

데이터 기반 철도 위험도평가 기준에 관한 연구

박은경*

Research on Data-Driven Railway Risk Assessment Criteria

Eun-Kyung Park*

요약

2014년 철도운영자들과 철도시설관리자의 자발적인 안전관리를 정착시키기 위하여 철도안전법에서 ‘철도안전 관리체계’를 강화하였다. 이에 따라 위험도를 평가하고 위험도를 관리하기 위한 안전대책을 수립하고 시행할 것으로 판단하였으나 현재 위험도 평가 체계는 개별 분야 내 단편적인 안전관리 수준으로 진행되고 있다. 또한 안전관리체계의 기술기준에서 철도 운영기관의 위험도 평가에 관한 내용이 의무사항으로 명시되어 있어 철도시설 및 철도차량유지보수의 위험도 평가를 위한 표준화된 기준이 필요하다.

따라서 본 논문에서는 최근 10년간 철도사고 데이터를 분석하여 먼저 철도 위험도 수준을 검증하였고, 철도차량유지보수 부분에서 데이터를 기반으로 개발된 상태기반 스마트 유지보수 시스템 사례를 통해 위험도를 효과적으로 평가하고 관리할 수 있는 표준화된 프레임워크를 제시하였다.

ABSTRACT

The Railway Safety Act of 2014 strengthened the ‘Railway Safety Management System’ to establish autonomous safety management for railway operators and railway facility managers. Accordingly, it is required to establish and implement risk assessment and safety measures for risk management. However, the current risk assessment system is carried out at the fragmented safety management level within individual fields, which has caused difficulties in establishing and implementing risk assessment and safety measures. In addition, the technical standards of the safety management system stipulate that risk assessment of railway operators is mandatory, so standardized standards for risk assessment of railway facilities and railway vehicle maintenance are needed. Therefore, in this paper, we first verified railway risks by analyzing railway accident data for the last 10 years, and proposed a standardized framework to effectively assess and manage risks through a case study of a condition-based smart maintenance system developed based on railway vehicle maintenance data.

키워드

Condition-Based Maintenance, Data-Driven, Rail Accident Analysis, Rail Risk Assessment, Smart Maintenance
상태기반 유지보수, 데이터 기반, 철도사고 분석, 철도 위험도평가, 스마트 유지보수

* 교신저자 : 동양대학교 철도전기융합학과

• 접수일 : 2023. 06. 02
• 수정완료일 : 2023. 07. 07
• 게재확정일 : 2023. 08. 17

• Received : Jun. 02, 2023, Revised : Jul. 07, 2023, Accepted : Aug. 17, 2023

• Corresponding Author : Eun-Kyung Park
Dept. of Electric Railway Convergence Science, DongYang University,
Email : rupek2014@dyu.ac.kr

I. 서론

철도시스템은 공공교통 수단으로서 철도를 운영하는 대부분의 국가에서 철도안전법을 근간으로 일관된 국가안전체계를 구축하고 안전관리를 제도적으로 시행하고 있으며, 강력한 안전규제를 집행하는 것이 일반적이다. 국내 철도 역시 위험도평가 제도는 2014년에 국내 철도운영기관들과 철도시설관리기관이 정기적 또는 상시적으로 위험사건 및 위험요인을 식별하고, 위험도를 평가하여 고위험도 군에 대한 안전대책을 수립하면서 본격적으로 위험을 관리하는 제도로 구축되었다[1].

단 한번의 철도사고는 대형 인명피해, 영업 손실, 막대한 복구비용 등의 경제적 손실은 물론, 국민들의 불신감, 대내외적 국가 이미지 추락 등 간접 피해까지 야기 될 수 있다. 따라서 철도시설 및 차량고장, 인적 관리의 오류 등이 철도사고로 이어지지 않도록 사고의 불확실성을 데이터를 기반 한 확률적 위험도 평가를 통해 사전 예방체계를 구축하는 것은 매우 필요하다.

이를 위해 방대한 데이터 수집이 필수적이며 철도시스템의 스마트화로 철도에 요구되는 기기 또는 장치들을 인터넷 등의 통신망으로 연결하여 각종 데이터를 적시에 수집/분석/분배하여 대응하고 통신기술과 정보기술로 운영의 지능화를 도모해야 한다[2].

