

AI 기반 산업 데이터 분석 및 융복합 기술 적용 사례 연구

김도연* 박병주** 이호준** 이용준***

*극동대학교 인공지능보안학과

**극동대학교 해킹보안학과

***극동대학교 해킹보안학과 교수

e-mail: amall792@naver.com,

The Korea Academia-Industrial cooperation Society
(A Case Study on AI-Based Industrial Data Analytics and
Convergence Technology Applications)

Do-Yeon Kim* Byeong-Ju Park** ho-jun You** Yong-Jun Lee**

*Dept. of AI Security, Far East University

Department of Hacking and Security, Far East University*

디지털 전환이 가속화되면서 제조·물류·헬스케어·에너지 산업에서 방대한 운영 데이터가 실시간으로 생성되고 있다. 본 연구는 체계적 문헌 검토(18편)와 사례 분석을 통해 4개 산업에서의 AI 기반 분석 및 융복합 기술 적용 현황을 탐구한다. 분석 결과 이상 탐지·예측 모델링이 공통 AI 기반으로 확인되었으며, 실시간성 요구 수준·규제 민감도·데이터 표준화 성숙도의 세 축에서 산업 간 차별화가 이루어짐을 도출하였다. IoT·엣지·클라우드 인프라 융합은 AI 성과 달성의 필수 전제 조건이며, 레이블 데이터 부족과 도메인 인식성이 공통 구현 장벽으로 나타났다. 본 연구는 4개 산업을 아우르는 비교 분석 프레임워크와 실천적 시사점을 제공한다.

주제어: 인공지능, 산업 데이터 분석, 융복합 기술, 예지보전, 이상 탐지

1. 서론

4차 산업혁명의 진전과 함께 산업현장은 센서·설비·생산 시스템 등 다양한 출처로부터 실시간으로 대규모 데이터를 생성하고 있다[1,2]. 이러한 데이터는 미래 지향적 의사결정의 전략적 자원으로 인식되며, 머신러닝·딥러닝·자연어처리 등 AI 기술이 복잡한 패턴 추출과 예측 분석을 가능하게 한다[3].

그러나 기존 연구는 단일 기술 또는 특정 산업에 집중되어 여러 산업에 걸친 AI 융복합의 공통 패턴과 차별화 요소에 대한 비교적 이해가 부족하다[8]. 본 연구는 다음 세 가지 연구 질문(RQ)에 답한다.

RQ1: AI 기반 분석 기법은 4개 산업에서 어떤 공통 패턴으로 적용되며 핵심 기법은 무엇인가?

RQ2: 산업별 AI 융복합의 차별화 요소와 구현 장벽은 무엇인가?

RQ3: AI 기반 산업 데이터 분석의 공통 과제와 향후 방향은 무엇인가?

논문은 2장 이론적 배경, 3장 연구 방법론, 4장 기술 체계, 5장 사례 분석, 6장 결론 순으로 구성된다.

2. 이론적 배경

2.1 AI 기반 산업 데이터 분석의 개념

산업 데이터 분석은 다양한 산업의 데이터를 수집·처리·해석하여 의사결정에 활용하는 활동이다[9]. AI 도입은 이를 대규모 비정형 데이터에서 패턴을 학습하고 미래를 예측하는 지능형 분석으로 진화시킨다[3]. 핵심 특징은 (1) 대규모·고차원 데이터 처리, (2) 예측·선제적 대응[6], (3) 도메인 맞춤형 분석[8], (4) 자동화 및 실시간성[9]이다.

2.2 산업 데이터의 특성

산업 데이터는 실시간성, 대용량성(PB급 분산 처리), 이질성(정형·비정형 혼재), 불균형성(고장 데이터 희소로 과대적합 위험[5]), 맥락 의존성의 다섯 가지 특성을 갖는다[5,6].

