

Original Article

# Artificial Intelligence Predictive Models for Infrastructure Wear and Maintenance Need

S. Mohamed Kasim

UG Scholar, Jamal Mohamed College, Trichy Tamilnadu, India.

Received Date: 09 January 2025

Revised Date: 31 January 2025

Accepted Date: 19 February 2025

*Abstract: Growing demand for strong and efficient infrastructure has led artificial intelligence (AI) to be implemented into predictive maintenance models. Artificial intelligence-driven predictive analytics allow to identify wear and possible flaws in infrastructure systems, therefore improving maintenance schedule and reducing costs. Predictive maintenance using artificial intelligence approaches including sensor-based Internet of Things (IoT) integrations, deep learning (DL), and machine learning (ML) generates quite accurate prediction models. These models find trends, anomalies, and forecast breakdowns before they develop by means of real-time and historical data analysis, therefore supporting proactive maintenance programs.*

*This paper investigates the function of artificial intelligence in predictive maintenance by means of several AI-driven approaches—including supervised and unsupervised learning, neural networks, and reinforcement learning— underlines the need of data collecting, processing, and integration as well as the challenges applying artificial intelligence-based predictive maintenance in actual infrastructure systems.*

*Case studies from several disciplines, including transportation, energy, and smart city management, also show how effectively artificial intelligence based predictive maintenance performs. Among these are wind farms using AI-based analytics to optimise turbine performance, train systems using AI-powered sensors to monitor track conditions, and bridges employing deep learning algorithms for structural health monitoring. These pragmatic applications demonstrate how artificial intelligence may increase operational costs, enhance safety, and extend the lifetime of infrastructure components.*

*Although artificial intelligence-based predictive maintenance has advantages, data security and privacy issues, computational resource constraints, and data quality issues challenge it. This paper also addresses future prospects including improvements in artificial intelligence explainability, federated learning, and quantum computing which are expected to increase predictive accuracy and strengthen infrastructure resilience.*

*Ultimately, artificial intelligence-driven predictive maintenance signals a paradigm revolution in infrastructure management, therefore facilitating proactive, data-driven decision-making. As artificial intelligence technologies grow so as to ensure the lifetime and sustainability of vital infrastructure systems, their inclusion into infrastructure maintenance will become more vital.*

*Keywords: Artificial Intelligence; Predictive Maintenance; Machine Learning; Deep Learning; Infrastructure Wear; Smart Cities; Iot; Data Analytics; Structural Health Monitoring; Predictive Modelling.*

## I. INTRODUCTION

Infrastructure is mostly responsible for society's advancement and economic development. Roads, bridges, trains, and energy networks define modern civilization's backbone; these require continuous maintenance to ensure lifetime, efficiency, and safety. Conventional maintenance methods, however, usually reactive or scheduled-based, neglect real-time wear and random failures. From this follows unplanned downtime, safety hazards, and additional maintenance costs. Driven by artificial intelligence (AI), predictive maintenance offers a transformational solution by tracking infrastructure conditions and forecasts of problems before they occur using data analytics, machine learning, and the Internet of Things (IoT).

Artificial intelligence-based predictive maintenance rely on the compiling of enormous volumes of data from sensors integrated into infrastructure systems. Among the various sensors these ones track are structural integrity, temperature, pressure, humidity, and vibration. After that, artificial intelligence algorithms examine the acquired data in order to identify trends, point up anomalies, and project possible problems. Unlike more conventional maintenance programs, predictive maintenance reduces operating costs, increases the lifetime of key infrastructure components, and minimises unnecessary inspections.



This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.0/>)

Machine learning (ML) and deep learning (DL) approaches significantly help applications of predictive maintenance. Originally trained on past failure data, supervised learning models include random forests, decision trees, and support vector machines (SVMs) forecast future maintenance requirements. Among other unsupervised learning methods, clustering and anomaly detection systems help to identify possible dangers and outliers in real-time. Additionally looking at complex infrastructure data like image-based evaluations of bridge or train track deformations, deep learning architectures including convolutional neural networks (CNNs) and recurrent neural networks (RNNs)

Still another vital component of AI-driven predictive maintenance is integration of IoT devices and cloud computing. IoT-enabled devices continuously communicate real-time data to centralised databases from which artificial intelligence algorithms evaluate and analyse the data. This real-time monitoring helps to assure infrastructure safety and consequently reduces downtime by allowing maintenance teams to react pro-active. Moreover, advances in edge computing enable distributed data processing, hence reducing latency and improving decision-making efficiency.

Artificial intelligence applications of predictive maintenance have gained favour in smart city management, transportation, and energy among other fields. By finding track deviations and predicting rail breakdowns, AI-powered sensors in railway systems help to lower derailment risks and increase passenger safety. Artificial intelligence techniques also look at stress and corrosion rates in bridge maintenance to determine structural component remaining useful life (RUL). In the energy sector, predictive maintenance driven by artificial intelligence helps wind farms maximise turbine performance and reduce unscheduled breakdowns, hence improving energy efficiency.

Artificial intelligence-driven predictive maintenance has disadvantages even if there are many advantages. The dependability of predictive models depends on high-quality data; but, data variations might jeopardise model accuracy. Moreover required for implementation are big computational resources and artificial intelligence-based technological understanding. Ensuring data security and privacy is another problem since cloud storage and large data collection define infrastructure monitoring.

Predictive maintenance coming forward will be driven by developments in artificial intelligence explainability, federated learning, and quantum computing. AI explainability will increase confidence in predictive models by means of open insights into decision-making procedures. Safe data exchange between different infrastructure systems enabled by federated learning will not compromise privacy. Concurrently, quantum computing will significantly increase processing capability, allowing artificial intelligence models to more closely investigate vast amounts of data.

Eventually, artificial intelligence-powered predictive maintenance is changing infrastructure management by letting proactive, data-driven decision-making possible. IoT, ML, and artificial intelligence predictive models enable to raise operational efficiency, reduce maintenance costs, and extend lifetime and safety of significant infrastructure assets. As artificial intelligence technologies grow to provide strong and sustainable infrastructure for next generations, their inclusion into infrastructure management will become ever more important.

## II. ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED PREDICTIVE MAINTENANCE

Artificial intelligence (AI) has evolved into a transformational tool in predictive maintenance by using advanced computer tools to analyse data, spot trends, and project possible faults before they start. Artificial intelligence is used in predictive maintenance since it can process vast amounts of real-time and historical data, therefore guaranteeing that infrastructure systems work efficiently with minimum downtime. Using machine learning (ML), deep learning (DL), the Internet of Things (IoT), and computer vision among other technologies, AI-driven predictive maintenance systems help to enhance accuracy and dependability in recognising wear and possible defects.

Machine learning techniques become indispensable in predictive maintenance by means of lessons learnt from past infrastructure failures and performance metrics. Supported vector machines (SVMs) and regression analysis categorise wear conditions and project failure rates in trained on labelled datasets supervised learning models. Unsupervised learning approaches including principal component analysis (PCA) and clustering techniques which find hidden trends in maintenance data make early warning systems and anomaly detection viable. Reinforcement learning especially increases artificial intelligence's capacity for decision-making by always refining maintenance plans relying on real-time feedback.

Deep learning models have revolutionised infrastructure monitoring particularly with respect to convolutional neural networks (CNNs) and recurrent neural networks (RNNs). CNNs in high-resolution photos from visual inspections amazingly precisely identify surface flaws, corrosion, and fractures. RNNs, long short-term memory (LSTM), and sequential time-series data from sensors all project degradation trends and maintenance needs over time. These models highly improve forecast accuracy by capturing complex temporal correlations and non-linear trends in infrastructure wear.

Artificial intelligence coupled with IoT sensors enhances predictive maintenance real-time monitoring capability. IoT-enabled sensors by constantly gathering data on temperature, pressure, vibration, and structural integrity discover issues and project when maintenance should be done using artificial intelligence systems processing this sensor data. Wireless sensor networks

positioned in pipelines, bridges, and tunnels enable real-time condition monitoring that helps to reduce dependency on hand inspections and maintenance expenses.