철도시스템의 안전과 신뢰성을 보장하기 위해서는 잠재적 위험요소를 판별하는 정확도 높은 위험도 평가 기준이 시급하나 작업자의 부족한 경험을 통한 편향되기 쉽고 주관적인 판단의 전통적 방식이 일반적이다. 이러한 방식에서 벗어나 철도시스템 전반에서 수집한 방대한 양의 데이터 가용성으로 위험도 평가 프로세스를 향상시킬 수 있는 표준화된 프레임워크가 필요하다.

본 연구에서는 최근 10년간 발생한 철도사고 등의 정보 데이터를 분석하여 현재 수준의 국가 철도종합 위험도를 평가하였다, 이에 따라 과거 사고기록, 운영 매개변수 및 환경 요인을 포함한 포괄적인 범위의 데이터가 철도 운영의 위험도를 평가하는 기준이 됨을 확인하였다[3].

또한 안전관리체계의 기술기준에서 철도운영기관의 위험도 평가에 대한 내용이 의무화됨에 따라 철도차량 유지보수 분야에서 스마트 유지보수 시스템으로

개발이 완료된 상태기반 유지보수 방식을 탐구하였다.

상태기반 유지보수인 CBM(Condition Based Maintenance)방식은 각종 센서를 이용해 차량 및 주요 장치의 상태를 실시간으로 확인하고, 고장 이력과 정비 운영 데이터를 수집 및 분석해 열차의 상태를 최적으로 유지하는 정비 방식이다[4].

이러한 상태 기반의 위험도 평가는 현재 철도 산업의 전통적인 위험도 평가 관행을 스마트한 데이터기반의 의사결정 프로세스로 전환하여 표준화된 프레임워크 설정이 가능하다.

이 프레임워크는 사고 데이터 분석과 상태 기반 스마트 유지보수 개발사례를 통합하여 철도 위험을 평가하고 관리하는 종합적인 접근 방식이며 평가된 위험 수준에 따라 안전 대책을 수립하고 구현함으로써 안전관리 관행을 개선하는 것을 목표로 한다. 이는 철도 차량 유지 관리의 위험도 평가에 대한 표준화된 기준의 필요성을 강조하고 효율적인 안전 조치 개발에 대한 통찰력을 제공한다.

본 연구에서는 2장에서 기존 철도위험도 평가기준을 분석하였고, 3장에서는 데이터기반 위험도 관리를 위해 철도유지보수와 이력관리의 변화에 대하여 설명하였다. 4장에서는 스마트유지보수를 통한 철도 위험도평가로 CBM방식에서 위험요소 식별을 위한 프레임워크를 구현하였다.

II. 철도 위험도평가 기준 분석

2.1 철도 위험도 평가절차 및 기준

철도운영단계의 위험도평가는 대상 철도시스템의 사고·장애에 따른 인명 사상과 시간 손실에 대한 위험도를 우선적으로 평가한다. 위험도평가의 인명사상 범위는 사망 또는 부상에 대한 연간 등가사망자 단일 수치인 FWI(Fatalities and Weighted Injuries)로 산정하고 있으며, 철도의 영향을 직접 받는 여객, 일반인, 직원에 대한 철도사고 및 장애에 중점을 두고 있다[1], [3].

특히 철도 운영단계에서 발생할 수 있는 사고 및 장애를 사전에 예방하기 위해 잠재된 위험요인 식별, 위험도 분석 및 평가, 안전대책 수립 등의 절차를 수립하며, 세부 절차는 그림 1과 같다.