2.3 Industry 4.0과 융복합 기술

본 연구는 Lasi et al.[1]의 Industry 4.0 프레임워크를 이론 기반으로 삼는다. 사이버-물리 시스템(CPS)·IoT·빅데이터·AI의 결합이 생산 방식을 근본적으로 변화시키며[2], 엣지-클라우드 연속체(continuum)는 밀리초 단위 실시간 제어(제조·에너지)와 대규모 데이터 통합(물류·헬스케어)을 동시에 지원하는 핵심 인프라 패러다임이다[9,10]. 각 산업은 공통 AI 기반 위에서 서로 다른 인프라 조합을 채택하며, 산학연 협력 기반의 표준 플랫폼은 데이터 공유와 모델 재사용을 가속한다.

2.4 선행 연구 검토

기존 연구는 세 흐름으로 구분된다. 단일 기술 연구는 LSTM 예지보전[6], Transformer 시계열 예측[7], 딥러닝 이상 탐지[5] 등 알고리즘 정확도 향상에 집중하여 산업 간 일반화가 제한적이다. 산업 특화 연구는 스마트 팩토리[12], 수요예측[4,11], 웨어러블 생체 신호[13], 부하예측[14] 등 도메인 성과를 실증하나 융복합 관점이 결여되어 있다. 리뷰 연구로 Soori et al.[8], Culot et al.[15]이 있으나 융복합 맥락의 기술 상호작용을 충분히 다루지 못한다. 본 연구는 4개 산업 동시 비교로 차별화한다.

3. 연구 방법론

3.1 연구 설계

AI 기반 산업 데이터 분석 현황을 탐색적으로 파악하기 위해 체계적 문헌 검토(SLR)와 사례 연구(Case Study)를 병행하였다. 연구는 문헌 검토, 사례 선정·분석, 산업 간 비교·시사점 도출의 3단계로 구성된다.

3.2 문헌 검토 방법

PRISMA 가이드라인을 준용하여 Web of Science·Scopus·IEEE Xplore·Google Scholar를 검색하였다. 포함 기준은 2008년 이후 출판, 동료 심사 학술지·주요 학술대회, 4개 산업 중 하나 이상에서 AI 분석을 실증한 연구이다. 최종 핵심 문헌 18편을 선정하여 출판 연도·연구 방법·대상 산업·주요 AI 기법·데이터 유형의 다섯 항목으로 코딩하였다.

3.3 대상 산업 선정 및 분석 프레임워크

본 연구는 제조·물류·헬스케어·에너지 4개 산업을 분석 대상으로 선정하였다. 선정 기준은 (1) 대규모 실시간 운영 데이터 생성으로 AI 적용 수요가 높고, (2) 실시간성·규제 민감도·표준화 성숙도에서 뚜렷한 차이를 보여 산업 간 비교 분석이 가능하며, (3) 국가 디지털 전환(DX) 전략의 핵심 동력으로 지목되는 대표 산업이기 때문이다.

사례 선정 기준은 AI가 지능형 의사결정의 핵심 역할 수행, 정량적 성과 지표 보고, 2개 이상 기술·산업 결합의 융복합 특성을 갖는 것이며, 분석 항목은 데이터 수집 환경·적용 AI 기법·융합 기술·정량 성과·구현 단계로 구성하였다(2008~2025년 국내외 문헌).

4. AI 기반 산업 데이터 분석 기술

4.1 데이터 수집 및 전처리

산업 데이터는 PLC·SCADA·MES·ERP·라인 카메라·RFID 등 이종 시스템에서 생성된다[9]. 통합을 위해 IoT 게이트웨이·엣지·클라우드 플랫폼이 활용되며, 결측치 보정·이상치 제거·스케일링·특징 추출을 수행한다. 진동 분석에는 FFT·웨이블릿이, 대규모 스트리밍에는 Apache Kafka·Spark Streaming이 사용된다.

4.2 AI 모델링 기법

산업별 적용 AI 기법을 유형별로 정리하면 [표 1]과 같다.

[표 1] AI 모델링 기법 유형별 요약

유형	대표 기법	주요 활용 분야
시계열 예측	LSTM, GRU, Transformer	수요·부하·RUL 예측

유형	대표 기법	주요 활용 분야
이상 탐지	Autoencoder, IF, GAN	설비 고장, 부정맥, 침입
영상 분석 (CV)	CNN, Vision Transformer	품질 검사, 의료 영상
자연어 처리	BERT, GPT 계열	EHR·보고서, 고객 피드백
최적화·결정	강화학습, GNN	공급망, 스케줄링, 거래

LSTM[16]은 장기 의존성 학습 능력으로 산업 시계열 예측에 광범위하게 활용되며, Transformer[17]는 어텐션 메커니즘으로 부하예측·이상 탐지에서 성능 향상을 보인다[7,14].