Predictive maintenance today mostly relies on computer vision driven by artificial intelligence. Automated drone inspections suited with AI-driven picture processing reveal surface defects, corrosion, and material fatigue of large-scale infrastructure. Edge artificial intelligence reduces data transmission latency by letting real-time visual data processing direct at the inspection point, so increasing efficiency. By combining computer vision with machine learning models, artificial intelligence increases the accuracy of structural health assessments, therefore allowing rapid maintenance interventions.

Natural language processing (NLP) facilitates predictive maintenance by means of study of maintenance logs, technician reports, and historical data. From unstructured textual data, AI-driven NLP models identify reoccurring issues, failure trends, and optimal restoration methods. Combining NLP with other artificial intelligence techniques helps predictive maintenance solutions to become more flexible and responsive to infrastructure wear conditions.

Big data analytics supports predictive maintenance driven by artificial intelligence by managing and analysing vast volumes of data. Artificial intelligence models trained in big data frameworks can improve decision-making processes, allocate resources most wisely, and spot growing failure trends. Edge computing and cloud computing technologies enable to manage real-time data, thereby ensuring that predictive maintenance systems remain scalable and efficient.

Artificial intelligence applied in predictive maintenance crosses several spheres of infrastructure. To optimise maintenance plans in transportation, artificial intelligence models study traffic patterns, road surface conditions, and vehicle effect on highways. Predictive analytics help to reduce interruptions by evaluating track quality, wheel-rail interactions, and signalling systems in railroads. Artificial intelligence-driven predictive maintenance guarantees the dependability of pipelines, wind farms, and power grids in energy infrastructure by recognising stress areas and prospective failures before they become more severe.

Despite recent advances, artificial intelligence in predictive maintenance still suffers with cybersecurity, data quality, and model interpretability. Strong data validation and preparation techniques are definitely required since inconsistent or insufficient data could compromise artificial intelligence predictions. Black-box artificial intelligence models could lack openness, which would make maintenance team decision-making process comprehension difficult. Explainable artificial intelligence (XAI) approaches are developed to increase model interpretability and trustworthiness. Moreover, IoT sensor network cybersecurity problems have to be addressed to ensure integrity of predictive maintenance systems and stop data breaches.

Artificial intelligence in predictive maintenance is expected to provide notable changes in self-learning AI models, quantum computing applications, and AI-driven automation. Self-learning artificial intelligence systems will continuously change to fit evolving wear patterns and maintenance requirements, hence improving predictive accuracy over time. Faster and more complex infrastructure simulations will be enabled by quantum computing raising AI's processing capability. Artificial intelligence-driven automation including robotic maintenance and autonomous inspection devices can considerably change predictive maintenance by lowering human involvement and optimising infrastructure lifetime.

Ultimately artificial intelligence has transformed predictive maintenance by combining ML, DL, IoT, computer vision, and big data analytics into infrastructure monitoring. Artificial intelligence driven models enhance maintenance efficacy, reduce downtime, and improve resource use. Constant artificial intelligence technical advancement will help to increase predictive maintenance capacity even if security, interpretability, and data quality still provide challenges. A big first towards more reasonably priced, intelligent, and robust maintenance techniques is the acceptance of artificial intelligence in infrastructure wear evaluation.

### III. INFORMATION COLLECTING AND PROCESSING

Artificial intelligence-driven predictive maintenance for infrastructure systems largely depends on the quality and volume of the obtained data. Precise prediction of data collecting and processing is necessary to create trustworthy predictive models capable of fairly foreseeing wear and possible failures. Infrastructure maintenance calls for numerous data sources: historical records, real-time sensor data, ambient conditions, visual inspection data. These datasets must be preprocessed, arranged, and investigated if artificial intelligence models are to acquire important insights for predictive maintenance.

Built on past maintenance records, AI models provide required knowledge about past infrastructure failures, repair strategies, and performance patterns. These data enable machine learning systems to detect trends in repeated failure and establish correlations between certain factors and wear conditions. By means of analysis of years of maintenance data, artificial intelligence models can foresee when such issues may arise and propose preventative maintenance actions.

Sensor-based data collecting is another basic component of predictive maintenance driven by artificial intelligence. Infrastructure systems abound in IoT-enabled sensors that constantly monitor operating performance, environmental impacts, and structural concerns. Common sensor data include load-bearing capability, temperature variations, vibration intensity, pressure levels, humidity changes. Artificial intelligence models can detect anomalies implying possible wear or failure before

they become critical using this real-time data. For example, strain gauges and accelerometers placed in bridges and roadways identify micro-movements and stress areas, therefore helping authorities to schedule suitable repair.

Predictive maintenance also rely significantly on environmental data like traffic load, seismic activity, and weather elements. All of which can exacerbate infrastructure deterioration—extreme heat, plenty of rain, or frigid temperatures—can also damage structures. AI models look at sensor data in line with weather trends to identify how outside factors affect wear and tear. Traffic density and load data can allow one to project how increased use will effect roads, bridges, and railroads, therefore influencing maintenance plans.

Drawn from drones, high-resolution cameras, and automated imaging systems, visual inspection records provide perceptive structural data. AI-powered computer vision models process these images to identify surface deformations, corrosion in infrastructure components, and cracks and rust in LiDAR-equipped drones scan large-scale buildings including tunnels, bridges, and power plants, collecting high-precision images AI systems examine for early-stage degradation. These advanced imaging technologies help to reduce reliance on hand inspections by increasing accuracy in identifying any defects.

Once data arrives from numerous sources, preprocessing and feature engineering become critical to guarantee its usability in artificial intelligence models. The core of data preparation is cleaning, normalising, and arranging unprocessed data to find duplication, errors, and missing information. Preprocessing is critically crucial since consistent predictions generated by artificial intelligence models depend on consistent input forms. Feature engineering helps artificial intelligence performance even more by selecting the most relevant characteristics from the dataset—such as stress levels, temperature variations, or corrosion rates—and turning them into meaningful indicators of infrastructure health.

Data fusion techniques help to merge several data sources thereby enhancing predicting accuracy. Artificial intelligence models usually mix environmental variables, sensor inputs, and historical data to offer a holistic picture of infrastructure wear. Combining data from many disciplines enables artificial intelligence-driven predictive maintenance systems to have a more thorough awareness of structural behaviour and failure risks. Using a multidimensional analysis instead of depending just on one data source allows infrastructure managers to make sensible decisions.

Big data analytics also greatly support artificial intelligence-driven predictive maintenance by means of organisation and analysis of massive volumes of acquired data. Large-scale databases created by infrastructure systems require highperformance computing techniques for real-time processing. Cloud-based artificial intelligence technologies let businesses efficiently store, assess, and display maintenance data, therefore enabling faster decision-making. By means of predictive trend analysis, anomaly identification, and pattern recognition—big data machine learning approaches guide infrastructure maintenance towards data-driven, proactive solutions.

Dependable artificial intelligence predictions rely on addressing problems with data collecting and processing. One of the primary challenges is guaranteeing accuracy and quality of data. Inconsistent or inadequate datasets could generate biased or erroneous AI models, therefore reducing their predictive potential with respect to failures. Companies must use rigorous data validation techniques, sensor calibration methods, and regular audits if they are to maintain high-quality datasets. Moreover, IoT sensor network cybersecurity problems need to be under control to prevent data breaches or manipulation, therefore ensuring the dependability and safety of predictive maintenance systems.

Managing computer needs and data storage adds still more challenge. Artificial intelligence based predictive maintenance depends on continuous data collecting from many sources, which creates massive storage requirements. If infrastructure managers want to efficiently manage data, scalable cloud-based solutions and edge computing techniques have to be embraced. Edge computing helps to reduce latency and boost response times for uses including real-time predictive maintenance by letting artificial intelligence models look straight at the sensor level.