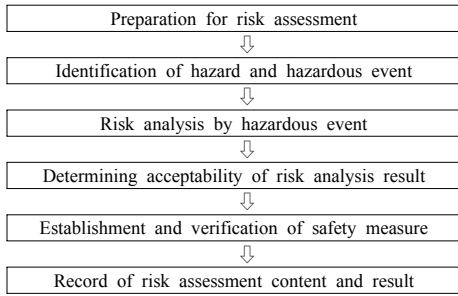


그림 1. 철도 위험도평가 절차[3]
Fig. 1 Procedure for railway risk assessment

그림 1의 철도 위험도 평가 절차에 따르면 먼저 철도시스템의 운영·관리와 직접적으로 관계되는 자료를 사용하여 위험도 평가를 위한 사전준비를 하고, 다음 단계로 위험요인 식별을 위해 위험도 평가 대상 및 범위 설정을 위한 대상 시스템의 구성과 운영조건 확인 및 안전에 잠재적으로 영향을 미칠 수 있는 모든 요소를 고려한다. 그 다음 위험도 분석을 위해 철도시스템의 운영, 관리 과정에서 발생하는 위험사건의 발생가능성과 초래되는 심각도를 곱하여 계산하고, 각각의 위험사건이 초래하는 인명피해 손실의 연간 평균값을 산정한다. 그 다음은 위험도 평가 단계로, 위험도 분석 결과를 위험도 관리기준에 적용하여 위험도를 관리한다. 마지막은 안전대책 수립 및 검증 단계로 위험도를 평가하여 합리적인 안전대책 수립 및 위험요인의 제거, 위험요인 발생가능성의 경감, 위험요인 심각도 경감 등의 순서를 고려하여 시행한다.

이러한 절차로 안전대책 시행에 따라 위험도가 수용 가능한 수준으로 관리되는지 여부와 추가 위험요인 발생 및 위험도의 변경에 영향을 끼치는지 여부를 검증하고 필요한 경우 안전대책을 변경한다[1], [5].

2.2 철도사고 정보 분석을 통한 철도 위험도 수준

국내 철도 위험도 수준을 파악하기 위하여 현재 철도안전정보종합관리시스템에 등록된 철도사고 및 운행장에 정보 14,463건 중 최근 10년간(2012~2021년)의 철도사고 정보를 분석 대상으로 선정한 결과 최근 10년간 발생건수는 1,351건이었다. 이 철도사고건수를 항목별로 분류하면, 1,351건(100%)중, 철도교통사고 958건(70.91%), 철도안전사고 393건(29.09%)이다[3].

철도사고에 대한 위험사건 및 위험요인 식별은 기

존에 수립되었던 위험사건-위험요인 모델을 참고하였으며[6], 열차사고와 사상사고는 연간 철도사고 관련 인명피해를 등가사망자(사망1명=부상10명=경상200명)로 표시하고, 위험사건이 초래하는 최종적인 위험도 수준과 피해규모를 위험도(등가사망자/년) = 위험사건의 발생가능성(사건발생 건수/년) × 결과 심각도(등가사망자/건)와 같은 정량적 방법으로 분석하였다[6][7].

연평균 종합 위험도는 2012년부터 2021년까지 최근 10년간 철도사고별 위험사건의 발생가능성과 위험사건이 초래하는 결과의 심각도를 곱하여 위험사건이 초래하는 인명피해 손실의 연간 평균값을 산출하며, 단위로는 FWI로 표시하였다.

최근 10년간 철도사고에 대한 위험도 분석 결과, 연평균 종합 위험도는 64.175 FWI로 산정되었다. 세부적으로 보면 열차사고의 연평균 종합 위험도는 3.494 FWI, 사상사고의 연평균 종합 위험도는 60.681 FWI로 산정되었으며, 종합위험도의 연도별 추이는 그림 2와 같다.

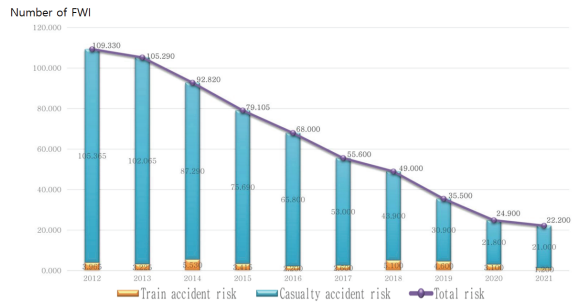


그림 2. 최근 10년간(2012~2021)간 철도 위험도 추이[3]
Fig. 2 Trend of total risk for most recent 10 years

그림 2의 연도별 위험도를 분석하면, 2012년 109,330 FWI에서 해마다 감소하여 2021년은 22,200 FWI로 10년 전과 비교해 볼 때 79.7% 감소하였다.