4.3 의사결정 지원 및 자동화

분석 결과는 시각화 대시보드·경보·DSS로 제공되며, MLOps가 모델 개발·배포를 자동화한다. Human-in-the-loop과 XAI(SHAP·LIME) 기법은 신뢰성과 현장 수용성을 동시에 제고한다[8].

5. 산업별 융복합 기술 적용 사례 분석

본 장은 학술 연구와 실제 기업 사례를 병행하여 비교한다. 산업별 사례를 공통 프레임워크로 정리하면 [표 2]와 같다.

[표 2] 산업별 AI 융복합 사례 비교(학술 + 기업)

산업	AI 기법·융합 기술·연구 및 기업 사례
제조업 (예지보전)	기법: LSTM·GRU·CNN-LSTM, Transformer, GAN 융합: IoT 센서, 엣지, Digital Twin 학술: Zhao[6] 딥러닝 예지보전 우수성, Zhang[5] GAN 합성데이터, Lee[12] IoT-AI 스마트팩토리 기업: Siemens Amberg(결합 100만 분의 9, 자동화율 75%), GE Predix(항공·풍력 예지보전), POSCO(용광로 최적화), 현대차(비전 AI 품질검사)
물류 (수요·공급망)	기법: LSTM+RF 앙상블, 강화학습, GNN 융합: IoT·RFID·5G, 빅데이터 플랫폼 학술: Carboneau[4] ML 수요예측, Punia[11] LSTM+RF 앙상블, Culot[15] AI-IoT 공급망 기업: Amazon(예측배송 Anticipatory Shipping, Kiva 로봇), DHL Resilience360(리스크 모니터링), 쿠팡(로켓배송 수요예측), CJ대한통운 TES(네트워크 최적화)
헬스케어 (이상 징후 탐지)	기법: 딥러닝 이상탐지, NLP(EHR), CV(영상) 융합: 웨어러블, 클라우드, FHIR 표준 학술: Huang[13] 웨어러블+EMR 클라우드 모니터링, AI 부정맥 모델 임계값 대비 민감도 향상 기업: Apple Watch ECG(FDA 승인), Google DeepMind(당뇨망막병증, NHS 적용), 루닛 INSIGHT CXR(80여 개국 상용화), 뷰노(심정지 예측 AI)
에너지 (부하·이상 감지)	기법: LSTM·Transformer, 이상 탐지 융합: 스마트그리드, 엣지, AMI 학술: Biswal[14] LSTM·Transformer 부하예측 MAPE 1.5~3%p 감소, 예비력 비용 10~20% 절감 기업: Google DeepMind(데이터센터 냉각 약 40% 절감), Tesla Autobidder(에너지 거래 자동화), KEPCO(AMI 빅데이터·부정사용 탐지), GE Digital Wind Farm(출력 최대 20% 향상)

위 사례는 세 가지 공통 패턴을 시사한다. 첫째, 기초 AI 기법(이상 탐지·예측 모델링)은 산업 간 공유되거나 융합 인프라는 산업 특성에 따라 달라진다. 둘째, 실제 적용의 성패는 알고리즘보다 IoT·엣지·클라우드 인프라 통합 수준에 좌우된다(예: DeepMind 데이터센터 냉각 약 40% 절감은 센서 네트워크와 실시간 제어 고리가 결정적이며, Siemens Amberg는 OPC-UA 표준화가 전제). 셋째, 규제 민감도가 높은 산업(헬스케어)일수록 표준(FHIR)과 규제 승인(FDA SaMD, CE MDR)의 선제 대응 여부가 상용화 속도를 결정한다.

6. 결 론

6.1 연구 질문에 대한 답변

RQ1: 이상 탐지·예측 모델링이 4개 산업 공통 AI 기반이다. 산업별 핵심 기법은 제조(LSTM·GAN), 물류(공간-시계열 앙상블), 헬스케어(이상탐지·NLP·CV), 에너지(Transformer 부하예측)로 데이터 특성을 반영한다.