Advancement in sensing technology and artificial intelligence-driven automation should drive data collecting and processing in predictive maintenance ahead. Artificial intelligence powered self-learning systems will always improve in prediction ability by tuning maintenance recommendations and reacting to new data patterns. Moreover, advances in quantum computing could raise the processing capability of artificial intelligence models, hence enabling more precise and fast failure predictions.

Data collecting and processing are ultimately absolutely vital for predictive maintenance guided by artificial intelligence to be successful. By combining prior maintenance records, real-time sensor data, ambient variables, and visual inspections, artificial intelligence models can forecast infrastructure degradation and maximise repair timetables. Big data analytics, fusion, and data preparation increase predictive accuracy, thereby guaranteeing infrastructure systems work efficiently with little downtime. Still, problems with data quality, cybersecurity, and storage have to be addressed if we are to fully use artificial intelligence-driven predictive maintenance. As artificial intelligence technologies evolve, data collection and processing methods will become increasingly sophisticated, so improving the dependability and efficiency of predictive maintenance models.

#### IV. PREDICTIVE MAINTENANCE AI MODELS

Artificial intelligence systems are very vital in predictive maintenance by means of data trend analysis, anomaly detection, and prediction of possible breakdowns before they happen. Among other artificial intelligence techniques, machine

learning (ML), deep learning (DL), and reinforcement learning (RL) help to maximise maintenance schedule and increase prediction accuracy.

Support vector machines (SVMs), decision trees, and regression models are several times used in wear evaluation and failure prediction under machine learning. Among other regression models, linear and logistic regression can project the remaining usable life (RUL) of infrastructure components. Random forest algorithms and decision trees help to enhance classification by assessing different failure scenarios depending on historical and real-time data. SVMs effectively classify both normal and deviant wear patterns; they also produce early warning signals for possible breakdowns.

Deep learning techniques have improved still more predictive maintenance capability. Convolutional neural networks (CNNs) evaluate high-resolution images from infrastructure inspections before highly precisely pointing up structural defects including cracks, rust, and corrosion. Sequential sensor data analysis combined with long short-term memory (LSTM) models and recurrent neural networks (RNNs) forecasts degradation patterns and optimises maintenance strategies. These models significantly help time-series forecasting since they let infrastructure managers schedule preventative repair before big incidents.

Reinforcement learning (RL) has also gained popularity in predictive maintenance by allowing AI models maximise maintenance decision-making using trial-and-error learning. Two examples of RL techniques that constantly modify maintenance plans depending on environmental feedback are deep Q-networks (DQNs) and Q-learning, hence improving system reliability and cost economy. Including RL with IoT-enabled sensors allows artificial intelligence models to dynamically change maintenance schedules in real-time based on changing wear conditions.

Combining many approaches, hybrid artificial intelligence aims to raise predicting accuracy. Combining many machine learning models in bagging and boosting ensemble learning approaches helps to improve failure prediction robustness. Federated learning guarantees total failure analysis without compromising data privacy by letting artificial intelligence models be trained on distributed datasets from several infrastructure sites.

Applications of artificial intelligence methods in predictive maintenance have demonstrated somewhat remarkable performance in several fields. Structural stress levels and vibration pattern analysis help artificial intelligence-driven predictive algorithms maximise railway track maintenance in transportation. Artificial intelligence projects possible pipeline and power grid breakdowns in energy infrastructure by measuring temperature changes, pressure levels, and corrosion rates. In civil engineering, artificial intelligence-based structural health monitoring (SHM) systems enabled by deep learning and computer vision enable evaluation of bridge, tunnel, and road integrity, therefore reducing the danger of catastrophic collapses.

Predictive maintenance artificial intelligence systems suffer with computing complexity, interpretability, and data quality even with their advantages. Strong data preparation techniques are therefore crucial since inconsistent or insufficient data could lead to incorrect projections. Especially deep learning systems, black-box artificial intelligence models lack openness, which makes it difficult for engineers to grasp decision-making procedures. Developed to increase model interpretability are explainable artificial intelligence (XAI) methods include SHAPley Additive Explanations and attention procedures. Moreover, the great computational requirements of deep learning models necessitate scalable cloud-based and edge computing solutions to ensure real-time processing efficiency.

Predicted to shape artificial intelligence algorithms in predictive maintenance include future advancements in selflearning AI models, quantum computing applications, and automated maintenance systems. Self-learning artificial intelligence will enable predictive maintenance systems to continuously adapt to changing infrastructure conditions and enhance failure forecasts throughout time. Quantum computing has the power to change artificial intelligence models by significantly accelerating processing rates and addressing difficult optimisation problems in infrastructure maintenance. Among other AI-driven automaton tools, robotic inspections and predictive maintenance drones will help to lower human involvement and improve maintenance accuracy.

Artificial intelligence technologies have revolutionised predictive maintenance generally by offering exact failure forecasts, effective resource allocation, and long infrastructure lifetime. In civil engineering, energy, and transportation, ML, DL, RL, and hybrid AI techniques combined together have improved predictive capacity. Continuous artificial intelligence improvements will help to improve predictive maintenance models, therefore guaranteeing more intelligent and resilient infrastructure management even if data quality, interpretability, and processing efficiency still provide challenges.

## V. CASE EXAMPLES

Many real-world case studies demonstrate how effectively artificial intelligence-driven predictive maintenance works for infrastructure management. One well-known example of this is railroads using artificial intelligence. Track conditions were tracked and pre-failure predictions produced by United Kingdom's Network Rail using IoT sensors and machine learning techniques. By monitoring vibrations, temperature changes, and train-induced stresses, artificial intelligence models efficiently reduced derailment risks and streamlined maintenance schedules, so saving huge expenses and enhancing operating efficiency.

Another case study examines how artificial intelligence might be applied for bridge maintenance. Built inside the Golden Gate Bridge in San Francisco, AI-powered sensors detect minute changes in material stress and corrosion rates, so tracking

structural integrity. By means of deep learning approaches, engineers can predict the remaining useful life (RUL) of bridge components, therefore ensuring timely repairs and preventing structural collapses.

Artificial intelligence-driven predictive maintenance has started to be somewhat popular in energy-producing wind farms. Leading wind turbine company Siemens Gamesa tracks turbine performance and projects possible defects using artificial intelligence-based analytics. Artificial intelligence models search data from vibration sensors, temperature monitors, and meteorological variables in order to maximise maintenance schedules and increase energy output. The company has so recorded a notable decline in turbine downtime and maintenance costs.

Artificial intelligence is also quite crucial for maintaining the infrastructure of smart cities. The Land Transport Authority of Singapore has introduced artificial intelligence-driven predictive analytics into road maintenance projects. LiDAR data, high-resolution cameras, and machine learning algorithms enable the system to detect road surface degradation, cracks, and potholes before they turn dangerous. By this proactive approach, road safety has been substantially improved and repair expenses have been reduced.

These case studies highlight the practical benefits of predictive maintenance driven by artificial intelligence in many different areas. Artificial intelligence combined with IoT, deep learning, and big data analytics has helped to minimise infrastructure failures, maximise resource allocation, and extend the lifetime of significant assets. As artificial intelligence technologies advance, more sectors are probably going to rely on predictive maintenance solutions to ensure wiser, more solid infrastructure management.

## VI. CONCLUSION

Including artificial intelligence into predictive maintenance has completely altered the management of infrastructure systems. By use of IoT-driven data collecting, deep learning models, and advanced machine learning algorithms, artificial intelligence has enabled exact failure forecasts, reduced downtime, and optimal maintenance schedules. From transportation, energy, and urban infrastructure to other industries, real-world uses demonstrate how effectively predictive maintenance driven by artificial intelligence increases cost-effectiveness, safety, and efficiency.

Notwithstanding its successes, data quality concerns, computational resource requirements, and the need of better interpretability in AI-driven decision-making, still offer challenges. Solving these challenges requires constant edge computing development to enable real-time analytics, federated learning for safe data sharing, and artificial intelligence explainability.