2.3 철도 위험관리의 검증

열차사고보다 위험도가 매우 높은 사상사고에 대한 안전대책 검증을 위해 위험사건에 대한 안전대책 중 ‘승강장 스크린 도어 PSD(Platform Screen Doors) 설치’를 선정하였고, 도시철도 역을 제외한 한국철도공사의 광역철도 PSD 설치 현황을 분석하였다. PSD

설치는 2021년 말을 기준으로 100% 설치 완료하였고, 2016년을 기준으로 초기단계와 완료단계로 구분한 결과 표 1과 같다.

위험도 분석 결과, PSD 설치 초기단계의 경우 교통사상사고 총 건수가 517건, 연평균 발생 가능성은 103.4건, 위험도는 80.067 FWI로 나타났다[3].

PSD 설치 완료단계의 경우에는 교통사상사고 총 건수가 174건, 연평균 발생가능성은 34.8건, 위험도는 28.420 FWI로 승강장 안전문(PSD) 설치 이후 연평균 발생가능성 및 위험도가 크게 감소됨을 확인하였다.

표 1. PSD 설치 단계별 위험 수준 비교[3]
Table 1. Comparison of risk levels at different stages of PSD installation

Division	Number of casualties	frequency /year	death /year	serious injuries /year	minor injuries /year	Severity	Risk (FWI)
PSD initial stage	517	103.4	77.8	22.4	5.4	0.774	80.067
PSD completion stage	174	34.8	27.6	8.2	0	0.817	28.420

이는 사상사고의 위험사건인 열차 충돌의 개인부주의(자살) 및 선로무단횡단에 대한 안전대책으로 수립한 PSD 설치가 발생가능성을 줄여 위험도를 감소시켰음을 확인하였다.

III. 데이터기반 위험도 관리

3.1 철도시스템의 Big Data

Big Data의 주요개념은 많은 데이터에서 필요한 데이터를 도출하는 방법으로 기존의 데이터분석은 정해진 규칙을 이용한 통계기반의 기술이었다면, Big Data 기술은 추론적인 통계를 기반으로 한다.

철도의 데이터 형태는 자동으로 수집되는 데이터로 장치 상태 및 관리자가 실시간으로 결정할 수 없는 부분들을 모니터링 한다. 특히 매뉴얼에 따라 관리자가 모니터링 하는 부분은 철도차량 정비를 위한 일상검사의 육안검사 등이 해당된다.

철도시스템에서 취합 가능한 대표적인 데이터는 인프라, 선로변 신호장치, 차량 신호장치, 전력, 차량, 운영 및 관리, 유지보수 데이터가 있으며, 각 데이터들

은 크게 고정(Fixed)정보(노선, 역사, 터미널, 고정된 장치), 이동(Mobile)정보(차량), 조직(Organisational)정보를 포함하고 있다[8-9].

Big Data 기술을 통해 수집된 데이터는 분석을 통해 철도운영사의 SMS(Safety Management System)를 이용하여 전사적으로 모델링할 수 있으며, 이러한 Big Data 기술과 위험도모델, SMS의 전사적 구조로 조합된 시스템을 통해 실시간으로 정해진 위험원을 평가한다. 이 과정은 그림 3과 같다.

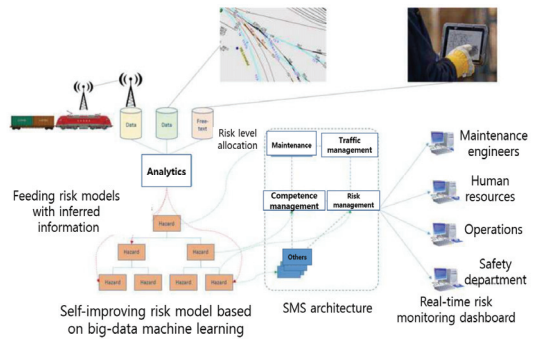


그림 3. Big Data를 활용한 철도시스템[9]
Fig. 3 A railway system using big data

3.2 RSSB에서 개발한 BDRA

RSSB(Railway Safety and Standards Board)는 영국의 철도 안전 및 표준 기관이다. 그림 4의 BDRA(Big Data Risk Analysis)는 RSSB에서 개발한 철도시스템의 위험도 분석 및 안전관리의 새로운 방법으로 BDRA는 철도 시스템의 위험을 식별하고 관리하는 데 효과적인 도구로 사고를 예방하고 철도 시스템의 안전을 개선하는 데 사용되었다[7], [9].