RQ2: 차별화 요소는 실시간성 요구(제조·에너지: 밀리초 엣지, 물류·헬스케어: 클라우드 중심), 규제 민감도(헬스케어 최고), 표준화 속도(제조 최고)의 세 축으로 설명되며, IoT·엣지·클라우드 인프라 융합이 AI 성과의 전제 조건이다.

RQ3: 공통 과제는 데이터 표준화·설명가능성·보안·도메인 이식성·인력의 다섯 영역이며, 해결 방안은 6.2에서 논의한다.

6.2 주요 과제 및 해결 방안

사례 분석을 통해 도출된 공통 과제 5가지에 대한 구체적인 해결 방안은 다음과 같다.

(1) 데이터 표준화 부재. 산업별 표준이 분절되어 있어[제조 OPC-UA·ISA-95, 물류 GS1·EDIFACT, 헬스케어 HL7 FHIR·DICOM, 에너지 IEC 61850·CIM] 융합이 제약된다. ① NIST AMS 참조 아키텍처[9,10] 기반 공통 데이터 모델, ② 산업 도메인 온톨로지 매핑 레이어, ③ Data Mesh로 도메인 자율성과 상호운용성 동시 확보, ④ 국가 차원의 산업 데이터 표준 거버넌스(K-Data 이니셔티브 연계)가 요구된다.

(2) 모델 설명 가능성 한계. 블랙박스 모델은 현장 수용성과 규제 승인을 동시에 저해한다. ① SHAP·LIME 사후 설명, ② 어텐션 가중치 시각화(헬스케어 영상·제조 이상 탐지에서 실증), ③ Counterfactual Explanation 기반 반사실 설명, ④ EU AI Act·FDA SaMD·국내 AI 기본법 대응을 위한 XAI 문서화 프로세스 제도화, ⑤ 도메인 전문가가 참여하는 Human-in-the-loop 검증 절차 내재화가 필요하다.

(3) 보안·프라이버시. 헬스케어 개인정보·제조 영업비밀·에너지 인프라 보안 등 민감 데이터 보호가 과제이다. ① 연합학습(Federated Learning) 기반 협업 학습, ② 차분 프라이버시·동형암호로 프라이버시 보존 분석, ③ 엣지 단 TEE(Trusted Execution Environment) 활용 신뢰 추론, ④ 제로 트러스트 네트워크 아키텍처, ⑤ OT/IT 융합 환경을 위한 IEC 62443 산업 사이버보안 프레임워크 적용을 제안한다.

(4) 도메인 이식성 부족. 한 산업에서 학습된 모델의 타 산업 이전이 곤란하다. ① Physics-informed ML로 물리 법칙 결합, ② Transfer Learning·Domain Adaptation으로 레이블 부족 극복, ③ 산업용 Foundation Model 사전학습 후 도메인 파인튜닝(예: 산업 시계열 TimeGPT 계열), ④ MLOps 기반 드리프트 모니터링·자동 재학습, ⑤ Digital Twin 기반 합성 데이터 생성으로 레이블 보강을 추진한다.

(5) 조직·인력 역량. 데이터 사이언티스트-도메인 전문가 간 소통 단절은 AI 프로젝트 실패의 주요 원인이다. ① CDO·CAIO 역할 정립과 전사 데이터 거버넌스, ② 도메인-데이터 교과의 AI Translator 직무 신설, ③ 산학연 공동 융합 인재 양성(AI보안·해킹보안 등 융합 전공 확대), ④ AI 바우처·데이터 바우처 등

정부 지원 강화, ⑤ 실무 프로젝트 중심 리스킬링 프로그램 상시 운영이 필요하다.

6.3 이론적 기여 및 실무 시사점

본 연구는 4개 산업을 아우르는 AI 융복합 비교 분석 프레임워크를 제시하였다. 이상 탐지·예측 모델링이 공통 AI 기반임을 실증하고, 실시간성·규제·표준화 속도를 산업 간 차별화의 세 축으로 개념화함으로써 Industry 4.0 프레임워크[1,2]를 다산업 AI 융복합 분석에 확장하였다. 실무적으로 AI 성과는 알고리즘보다 IoT·엣지·클라우드 인프라 수준에 좌우되므로 데이터 수집 인프라 우선 투자가 긴요하며, 헬스케어·에너지는 FHIR·IEC 61968 등 표준 선행 도입이 통합 비용을 절감한다.