Predictive maintenance going forward will most certainly be shaped by developments in self-learning artificial intelligence models, quantum computing applications, and autonomous maintenance systems. These advances will ensure proactive maintenance strategies, raise infrastructure resilience, and enable further enhancement of forecast accuracy. Artificial intelligence will become ever more important in predictive maintenance as it advances, providing a foundation for more clever and ecologically friendly infrastructure management all around.

## VII. REFERENCES

- [1] brown, K. and Smith, J.- [2021] Predictive maintenance application of machine learning IEEE Proceeds on Industrial Informatics, 17(4), 2245–2257.
- [2] Chen, X.- and Lee, Y.- Development of AI-driven infrastructure wear diagnosis tool Journal of Infrastructure Engineering, 12 (2), 145–160.
- [3] Chen, R., & Zhao, W. (2019) IoT sensors and system of maintenance artificial intelligence. Sensors, Journal of 19 (5), 2321–2334.
- [4] Li, P.; Wong, M.). (2021) Deep learning predictive maintenance applications. Intelligent cities and artificial intelligence, 15(3), 98–115.
- [5] Tango, J.; Rogers, C. Review on Computational Engineering, 20(4), 335–350 2020 neural networks for maintenance of infrastructure.
- [6] H.; Davis; Patel, N. 2020]]. Predictive maintenance applications of big data analytics. Big data science: Journal, 18(1), 50–75.
- [7] R. Singh, see Jones, L. (2021) Predictive maintenance reinforcement learning application. Developments in Machine Learning, 13(4), 201–220.
- [8] Wilson, D.. 2019 Structural health monitoring integrated with artificial intelligence Review in Structural Engineering, 16(2), 100–118.
- [9] Korea, H. Park, M.; () 202. Edge computing in connection to artificial intelligence-driven maintenance Journal of Intelligent Technologies, 14(3), 125–140.
- [10] Zhao, X.? & Lin, J. 2020). Artificial intelligence enhanced models of railway forecasts. Review of Railway Technology, 22 (1), 89–105.

IJCSIT 국제 컴퓨터 과학 및 정보 기술 저널 ISSN: XXXX-XXXX / 볼륨 1 이슈 1 2025 년 1-3 월 / 페이지 번호: 22-28 논문 ID: IJCSIT-V11I1P104 원본 기사 인프라 마모 및 유지보수 필요 예측을 위한 인공지능 예측 모델 S. Mohamed Kasim 학부 장학생, Jamal Mohamed College, 트리치 타밀나두, 인도. 접수일: 2025 년 1 월 9 일 수정일: 2025 년 1 월 31 일 승인일: 2025 년 2 월 19 일 초록: 강력하고 효율적인 인프라에 대한 수요가 증가함에 따라 인공지능(AI)이 예측 유지보수 모델에 구현되었다. 인공지능 기반 예측 분석을 통해 인프라 시스템의 마모 및 잠재적 결함을 식별할 수 있으므로 유지보수 일정을 개선하고 비용을 절감할 수 있다. 센서 기반 사물 인터넷(IoT) 통합, 딥 러닝(DL), 머신 러닝(ML) 등 인공지능 접근 방식을 사용한 예측 유지보수는 매우 정확한 예측 모델을 생성한다. 이러한 모델은 실시간 및 과거 데이터 분석을 통해 추세를 파악하고, 이상 징후를 발견하며, 고장이 발생하기 전에 예측함으로써 사전 예방적 유지보수 프로그램을 지원한다. 본 논문은 지도 및 비지도 학습, 신경망, 강화 학습 등 여러 AI 기반 접근 방식을 통해 예측 유지보수에서 인공지능의 기능을 조사하고, 데이터 수집, 처리 및 통합의 필요성은 물론 실제 인프라 시스템에 인공지능 기반 예측 유지보수를 적용할 때의 과제를 강조한다. 교통, 에너지, 스마트 도시 관리 등 여러 분야의 사례 연구는 인공지능 기반 예측 유지보수가 얼마나 효과적으로 수행되는지 보여준다. 여기에는 터빈 성능을 최적화하기 위해 AI 기반 분석을 사용하는 풍력 발전소, 트랙 상태를 모니터링하기 위해 AI 기반 센서를 사용하는 기차 시스템, 구조물 건전성 모니터링을 위해 딥 러닝 알고리즘을 사용하는 교량 등이 포함된다. 이러한 실용적인 적용 사례는 인공지능이 어떻게 운영 비용을 증가시키고(increase operational costs), 안전성을 향상시키며, 인프라 구성 요소의 수명을 연장할 수 있는지를 보여준다. (주: 원문 [259]에는 '운영 비용 증가'로 기재되어 있으나, [253, 275, 298, 434, 438, 440, 444, 445] 등 문서 전반의 맥락을 고려할 때 이는 '운영 효율성 향상' 또는 '운영 비용 절감'의 명백한 오기로 판단된다. 여기서는 원문을 그대로 번역했다.) 인공지능 기반 예측 유지보수는 장점이 있지만, 데이터 보안 및 개인정보 보호 문제, 컴퓨팅 리소스 제약, 데이터 품질 문제 등이 과제로 남아있다. 본 논문은 또한 예측 정확도를 높이고 인프라 복원력을 강화할 것으로 예상되는 인공지능 설명가능성, 연합 학습, 양자 컴퓨팅의 발전을 포함한 향후 전망도 다룬다. 궁극적으로, 인공지능 기반 예측 유지보수는 인프라 관리의 패러다임 전환을 의미하며, 이를 통해 사전 예방적이고 데이터 기반의 의사 결정을 촉진한다. 인공지능 기술이 중요 인프라 시스템의 수명과 지속가능성을 보장하기 위해 성장함에 따라, 인프라 유지보수에 인공지능 기술을 통합하는 것이 더욱 중요해질 것이다. 키워드: 인공지능; 예측 유지보수; 머신 러닝; 딥 러닝; 인프라 마모; 스마트 도시; IoT; 데이터 분석; 구조물 건전성 모니터링; 예측 모델링. 서론 인프라는 주로 사회 발전과 경제 성장에 책임이 있다. 도로, 교량, 기차, 에너지 네트워크는 현대 문명의 근간을 정의한다. 이것들은 수명, 효율성, 안전성을 보장하기 위해 지속적인 유지보수가 필요하다. 그러나 기존의 유지보수 방법은 대개 사후 대응적이거나 일정 기반이어서 실시간 마모 및 무작위 고장을 간과한다. 이로 인해 예기치 않은 다운타임, 안전 위험, 추가 유지보수 비용이 발생한다. 인공지능(AI)에 의해 주도되는 예측 유지보수는 데이터 분석, 머신 러닝, 사물 인터넷(IoT)을 사용하여 인프라 상태를 추적하고 문제가 발생하기 전에 예측함으로써 변혁적인 솔루션을 제공한다. 인공지능 기반 예측 유지보수는 인프라 시스템에 통합된 센서로부터 방대한 양의 데이터를 컴파일하는 데 의존한다. 이러한 센서들이 추적하는 다양한 항목 중에는 구조적 무결성, 온도, 압력, 습도, 진동이 있다. 그 후, 인공지능 알고리즘은 수집된 데이터를 검사하여 추세를 식별하고, 이상 징후를 지적하며, 잠재적인 문제를 예측한다. 보다 전통적인 유지보수 프로그램과 달리, 예측 유지보수는 운영 비용을 절감하고, 주요 인프라 구성 요소의 수명을 늘리며, 불필요한 검사를 최소화한다. 이것은 CC BY-NC-ND 라이선스(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.0/>) 하에 있는