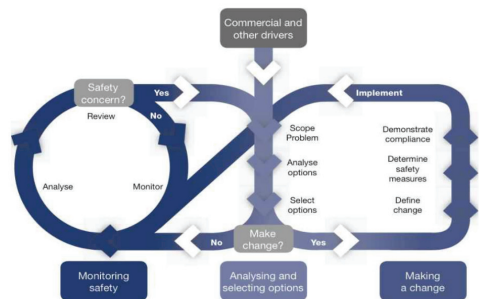


그림 4. RSSB에서 제시하는 BDRA[9]
Fig. 4 BDRA as presented by RSSB

그림 4의 BDRA는 안전 모니터링 후 검토 단계에서 모니터링 결과 분석을 통해 새로운 계획을 수립하는 과정이다. 현재 모니터링기술의 빠른 성장에 대비하여 데이터 분석기반의 안전 및 위험도 평가 방법은 실시간 모니터링을 통해 사상사고, 인프라 고장, 차량 고장 등에 대해 지능적으로 대응하도록 활용하는 것을 목표로 하고 있다. 그러나 철도시스템 관련기관간의 정보공유, 통일된 양식을 기반으로 하는 데이터관리 등에 어려움이 나타나고 있다. 특히 엔지니어와 관리자의 적절한 데이터 선정이 중요하므로 효과적인 안전보고 활동을 위해 데이터수집과 정보추출을 시스템에 의해서 쉽게 수행하도록 하는 것이 필요하다.

3.3 철도 유지보수 이력관리의 변화

철도 유지보수 관련 정보는 철도공사의 전사적 자원관리시스템인 KOVIS(KOrail Vision Innovation System)에 생성 및 보관되고 있어 외부에서 관련 정보에 접근하기 어렵다, 또한 상시적이고 주기적인 유지보수 업무 모니터링 시 사용자 편의성이 결여되어 있으며, 철도 차량의 상태, 수행된 유지 보수 작업, 발생한 고장에 대한 정보가 다량 포함되어 있다[10-12].

이외 철도시설분야의 유지보수 시스템으로 RAFIS(RAIL Facilities Information & history System)는 외부사용자가 접근할 수 있는 Portal, 유지보수 이력 정보시스템 LAM(Linear Asset Management) 및 의사결정지원시스템 DSS(Decision Support System)로 구성되어 있다. 이러한 시스템은 철도공사가 철도 차량과 시설의 유지 보수를 효율적으로 관리하는 데 도움이 되고 있으나 시스템 간 분리되어 있어 데이터를 공유하기 어렵고 노후되어 최신 기술을 활용하지 못하는 한계가 있다.

또한 지금까지 철도 유지 보수는 육안검사 및 수동 데이터 입력을 기반으로 한 전통적인 방식으로, 비용과 시간이 많이 들었으며 데이터가 부정확할 수 있어 스마트한 철도 유지 보수의 필요성이 제기되었다. 이는 센서, 사물 인터넷(IoT) 및 기계 학습을 기반으로 하여 더 효율적이고 정확하며 안전하기 때문이다. 특히 센서는 문제를 식별하고, 기계 학습은 데이터를 분석하여 잠재적인 문제를 식별하는 데 매우 유용하여 사용자의 편의성을 제공할 수 있다.

IV. 스마트유지보수를 통한 철도 위험도 평가

4.1 철도 위험도평가의 의의

철도 위험도 평가는 철도 시스템 내에서 잠재적인 위험과 취약성을 인식하여 안전 조치를 강화하는 데 중추적인 역할을 하고 있다. 또한 센서 및 모니터링 시스템에서 수집한 데이터를 활용하여 철도 인프라, 차량 및 운영프로세스와 관련된 위험을 사전에 식별하고, 효과적인 안전 조치로 사고를 예방하는 데 매우 중요한 기준이다.