6.4 한계 및 향후 연구

본 연구는 공개 문헌에 의존하여 성과 수치 측정 방법론 차이가 있고, 4개 산업 외 영역(금융·농업·국방 등) 일반화에 제약이 있다. 향후 연구는 현장 인터뷰·설문조사를 병행하고, 연합학습·Physics-informed ML·산업용 Foundation Model 등 신기술의 산업 융복합 영향을 다산업 비교로 실증할 필요가 있다.

참고문헌

- [1] H. Lasi, P. Fettke, H. G. Kemper, T. Feld, and M. Hoffmann, "Industry 4.0," *Business & Information Systems Engineering*, 제6권 4호, pp. 239-242, 8월, 2014년.
- [2] K. Schwab, *The Fourth Industrial Revolution*, 제네바: World Economic Forum, 2016년.
- [3] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, 제521권 7553호, pp. 436-444, 5월, 2015년.
- [4] R. Carbonneau, K. Laframboise, and R. Vahidov, "Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting," *European Journal of Operational Research*, 제184권 3호, pp. 1140-1154, 2월, 2008년.
- [5] C. Zhang, D. Chen, J. Guo, and J. Zhang, "A survey on deep learning-based anomaly detection in industrial time series," *IEEE Trans. Ind. Informatics*, 제19권 1호, pp. 1019-1033, 1월, 2023년.
- [6] R. Zhao, R. Yan, Z. Chen, K. Mao, P. Wang, and R. X. Gao, "Deep learning and its applications to machine health monitoring," *Mech. Syst. Signal Process.*, 제115권, pp. 213-237, 1월, 2019년.
- [7] H. Zhou et al., "Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting," *Proc. AAAI*, 제35권 12호, pp. 11106-11115, 2월, 2021년.
- [8] R. Soori, B. Arezoo, and R. Dastres → M. Soori, F. K. G. Jough, R. Dastres, and B. Arezoo, "AI-based decision support systems in Industry 4.0: A review," *J. Economy and Technology*, 제2권, pp. 73-97, 12월, 2024년.
- [9] J. Horst, T. Hedberg Jr., and A. Barnard Feeney, "Data Analytics for Smart Manufacturing Systems," NIST Advanced Manufacturing Series (AMS) 400-1, National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD, USA, 2019. doi: 10.6028/NIST.AMS.400-1.
- [10] NIST, "Reference Architecture for Smart Manufacturing Part 1," NIST AMS 300-1, 2024년 → 2016년.
- [11] S. Punia, K. Nikolopoulos, S. P. Singh, J. K. Madaan, and K. Litsiou, "Deep learning with LSTM and random forests for demand forecasting in multi-channel

- retail," Int. J. Production Research, 제58권 16호, pp. 4964-4979, 8월, 2020년.
- [12] J. Lee, H. Davari, J. Singh, and V. Pandhare, "Industrial artificial intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems," Manufacturing Letters, 제18권, pp. 20-23, 10월, 2021년.
- [13] D. Huang, X. Chen, and Y. Zhang, "AI-driven wearable bioelectronics in digital healthcare," Biosensors, 제15권 1호, p. 32, 1월, 2025년.
- [14] P. Biswal and P. K. Mohanty, "Review on smart grid load forecasting," Energy Reports, 제11권, pp. 4673-4687, 6월, 2024년.
- [15] G. Culot, G. Nassimbeni, G. Orzes, and M. Sartor, "Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review," Computers in Industry, 제154권, p. 104062, 1월, 2024년.
- [16] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," Neural Computation, 제9권 8호, pp. 1735-1780, 11월, 1997년.
- [17] A. Vaswani et al., "Attention is all you need," NeurIPS, 제30권, pp. 5998-6008, 12월, 2017년.
- [18] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep Learning, MIT Press, 2016년.