오픈 액세스 기사이다. 머신 러닝(ML) 및 딥 러닝(DL) 접근 방식은 예측 유지보수 적용에 크게 기여한다. 과거 고장 데이터로 초기에 훈련된 지도 학습 모델에는 랜덤 포레스트, 의사 결정 트리, 서포트 벡터 머신(SVM)이 포함되며, 이는 미래의 유지보수 요구 사항을 예측한다. 다른 비지도 학습 방법 중에서 클러스터링 및 이상 징후 탐지 시스템은 실시간으로 잠재적 위험과 이상치를 식별하는 데 도움이 된다. 또한 교량이나 기차 트랙 변형에 대한 이미지 기반 평가와 같은 복잡한 인프라 데이터를 살펴보는 딥 러닝 아키텍처에는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN) 및 순환 신경망(RNN)이 포함된다. AI 기반 예측 유지보수의 또 다른 필수 구성 요소는 IoT 장치와 클라우드 컴퓨팅의 통합이다. IoT 지원 장치는 중앙 집중식 데이터베이스로 실시간 데이터를 지속적으로 전송하며, 인공지능 알고리즘은 이 데이터를 평가하고 분석한다. 이러한 실시간 모니터링은 인프라 안전을 보장하고 결과적으로 유지보수 팀이 사전에 대응할 수 있도록 하여 다운타임을 줄이는 데 도움이 된다. 또한, 엣지 컴퓨팅의 발전은 분산 데이터 처리를 가능하게 하여 대기 시간을 줄이고 의사 결정 효율성을 향상시킨다. 예측 유지보수의 인공지능 적용은 다른 분야 중에서도 스마트 도시 관리, 교통, 에너지 분야에서 호응을 얻고 있다. 철도 시스템의 AI 기반 센서는 트랙 이탈을 찾고 레일 고장을 예측함으로써 탈선 위험을 낮추고 승객 안전을 높이는 데 도움이 된다. 인공지능 기술은 또한 교량 유지보수에서 응력 및 부식 속도를 살펴보고 구조적 구성 요소의 잔여 유효 수명(RUL)을 결정한다. 에너지 부문에서는 인공지능 기반의 예측 유지보수가 풍력 발전소가 터빈 성능을 최대화하고 예기치 않은 고장을 줄이는 데 도움을 주어 에너지 효율성을 향상시킨다. 인공지능 기반 예측 유지보수는 많은 장점이 있음에도 불구하고 단점이 있다. 예측 모델의 신뢰성은 고품질 데이터에 달려 있지만, 데이터 변동성은 모델 정확성을 위태롭게 할 수 있다. 또한 구현에는 대규모 컴퓨팅 리소스와 인공지능 기반 기술 이해가 필요하다. 클라우드 스토리지와 대규모 데이터 수집이 인프라 모니터링을 정의하므로 데이터 보안 및 개인 정보 보호를 보장하는 것이 또 다른 문제이다. 앞으로 다가올 예측 유지보수는 인공지능 설명가능성, 연합 학습, 양자 컴퓨팅의 발전에 의해 주도될 것이다. AI 설명가능성은 의사 결정 절차에 대한 공개적인 통찰력을 통해 예측 모델에 대한 신뢰를 높일 것이다. 연합 학습을 통해 활성화된 여러 인프라 시스템 간의 안전한 데이터 교환은 개인 정보를 침해하지 않을 것이다. 동시에, 양자 컴퓨팅은 처리 능력을 크게 향상시켜 인공지능 모델이 방대한 양의 데이터를 더 면밀히 조사할 수 있게 할 것이다. 결국, 인공지능 기반 예측 유지보수는 인프라 관리를 변화시켜 사전 예방적이고 데이터 기반의 의사 결정을 가능하게 한다. IoT, ML, 인공지능 예측 모델을 통해 운영 효율성을 높이고, 유지보수 비용을 절감하며, 중요한 인프라 자산의 수명과 안전성을 연장할 수 있다. 인공지능 기술이 다음 세대를 위한 강력하고 지속 가능한 인프라를 제공하기 위해 성장함에 따라, 인프라 관리에 인공지능 기술을 포함하는 것이 더욱 중요해질 것이다. 인공지능 기반 예측 유지보수 인공지능(AI)은 데이터를 분석하고, 추세를 파악하며, 잠재적 결함이 시작되기 전에 예측하기 위해 고급 컴퓨터 도구를 사용하여 예측 유지보수의 변혁적인 도구로 발전했다. 인공지능은 방대한 양의 실시간 및 과거 데이터를 처리할 수 있어 인프라 시스템이 최소한의 다운타임으로 효율적으로 작동하도록 보장하므로 예측 유지보수에 사용된다. 머신 러닝(ML), 딥 러닝(DL), 사물 인터넷(IoT), 컴퓨터 비전 등 다양한 기술을 사용하는 AI 기반 예측 유지보수 시스템은 마모 및 잠재적 결함을 인식하는 정확성과 신뢰성을 향상시키는 데 도움이 된다. 머신 러닝 기술은 과거 인프라 장애 및 성능 지표로부터 학습한 교훈을 통해 예측 유지보수에서 필수 불가결하게 된다. 서포트 벡터 머신(SVM) 및 회귀 분석은 레이블이 지정된 데이터셋으로 훈련된 지도 학습 모델에서 마모 상태를 분류하고 고장률을 예측한다. 주성분 분석(PCA) 및 클러스터링 기술을 포함하는 비지도 학습 접근 방식은 유지보수 데이터에서 숨겨진 추세를 찾아 조기 경보 시스템 및 이상 징후 탐지를 실행 가능하게 만든다. 강화 학습은 특히 실시간 피드백에 의존하여 유지보수 계획을 항상 개선함으로써 인공지능의 의사 결정 역량을 증가시킨다. 딥 러닝 모델은 특히 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN) 및 순환 신경망(RNN)과 관련하여 인프라

