으로 다룰 예정이다.

용어해설

K-means 클러스터링 비지도학습에 속하는 대표적인 데이터 군집화 알고리즘으로, 주어진 데이터들을 서로 유사한 것끼리 묶어 K개의 군집으로 분류하고 각 군집을 하나의 중심점으로 표현함

Q-learning 강화학습의 대표적인 모델 프리(Model-free) 알고리즘으로, 에이전트가 환경과 상호작용을 통해 상태(State)-행동(Action) 쌍의 가치인 Q값을 학습하여 최적의 정책을 도출함

UIC 철도 시스템의 표준화, 상호운용성, 기술 혁신, 지속가능성을 촉진하기 위해 설립된 세계 철도 기관 및 운영자들의 국제 협력 기구

강화학습(RL) 지도·비지도 학습과 달리 정답 데이터가 없는 학습으로, 에이전트가 환경과 상호작용을 하면서 보상(Reward)을 최대화하도록 최적의 행동 정책(Policy)을 학습하는 기계학습 방법

다중 에이전트 행위자-평가자(MAA2C) Actor-Critic 기반 강화학습을 다중 에이전트 환경으로 확장한 알고리즘으로, 중앙집중 학습과 분산 실행 구조를 통해 학습 안정성을 높임

열차시각표재편성(TTR) 열차 지연, 사고, 설비 고장, 수요 급변 등 비정상 상황 발생 시, 기존에 계획된 열차 운행 시각표를 실시간 또는 준실시간으로 수정·재구성하는 열차 운영 의사결정 과정

참고문헌

- [1] M. Gesualdi et al., "The journey toward AI-enabled railway companies," International Union of Railways, Feb. 2024.
- [2] M. Yin et al., "A review on artificial intelligence in high-speed rail," *Transp. Saf. Environ.*, vol. 2, no. 4, 2020, pp. 247-259.
- [3] D. K. Nishad et al., "AI based UPQC Control Technique for Power Quality Optimization of Railway Transportation Systems," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 17935, 2024. doi: 10.1038/s41598-024-68575-5
- [4] N. Besinovic et al., "Artificial Intelligence in Railway Transport: Taxonomy, Regulations and Applications," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 23, no. 9, 2022, pp. 14011-14024. doi: 10.1109/TITS.2021.3131637
- [5] J. P.-CERROLAZA et al., "Artificial Intelligence for Safety-Critical Systems in Industrial and Transportation Domains: A Survey," *ACM Comput. Surv.*, vol. 56, no. 7, 2024, pp. 1-40. doi: 10.1145/3626314
- [6] M. Zhang et al., "An AI based High-speed Railway Automatic Train Operation System Analysis and Design," in *Proc. Int. Conf. Intell. Rail Transp.*, (Singapore, Singapore), Dec. 2018, pp. 1-5.
- [7] D. G.-Nuissl and S. Kunitz, "Auditing of AI in Railway Technology - a European Legal Approach," *Digit. Soc.*, vol. 1, no. 17, 2022. doi: 10.1007/s44206-022-00015-1
- [8] A. Jamshidi et al., "A decision support approach for condition-based maintenance of rail based on big data analysis," *Transp. Res. C, Emerg. Technol.*, vol. 95, 2018, pp. 185-206.
- [9] M. Erskine and D. Milburn, "Digital Train Control - Functional Safety for AI based Systems," in *Proc. Int. Railway Safety Council Conf.*, (Perth, Australia), Oct. 2019.
- [10] Z. Yao et al., "Inspection of exterior substance on high-speed train bottom based on improved deep learning method," *Measurement*, vol. 163, 2020. doi: 10.1016/j.measurement.2020.108013
- [11] R. Tang et al., "A literature review of AI applications in railway systems," *Transp. Res. C*, vol. 140, 2022, doi: 10.1016/j.trc.2022.103679
- [12] P. Huang et al., "Modeling train operation as sequences: A study of delay prediction with operation and weather data," *Transp. Res. E*, vol. 141, 2020. doi: 10.1016/j.tre.2020.102022
- [13] M. Seisenberger et al., "Safe and Secure Future AI-Driven Railway Technologies: Challenges for Formal Methods in Railway," in *Proc. Int. Symp. Leveraging Appl. Formal Methods*, (Rhodes, Greece), Oct. 2022, pp. 246-268.
- [14] J. Zhang and J. Zhang, "Artificial Intelligence Applied on Traffic Planning and Management for Rail Transport: A Review and Perspective," *Discrete Dyn. Nat. Soc.*, vol. 2023, 2023.
- [15] N. Davari et al., "Predictive Maintenance based on Anomaly Detection using deep learning for Air Production Unit in the Railway Industry," in *Proc. Int. Conf. Data Sci. Adv. Anal.*, (Porto, Portugal), Oct. 2021. doi: 10.1109/DSAA53316.2021.9564181
- [16] N. Davari et al., "Detecting and Explaining Anomalies in the Air Production Unit of a Train," in *Proc. ACM/SIGAPP Symp. Appl. Comput.*, (Avila, Spain), Apr. 2024, pp. 358-364. doi: 10.1145/3605098.3635906
- [17] J. Lessan et al., "A hybrid Bayesian network model for predicting delays in train operations," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 127, 2019, pp. 1214-1222. doi: 10.1016/j.cie.2018.03.017
- [18] P. Huang et al., "A hybrid model to improve the train running time prediction ability during high-speed railway disruptions," *Saf. Sci.*, vol. 122, 2020. doi: 10.1016/j.ssci.2019.104510
- [19] D. Šemrov et al., "Reinforcement learning approach for train rescheduling on a single-track railway," *Transp. Res. B*, vol. 86, 2016. doi: 10.1016/j.trb.2016.01.004
- [20] Y. Zhu et al., "Reinforcement Learning in Railway Timetable Rescheduling," in *Proc. IEEE Int. Conf. Intell. Transp. Syst.*, (Rhodes, Greece), Sep. 2020. doi: 10.1109/ITSC45102.2020.92941
- [21] C. Wen et al., "Train Dispatching Management with Data-Driven Approaches: A Comprehensive Review and Appraisal," *IEEE Access*, vol. 7, 2019, pp. 114547-114571.
- [22] W. Li and S. Ni, "Train timetabling with the general learning environment and multi-agent deep reinforcement learning," *Transp. Res. B*, vol. 157, 2022. doi: 10.1016/j.trb.2022.02.006
- [23] P. Huang et al., "A deep learning approach for multi-attribute data: A study of train delay prediction in railway systems," *Inf. Sci.*, vol. 516, 2020, pp. 234-253. doi: 10.1016/j.ins.2019.12.053
- [24] F. Cerreto et al., "Application of Data Clustering to Railway Delay Pattern Recognition," *J. Adv. Transp.*, vol. 2018, 2018. doi: 10.1155/2018/6164534
- [25] P. Yue et al., "Reinforcement Learning for Scalable Train Timetable Rescheduling with Graph Representation," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 25, no. 7, 2024, pp. 6472-6485. doi: 10.1109/TITS.2023.3344468
- [26] J. Liu et al., "A reinforcement learning approach to solving very-short term train rescheduling problem for a single-track rail corridor," *J. Rail Transp. Plan. Manag.*, vol. 23, 2024. doi: 10.1016/j.jrtpm.2024.100483