특히 위험도 평가를 통해 잠재적인 차량고장 및 증단을 조기에 발견하고 실시간 데이터와 예측 분석을 사용하여 유지보수를 미리 예약함으로써 차량고장 위험을 최소화할 수 있다. 이러한 위험도 평가 기반의 스마트 유지보수는 유지관리 자원을 효율적으로 할당하여 위험 수준이 높은 중요한 영역에 리소스를 집중함으로써 가장 필요한 곳에 우선순위가 지정된다. 이는 원활한 운행은 물론 정시성 향상, 고객 만족도 증가로 이어져 철도 운영의 효율성 향상에 기여한다.

4.2 스마트 유지보수의 선진화 모델 CBM 방식

스마트유지보수는 전통적 방식인 사후 정비에서 사전(예방) 정비, 예측 정비까지 점차적으로 비용과 리스크를 줄이는 방향으로 발전해 왔다. 특히 상태기반 유지보수 관련 기술은 철도시스템의 가용성 및 유지보수성이 탁월해 시스템의 신뢰성을 한층 높일 수 있는 것으로 선진화된 유지·보수 방식인 CBM (Condition Based Maintenance)시스템을 말한다[4].

과거의 유지보수는 통상 고장이 발생한 후에 정비를 하는 고장정비(Corrective Maintenance)와 정해진 주기를 기반으로 정비하는 예방정비(Preventive Maintenance) 방식으로 구분한다. 특히 예방정비는 부품의 결함과 고장을 예방하기 위한 소극적인 조치로써, 부품 상태와 관계없이 정해진 주기에 따라 교체하거나 조정 및 점검으로 부품의 잔존 수명과 상관없이 수행된 정비로 인해 불필요한 유휴 시간이 발생한다는 단점이 있었다.

그러나 상태기반 유지보수인 CBM방식은 각종 센서를 이용해 차량 및 주요 장치의 상태를 실시간으로 확인하고, 고장 이력과 정비 운영 데이터를 수집 및 분석해 열차의 상태를 최적으로 유지하는 정비 방식

이다. 이 방식으로 데이터 수집 - 데이터 전처리 - 데이터 분석(상대진단 및 고장예지) - 유지보수 적용 등의 단계를 거쳐 수행한다.

4.3 CBM방식에서 위험요소 식별을 위한 Framework

상태에 기반 한 유지보수를 위해서는 운행 시 열차에 관한 모든 정보를 수집하는 것이 관건이다. 이를 위해 주요 부품에 유·무선으로 장착되는 센서와 이러한 센서 데이터를 수집 및 전송하는 데이터 수집 장치 ADC(Analogue Digital Converter), 그리고 열차의 모든 데이터를 수집 및 관리하는 엣지 서버(Edge Server)등을 통해 이뤄진다.

CBM 시스템의 성공적인 수행은 데이터 수집 단계에서부터 유용한 정보를 모으고 분류하는 것이 핵심이다. 안전과 직결된 대차의 차축 베어링, 감속기 등의 온도, 진동 주파수 등의 실시간 상태 정보는 안전뿐만 아니라 유지보수 비용의 효율적인 관리 측면에서도 반드시 필요하다. 이는 기존의 주기 기반 유지보수TBM(Time Based Maintenance)를 줄이고 CBM을 늘려 열차의 유지보수 환경을 최적화하고 위험요소를 최소화하는 프레임워크를 구성한다.

그림 5[4]는 열차 데이터의 수집 및 전처리 과정을 도식화한 것으로 데이터 수집은 차량 단위로 이뤄진다.