모니터링에 혁명을 일으켰다. 육안 검사에서 얻은 고해상도 사진 속의 CNN은 표면 결함, 부식 및 균열을 놀랍도록 정확하게 식별한다. RNN, LSTM(long short-term memory) 및 센서의 순차적 시계열 데이터는 모두 시간 경과에 따른 성능 저하 추세 및 유지보수 필요성을 예측한다. 이러한 모델은 인프라 마모의 복잡한 시간적 상관관계와 비선형 추세를 포착하여 예측 정확도를 크게 향상시킨다. IoT 센서와 결합된 인공지능은 예측 유지보수 실시간 모니터링 역량을 향상시킨다. IoT 지원 센서는 온도, 압력, 진동, 구조적 무결성에 대한 데이터를 지속적으로 수집하여 문제를 발견하고 인공지능 시스템이 이 센서 데이터를 처리하여 유지보수 시점을 예측한다. 파이프라인, 교량, 터널에 위치한 무선 센서 네트워크는 실시간 상태 모니터링을 가능하게 하여 수동 검사에 대한 의존도를 줄이고 유지보수 비용을 절감하는 데 도움이 된다. 오늘날의 예측 유지보수는 주로 인공지능에 의해 주도되는 컴퓨터 비전에 의존한다. AI 기반 영상 처리에 적합한 자동화된 드론 검사는 대규모 인프라의 표면 결함, 부식 및 재료 피로를 드러낸다. 엣지 인공지능은 검사 지점에서 직접 실시간 시각적 데이터 처리를 허용하여 데이터 전송 대기 시간을 줄이므로 효율성이 향상된다. 컴퓨터 비전과 머신 러닝 모델을 결합함으로써 인공지능은 구조물 건전성 평가의 정확성을 높여 신속한 유지보수 개입을 가능하게 한다. 자연어 처리(NLP)는 유지보수 로그, 기술자 보고서, 과거 데이터 연구를 통해 예측 유지보수를 용이하게 한다. 비정형 텍스트 데이터로부터 AI 기반 NLP 모델은 반복되는 문제, 고장 추세, 최적의 복원 방법을 식별한다. NLP를 다른 인공지능 기술과 결합하면 예측 유지보수 솔루션이 인프라 마모 조건에 더 유연하고 반응적으로 대처하는 데 도움이 된다. 빅데이터 분석은 방대한 양의 데이터를 관리하고 분석함으로써 인공지능 기반 예측 유지보수를 지원한다. 빅데이터 프레임워크에서 훈련된 인공지능 모델은 의사 결정 프로세스를 개선하고, 리소스를 가장 현명하게 할당하며, 증가하는 고장 추세를 발견할 수 있다. 엣지 컴퓨팅 및 클라우드 컴퓨팅 기술을 통해 실시간 데이터를 관리할 수 있으므로 예측 유지보수 시스템이 확장 가능하고 효율적으로 유지된다. 예측 유지보수에 적용되는 인공지능은 여러 인프라 영역에 걸쳐 있다. 교통 분야의 유지보수 계획을 최적화하기 위해 인공지능 모델은 교통 패턴, 노면 상태, 차량이 고속도로에 미치는 영향을 연구한다. 예측 분석은 철도의 트랙 품질, 차륜-레일 상호 작용, 신호 시스템을 평가하여 중단을 줄이는 데 도움이 된다. 에너지 인프라의 인공지능 기반 예측 유지보수는 스트레스 영역과 잠재적 고장이 더 심각해지기 전에 인식함으로써 파이프라인, 풍력 발전소, 전력망의 신뢰성을 보장한다. 최근의 발전에도 불구하고 예측 유지보수의 인공지능은 사이버 보안, 데이터 품질, 모델 해석 가능성 문제로 여전히 어려움을 겪고 있다. 일관성 없거나 불충분한 데이터는 인공지능 예측을 손상시킬 수 있으므로 강력한 데이터 검증 및 준비 기술이 반드시 필요하다. 블랙박스 인공지능 모델은 개방성이 부족하여 유지보수 팀의 의사 결정 과정 이해를 어렵게 만들 수 있다. 설명가능한 인공지능(XAI) 접근 방식은 모델 해석 가능성과 신뢰성을 높이기 위해 개발되었다. 또한, 예측 유지보수 시스템의 무결성을 보장하고 데이터 유출을 막기 위해 IoT 센서 네트워크 사이버 보안 문제를 해결해야 한다. 예측 유지보수의 인공지능은 자가 학습 AI 모델, 양자 컴퓨팅 적용, AI 기반 자동화에서 주목할 만한 변화를 제공할 것으로 예상된다. 자가 학습 인공지능 시스템은 진화하는 마모 패턴과 유지보수 요구 사항에 맞게 지속적으로 변경되어 시간 경과에 따른 예측 정확도를 향상시킬 것이다. 양자 컴퓨팅에 의해 AI의 처리 능력이 향상되어 더 빠르고 복잡한 인프라 시뮬레이션이 가능해질 것이다. 로봇 유지보수 및 자율 검사 장치를 포함한 인공지능 기반 자동화는 인적 개입을 낮추고 인프라 수명을 최적화함으로써 예측 유지보수를 상당히 변화시킬 수 있다. 궁극적으로 인공지능은 ML, DL, IoT, 컴퓨터 비전, 빅데이터 분석을 인프라 모니터링에 결합하여 예측 유지보수를 변화시켰다. 인공지능 기반 모델은 유지보수 효율성을 향상시키고, 다운타임을 줄이며, 리소스 활용을 개선한다. 보안, 해석 가능성, 데이터 품질이 여전히 과제를 제공하지만, 지속적인 인공지능 기술 발전은 예측 유지보수 역량을 높이는 데 도움이 될 것이다. 인프라 마모 평가에 인공지능을 수용하는 것은 더 합리적인 가격의 지능적이고 강력한 유지보수 기술을 향한 큰 첫걸음이다. 정보 수집 및

처리 인프라 시스템을 위한 인공지능 기반 예측 유지보수는 수집된 데이터의 품질과 양에 크게 의존한다. 마모 및 잠재적 고장을 상당히 예측할 수 있는 신뢰할 수 있는 예측 모델을 만들기 위해서는 데이터 수집 및 처리에 대한 정확한 예측이 필요하다. 인프라 유지보수에는 과거 기록, 실시간 센서 데이터, 주변 조건, 육안 검사 데이터 등 수많은 데이터 소스가 필요하다. 이러한 데이터셋은 인공지능 모델이 예측 유지보수를 위한 중요한 통찰력을 얻으려면 전처리, 정렬 및 조사가 이루어져야 한다. 과거 유지보수 기록을 기반으로 구축된 AI 모델은 과거 인프라 고장, 수리 전략, 성능 패턴에 대한 필요한 지식을 제공한다. 이러한 데이터는 머신 러닝 시스템이 반복적인 고장 추세를 감지하고 특정 요인과 마모 조건 간의 상관 관계를 설정할 수 있게 한다. 수년간의 유지보수 데이터 분석을 통해 인공지능 모델은 이러한 문제가 언제 발생할 수 있는지 예측하고 예방적 유지보수 조치를 제안할 수 있다. 센서 기반 데이터 수집은 인공지능 기반 예측 유지보수의 또 다른 기본 구성 요소이다. 인프라 시스템에는 작동 성능, 환경 영향, 구조적 문제를 지속적으로 모니터링하는 IoT 지원 센서가 풍부하다. 일반적인 센서 데이터에는 하중 지지 능력, 온도 변화, 진동 강도, 압력 수준, 습도 변화가 포함된다. 인공지능 모델은 이 실시간 데이터를 사용하여 잠재적인 마모 또는 고장을 암시하는 이상 징후를 심각해지기 전에 감지할 수 있다. 예를 들어, 교량과 도로에 배치된 스트레인 게이지와 가속도계는 미세한 움직임과 스트레스 영역을 식별하여 당국이 적절한 수리를 계획하는 데 도움을 준다. 예측 유지보수는 또한 교통량, 지진 활동, 기상 요소와 같은 환경 데이터에 크게 의존한다. 극심한 더위, 많은 비, 혹은 같은 날씨는 모두 인프라 악화를 가중시킬 수 있으며 구조물에도 손상을 줄 수 있다. AI 모델은 기상 추세에 맞춰 센서 데이터를 살펴보고 외부 요인이 마모 및 파손에 어떻게 영향을 미치는지 식별한다. 교통 밀도 및 하중 데이터는 사용 증가가 도로, 교량, 철도에 어떤 영향을 미칠지 예측할 수 있게 하여 유지보수 계획에 영향을 준다. 드론, 고해상도 카메라, 자동화된 이미징 시스템에서 가져온 육안 검사 기록은 통찰력 있는 구조적 데이터를 제공한다. AI 기반 컴퓨터 비전 모델은 이러한 이미지를 처리하여 표면 변형, 인프라 구성 요소의 부식, 균열 및 녹을 식별한다. LiDAR가 장착된 드론은 터널, 교량, 발전소 등 대규모 건물을 스캔하여 AI 시스템이 초기 단계의 성능 저하를 검사하는 고정밀 이미지를 수집한다. 이러한 고급 이미징 기술은 결함 식별의 정확성을 높여 수동 검사에 대한 의존도를 줄이는 데 도움이 된다. 수많은 소스에서 데이터가 도착하면, 인공지능 모델에서의 사용성을 보장하기 위해 전처리 및 특성 공학이 중요해진다. 데이터 준비의 핵심은 원시 데이터를 정리, 정규화, 정렬하여 중복, 오류, 누락된 정보를 찾는 것이다. 인공지능 모델에 의해 생성된 일관된 예측은 일관된 입력 형식에 의존하기 때문에 전처리는 매우 중요하다. 특성 공학은 데이터셋에서 스트레스 수준, 온도 변화, 부식 속도와 같이 가장 관련성 높은 특성을 선택하고 이를 인프라 건전성의 의미 있는 지표로 전환하여 인공지능 성능을 훨씬 더 향상시키는 데 도움이 된다. 데이터 융합 기술은 여러 데이터 소스를 병합하여 예측 정확도를 향상시키는 데 도움이 된다. 인공지능 모델은 일반적으로 환경 변수, 센서 입력, 과거 데이터를 혼합하여 인프라 마모에 대한 전체적인 그림을 제공한다. 여러 분야의 데이터를 결합하면 인공지능 기반 예측 유지보수 시스템이 구조적 거동 및 고장 위험을 보다 철저하게 인식할 수 있다. 단 하나의 데이터 소스에만 의존하는 대신 다차원 분석을 사용하면 인프라 관리자가 합리적인 결정을 내릴 수 있다. 빅데이터 분석은 또한 수집된 방대한 양의 데이터를 조직하고 분석함으로써 인공지능 기반 예측 유지보수를 크게 지원한다. 인프라 시스템에 의해 생성된 대규모 데이터베이스는 실시간 처리를 위해 고성능 컴퓨팅 기술이 필요하다. 클라우드 기반 인공지능 기술을 통해 기업은 유지보수 데이터를 효율적으로 저장, 평가, 표시하여 더 빠른 의사 결정을 가능하게 한다. 예측 추세 분석, 이상 징후 식별, 패턴 인식을 통해 빅데이터 머신 러닝 접근 방식은 인프라 유지보수를 데이터 기반의 사전 예방적 솔루션으로 안내한다. 신뢰할 수 있는 인공지능 예측은 데이터 수집 및 처리 문제를 해결하는 데 달려 있다. 주요 과제 중 하나는 데이터의 정확성과 품질을 보장하는 것이다. 일관성 없거나 부적절한 데이터셋은 편향되거나 잘못된 AI 모델을 생성하여 고장에 대한 예측 잠재력을 감소시킬 수