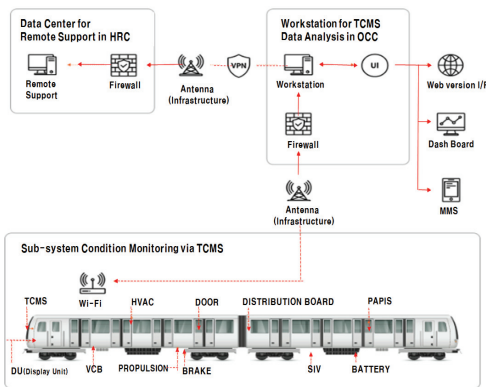


그림 5. CBM시스템의 열차 데이터 수집 및 전처리 과정[4]

Fig. 5 CBM System's train data collection and pre-processing process

데이터 수집 장치 등을 통해 열차 및 주요 기기의 각종 센서 정보를 모으고, 수집된 정보는 운전실의 엣

지 서버로 보내져 전처리 및 분석 과정을 거친다. 이후 열차 및 주요 장치의 상태와 같은 핵심 정보를 선별해 운전실의 모니터를 통해 운전자에게 제공한다. 또한 철도 운전자 및 유지보수 자에게는 무선 송신 장치를 통해 실시간으로, 또는 기지 내 차량 입고 시 지상 서버로 관련 데이터를 전송한다.

이를 통해 차량 또는 주요 부품의 열화 상태를 미리 살펴보고, 위험요소(고장)을 예측해 예방 정비를 할 수 있다. 만약 불가피하게 고장이 발생한 경우에는 자동으로 고장 원인을 분석한 뒤, 고장 보고·분석 및 고장 수리 시스템 FRACAS(Failure Reporting Analysis And Corrective Action System)과 연계해 긴급 고장 조치 및 복구필요 여부 등을 알려주어 자동적으로 위험성 평가를 위한 기준이 만들어 진다.

표 2는 TBM을 줄이고 CBM을 늘려 스마트한 유지보수로 최적화 할 경우 구현되는 프레임워크를 TBM과 비교하여 구성하였다.

표 2. TBM 대 CBM 비교
Table 2. Comparison table: TBM vs CBM

Criteria	Time-Based Maintenance (TBM)	Condition-Based Maintenance (CBM)
Maintenance Trigger	Fixed time intervals or usage thresholds	Real-time monitoring of equipment condition
Maintenance Cost	Can be high due to routine replacements	Potential for cost savings by addressing specific issues
Equipment Performance	Maintenance based on schedule, regardless of condition	Maintenance based on actual equipment condition
Risk to Trains	Relatively higher due to potential equipment failures	Minimized by addressing issues proactively based on condition
Maintenance Planning	Pre-determined schedule	Dynamic planning based on real-time condition data
Equipment Downtime	Scheduled downtime for maintenance	Reduced downtime due to targeted interventions
Data Collection	Minimal data collection required	Extensive data collection for condition monitoring
Maintenance Efficiency	Potential for inefficient use of resources	Optimized resource allocation based on condition assessment
Predictive Capabilities	Limited ability to predict failures	Enhanced predictive capabilities for proactive maintenance

이렇게 구현된 프레임워크는 1단계 “위험성 식별”로 시스템의 취약성, 환경적 요인, 인간 요인 등 다양한 요인으로 발생할 수 있으며, 2단계 “위험성 평가”로 위험의 심각도를 평가하여 위험이 발생할 가능성

과 발생 시 피해 정도에 따라 평가를 달리 할 수 있다. 3단계 “위험성 완화”로 위험원인 제거, 위험 발생률 감소 등으로 이러한 단계는 위험을 효과적으로 관리하기 위한 표준화를 구성한다.

V. 결론

본 논문에서는 데이터를 기반한 철도 위험도평가 기준에 대하여 고찰하였다. 열차 운행 과정에서 변화하는 환경과 복잡한 인과 관계는 역동적이며 불확실하여 잠재적 사고의 가능성이 높아 상태기반 스마트 유지보수 시스템을 통해 데이터의 가치가 위험도 평가의 중요한 지표가 될 것으로 보인다.

또한 차량의 유지보수는 전체 시스템의 운영효율 및 안전과도 연결되는 매우 중요한 부분으로 상태기반 유지보수는 기존의 유지보수 데이터와 다양한 센서 데이터를 분석하여 위험성을 식별하고 위험성의 심각성을 평가하여 표준화된 프레임워크로 현재 및 미래 상태를 기반으로 한 안전대책을 강구할 수 있다.

특히 위험도 평가 기준의 효율적인 활용 및 안전대책 수립을 위해 방대한 원본 데이터(Raw data)의 정확성과 가치가 확보되어야 하는데 이를 위해 스마트 유지보수 인력이 절대적으로 필요할 것으로 보인다.

이러한 직무는 작업자의 업무와 책임을 명확히 하도록 유지보수 설명제를 강화하고, 유지보수 전 단계에 걸쳐 철도차량의 운영 이력을 DB화 및 외부에 공개하여 기록·관리 체계가 개선될 필요가 있다. 또한 기존 철도 종사자들에게 데이터기반 교육 및 훈련이 제공되면 철도안전성 향상에 크게 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

추후에는 철도 시스템 내에서 위험의 빈도나 심각도가 높은 고위험 영역을 식별하여 목표에 맞는 위험완화 조치를 위한 연구가 필요하다.

References

- [1] J. Jeong and J. Seo, “A Study of Establishment and Operation Management of a Data-Based Risk Analysis System - Focusing on the Case of Korail,” *J. of the Korean Society for Urban Railway*, vol. 10, no. 1, 2022, pp. 1219-1230.
- [2] S. Kim and Y. Cho, “Development of Risk-based Railway Safety Management System Architecture),” *The Korean Society for Railway*, Jeju, Korea, Oct. 2011.
- [3] I. Lee, “A Study on the Improvement Plan for Railway Risk Assessment in Operational Stage Using Railway Safety Information Analysis,” Doctoral Dissertation, *Dongyang University Graduate Department of Electrical & Communication Engineering*, 2022.
- [4] KAIA, “Condition-based Smart Maintenance Core Technology Development Final Report,” *R&D Report*, 2018.
- [5] C. Park, S. Kwak, J. Park, and J. Wang, “A Study on the Development of Railway Risk Assessment Information Management System,” *The Korean Society for Railway*, Busan, Korea, Nov. 2006.
- [6] B. Song, M. Kim, D. Moon, D. Lee, and H. Lee, “Development of Railway Accidents Causal Analysis System,” *J. of the Korean Society for Railway*, vol. 13, no. 4, 2010, pp. 455-461.
- [7] H. Nam, H. Lee, J. Kim, and D. Kim, “A study on the implementation of the domestic railroad RCM based on the analysis of railway accidents,” *J. of the Korean Data & Information Science Society*, vol. 30, no. 2, 2019, pp. 415-427.
- [8] H. Kim, “A Study on The Real-Time Data Collection, Analysis, Processing Intelligent IoT” *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 14, no. 2, 2019, pp. 317-322.
- [9] KRRI, “Development of assessment techniques for risk-based safety management system,” *R&D Report*, 2017.
- [10] D. Shin, C. Park, E. Chae, and J. Lee, “Case Study on Risk Assessment of Railway Infrastructure Sections Using Acceptable Risk Matrix,” *J. of the Korean Society for Railway*, vol. 20, no. 4, 2017, pp.550-557.
- [11] J. Jo, “Effectiveness of Normalization Pre-Processing of Big Data to the Machine

Learning Performance” *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 14, no. 3, 2019, pp. 547-552.

- [12] K. Park, K. Kim, K. Ban, and Y. Kim, “Design and Implementation of Cloud-based Sensor Data Management System,” *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 5, no. 6, 2010, pp. 672-677.

감사의 글

이 논문은 2022년도 동양대학교 학술연구비의 지원으로 수행되었음.

저자 소개

박은경(Eun-Kyung Park)



1999년 국립한국철도대학 운전기전과 졸업

2000년 인하대학교 국제통상물류 대학원 공공물류전공(경영학석사)

2006년 러시아 모스크바 국립 철도대학교 대학원 철도물류학과 졸업(교통공학박사)

1994년~2014. 2월 한국철도공사 물류본부 근무

2014년~현재 동양대학교 철도전기융합학과 교수

2021년~현재 국토교통부 항공철도사고조사위원회 비상임위원

※ 관심분야 : 스마트철도 통신시스템, 데이터기반 열차제어시스템, LTE-R, ICT 융합 철도통신 등