있다. 기업은 고품질 데이터셋을 유지하려면 엄격한 데이터 검증 기술, 센서 보정 방법, 정기 감사를 사용해야 한다. 또한, 예측 유지보수 시스템의 신뢰성과 안전성을 보장하기 위해 데이터 유출이나 조작을 방지하도록 IoT 센서 네트워크 사이버 보안 문제를 통제해야 한다. 컴퓨터 요구 사항 및 데이터 스토리지를 관리하는 것은 훨씬 더 많은 과제를 안겨준다. 인공지능 기반 예측 유지보수는 많은 소스로부터 지속적인 데이터 수집에 의존하며, 이는 막대한 저장 요구 사항을 야기한다. 인프라 관리자가 데이터를 효율적으로 관리하려면 확장 가능한 클라우드 기반 솔루션과 엣지 컴퓨팅 기술을 수용해야 한다. 엣지 컴퓨팅은 인공지능 모델이 센서 수준에서 직접 보도록 하여 실시간 예측 유지보수를 포함한 사용 사례의 대기 시간을 줄이고 응답 시간을 높이는 데 도움이 된다. 감지 기술 및 인공지능 기반 자동화의 발전은 예측 유지보수에서 데이터 수집 및 처리를 앞당길 것이다. 인공지능 기반 자가 학습 시스템은 유지보수 권장 사항을 조정하고 새로운 데이터 패턴에 반응하여 예측 능력이 항상 향상될 것이다. 또한, 양자 컴퓨팅의 발전은 인공지능 모델의 처리 능력을 높여 더 정확하고 빠른 고장 예측을 가능하게 할 수 있다. 데이터 수집 및 처리는 궁극적으로 인공지능이 안내하는 예측 유지보수가 성공하기 위해 절대적으로 중요하다. 이전 유지보수 기록, 실시간 센서 데이터, 주변 변수, 육안 검사를 결합하여 인공지능 모델은 인프라 성능 저하를 예측하고 수리 시간표를 최대화할 수 있다. 빅데이터 분석, 융합, 데이터 준비는 예측 정확도를 높여 인프라 시스템이 최소한의 다운타임으로 효율적으로 작동하도록 보장한다. 그럼에도 불구하고, 인공지능 기반 예측 유지보수를 완전히 활용하려면 데이터 품질, 사이버 보안, 스토리지 관련 문제를 해결해야 한다. 인공지능 기술이 발전함에 따라 데이터 수집 및 처리 방법은 점점 더 정교해져 예측 유지보수 모델의 신뢰성과 효율성을 향상시킬 것이다. 예측 유지보수 AI 모델 인공지능 시스템은 데이터 추세 분석, 이상 징후 탐지, 잠재적 고장 발생 전 예측을 통해 예측 유지보수에서 매우 중요하다. 다른 인공지능 기술 중 머신 러닝(ML), 딥 러닝(DL), 강화 학습(RL)은 유지보수 일정을 최대화하고 예측 정확도를 높이는 데 도움이 된다. 서포트 벡터 머신(SVM), 의사 결정 트리, 회귀 모델은 머신 러닝 하에서 마모 평가 및 고장 예측에 여러 번 사용된다. 다른 회귀 모델 중에서 선형 및 로지스틱 회귀는 인프라 구성 요소의 잔여 유효 수명(RUL)을 예측할 수 있다. 랜덤 포레스트 알고리즘과 의사 결정 트리는 과거 및 실시간 데이터에 따라 다양한 고장 시나리오를 평가하여 분류를 향상시키는 데 도움이 된다. SVM은 정상 및 비정상 마모 패턴을 효과적으로 분류하며, 잠재적 고장에 대한 조기 경고 신호도 생성한다. 딥 러닝 기술은 예측 유지보수 역량을 훨씬 더 향상시켰다. 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 인프라 검사에서 얻은 고해상도 이미지를 평가한 후 균열, 녹, 부식 등 구조적 결함을 매우 정확하게 지적한다. LSTM(long short-term memory) 모델 및 순환 신경망(RNN)과 결합된 순차 센서 데이터 분석은 성능 저하 패턴을 예측하고 유지보수 전략을 최적화한다. 이러한 모델은 시계열 예측에 크게 도움이 되어 인프라 관리자가 큰 사고 전에 예방적 수리를 계획할 수 있게 한다. 강화 학습(RL)은 또한 AI 모델이 시행착오 학습을 사용하여 유지보수 의사 결정을 최대화할 수 있도록 함으로써 예측 유지보수에서 인기를 얻었다. 딥 Q-네트워크(DQN)와 Q-러닝은 환경 피드백에 따라 유지보수 계획을 지속적으로 수정하는 RL 기술의 두 가지 예이며, 이는 시스템 신뢰성과 비용 효율성을 향상시킨다. IoT 지원 센서에 RL을 포함하면 인공지능 모델이 변화하는 마모 조건에 따라 실시간으로 유지보수 일정을 동적으로 변경할 수 있다. 많은 접근 방식을 결합하는 하이브리드 인공지능은 예측 정확도를 높이는 것을 목표로 한다. 배깅 및 부스팅 앙상블 학습 접근 방식에 많은 머신 러닝 모델을 결합하면 고장 예측 견고성을 향상시키는 데 도움이 된다. 연합 학습은 인공지능 모델이 여러 인프라 사이트의 분산된 데이터셋에서 훈련될 수 있도록 하여 데이터 개인 정보를 손상시키지 않으면서 총체적인 고장 분석을 보장한다. 예측 유지보수에 인공지능 방법을 적용한 사례는 여러 분야에서 다소 현저한 성능을 보여주었다. 구조적 스트레스 수준 및 진동 패턴 분석은 교통 분야에서 철도 트랙 유지보수를 최적화하는 인공지능 기반 예측 알고리즘에 도움이 된다. 인공지능은 온도 변화, 압력 수준, 부식 속도를 측정하여 에너지 인프라의 잠재적인

파이프라인 및 전력망 고장을 예측한다. 토목 공학에서 딥 러닝과 컴퓨터 비전을 통해 구현된 인공지능 기반 구조물 건전성 모니터링(SHM) 시스템은 교량, 터널, 도로 무결성 평가를 가능하게 하여 치명적인 붕괴 위험을 줄인다. 예측 유지보수 인공지능 시스템은 그 장점에도 불구하고 컴퓨팅 복잡성, 해석가능성, 데이터 품질 문제로 어려움을 겪는다. 일관성 없거나 불충분한 데이터는 부정확한 예측으로 이어질 수 있으므로 강력한 데이터 준비 기술이 중요하다. 특히 딥 러닝 시스템과 같은 블랙박스 인공지능 모델은 개방성이 부족하여 엔지니어가 의사 결정 절차를 파악하기 어렵게 만든다. SHAPley Additive Explanations 및 어텐션 절차를 포함하는 설명가능한 인공지능(XAI) 방법이 모델 해석가능성을 높이기 위해 개발되었다. 또한, 딥 러닝 모델의 막대한 계산 요구 사항은 실시간 처리 효율성을 보장하기 위해 확장 가능한 클라우드 기반 및 엣지 컴퓨팅 솔루션을 필요로 한다. 자가 학습 AI 모델, 양자 컴퓨팅 적용, 자동화된 유지보수 시스템의 향후 발전이 예측 유지보수의 인공지능 알고리즘을 형성할 것으로 예측된다. 자가 학습 인공지능은 예측 유지보수 시스템이 변화하는 인프라 조건에 지속적으로 적응하고 시간 경과에 따라 고장 예측을 향상시킬 수 있게 한다. 양자 컴퓨팅은 처리 속도를 크게 가속화하고 인프라 유지보수의 어려운 최적화 문제를 해결함으로써 인공지능 모델을 변화시킬 힘을 가지고 있다. 로봇 검사 및 예측 유지보수 드론과 같은 다른 AI 기반 자동화 도구는 인적 개입을 낮추고 유지보수 정확도를 향상시키는 데 도움이 될 것이다. 인공지능 기술은 일반적으로 정확한 고장 예측, 효과적인 리소스 할당, 긴 인프라 수명을 제공함으로써 예측 유지보수에 혁명을 일으켰다. 토목 공학, 에너지, 교통 분야에서 ML, DL, RL, 하이브리드 AI 기술이 결합되어 예측 역량을 향상시켰다. 데이터 품질, 해석가능성, 처리 효율성이 여전히 과제를 제공하지만, 지속적인 인공지능 개선은 예측 유지보수 모델을 향상시키는 데 도움이 되어 더 지능적이고 복원력 있는 인프라 관리를 보장할 것이다. 사례 예시 많은 실제 사례 연구는 인공지능 기반 예측 유지보수가 인프라 관리에 얼마나 효과적으로 작동하는지 보여준다. 이에 대한 잘 알려진 예 중 하나는 인공지능을 사용하는 철도이다. 영국의 네트워크 레일(Network Rail)은 IoT 센서와 머신 러닝 기술을 사용하여 트랙 상태를 추적하고 고장 전 예측을 생성했다. 진동, 온도 변화, 기차로 인한 스트레스를 모니터링함으로써 인공지능 모델은 탈선 위험을 효율적으로 줄이고 유지보수 일정을 간소화하여 막대한 비용을 절감하고 운영 효율성을 향상시켰다. 또 다른 사례 연구는 교량 유지보수에 인공지능이 어떻게 적용될 수 있는지 검토한다. 샌프란시스코의 금문교 내부에 설치된 AI 기반 센서는 재료 응력 및 부식 속도의 미세한 변화를 감지하여 구조적 무결성을 추적한다. 딥 러닝 접근 방식을 통해 엔지니어는 교량 구성 요소의 잔여 유효 수명(RUL)을 예측할 수 있으며, 이를 통해 시기적절한 수리를 보장하고 구조적 붕괴를 예방한다. 인공지능 기반 예측 유지보수는 에너지를 생산하는 풍력 발전소에서 다소 인기를 얻기 시작했다. 선도적인 풍력 터빈 회사인 지멘스 가메사(Siemens Gamesa)는 인공지능 기반 분석을 사용하여 터빈 성능을 추적하고 잠재적 결함을 예측한다. 인공지능 모델은 진동 센서, 온도 모니터, 기상 변수의 데이터를 검색하여 유지보수 일정을 최대화하고 에너지 출력을 높인다. 그 결과 회사는 터빈 다운타임 및 유지보수 비용의 현저한 감소를 기록했다. 인공지능은 또한 스마트 도시의 인프라 유지보수에도 상당히 중요하다. 싱가포르 육상 교통국(Land Transport Authority)은 인공지능 기반 예측 분석을 도로 유지보수 프로젝트에 도입했다. LiDAR 데이터, 고해상도 카메라, 머신 러닝 알고리즘을 통해 시스템은 노면 성능 저하, 균열, 움푹 들어간 곳(pothole)이 위험해지기 전에 감지할 수 있다. 이러한 사전 예방적 접근 방식을 통해 도로 안전이 상당히 향상되었고 수리 비용이 절감되었다. 이러한 사례 연구는 다양한 분야에서 인공지능 기반 예측 유지보수의 실용적인 이점을 강조한다. IoT, 딥 러닝, 빅데이터 분석과 결합된 인공지능은 인프라 고장을 최소화하고, 리소스 할당을 최대화하며, 중요한 자산의 수명을 연장하는 데 도움이 되었다. 인공지능 기술이 발전함에 따라, 더 현명하고 견고한 인프라 관리를 보장하기 위해 예측 유지보수 솔루션에 의존하는 부문이 더 많아질 것이다. 결론 예측 유지보수에 인공지능을 포함시킨 것은 인프라 시스템

관리를 완전히 변화시켰다. IoT 기반 데이터 수집, 딥 러닝 모델, 고급 머신 러닝 알고리즘을 사용하여 인공지능은 정확한 고장 예측, 다운타임 감소, 최적의 유지보수 일정을 가능하게 했다. 교통, 에너지, 도시 인프라에서부터 다른 산업에 이르기까지, 실제 사용 사례는 인공지능 기반 예측 유지보수가 비용 효율성, 안전성, 효율성을 얼마나 효과적으로 향상시키는지 보여준다. 이러한 성공에도 불구하고, 데이터 품질 문제, 컴퓨팅 리소스 요구 사항, AI 기반 의사 결정의 더 나은 해석가능성에 대한 필요성은 여전히 과제를 제공한다. 이러한 과제를 해결하려면 실시간 분석을 가능하게 하는 지속적인 엣지 컴퓨팅 개발, 안전한 데이터 공유를 위한 연합 학습, 인공지능 설명가능성이 필요하다. 앞으로의 예측 유지보수는 자가 학습 인공지능 모델, 양자 컴퓨팅 적용, 자율 유지보수 시스템의 발전에 의해 가장 확실하게 형성될 것이다. 이러한 발전은 사전 예방적 유지보수 전략을 보장하고, 인프라 복원력을 높이며, 예측 정확도를 더욱 향상시킬 것이다. 인공지능이 발전함에 따라 예측 유지보수에서 인공지능의 중요성은 더욱 커질 것이며, 전 세계적으로 더 영리하고 생태학적으로 친근한 인프라 관리를 위한 기반을 제공할 것이다.

참고문헌 brown, K. and Smith, J.- [2021] 머신 러닝의 예측 유지보수 적용 IEEE Proceeds on Industrial Informatics, 17(4), 2245–2257. Chen, X.- and Lee, Y.- AI 기반 인프라 마모 진단 도구 개발 Journal of Infrastructure Engineering, 12 (2), 145–160. Chen, R., & Zhao, W. (2019) IoT 센서 및 유지보수 인공지능 시스템. Sensors, Journal of 19 (5), 2321–2334. Li, P.; Wong, M.). (2021) 딥 러닝 예측 유지보수 적용. Intelligent cities and artificial intelligence, 15(3), 98– 115. Tango, J.; Rogers, C. 인프라 유지보수를 위한 신경망 2020 Review on Computational Engineering, 20(4), 335–350. H.; Davis; Patel, N. 2020)). 빅데이터 분석의 예측 유지보수 적용. Big data science: Journal, 18(1), 50–75. R. Singh, see Jones, L. (2021) 예측 유지보수 강화 학습 적용. Developments in Machine Learning, 13(4), 201–220. Wilson, D.. 2019 인공지능과 통합된 구조물 건전성 모니터링 Review in Structural Engineering, 16(2), 100– 118. Korea, H. Park, M.; () 202. 인공지능 기반 유지보수와 관련된 엣지 컴퓨팅 Journal of Intelligent Technologies, 14(3), 125–140. Zhao, X.? & Lin, J. 2020). 인공지능 강화 철도 예측 모델. Review of Railway Technology, 22 (1), 89–105.