

제조 분야 인공지능 활용 동향과 도입 고려사항

AI+Manufacturing Practices and Considerations



강송희
선임연구원
dellabee@spri.kr

들어가며

산업 현장에 인공지능을 도입하여 문제를 해결하는 과정은 일반적으로 문제정의 → 데이터 수집 → 전처리 → 모델링 → 검증 → 분석 → 적용의 단계를 거친다. 따라서 인공지능 활용을 고민하는 제조 분야 기업의 경우 반드시 해야 할 첫 질문은 문제 정의, 즉 인공지능을 활용하는 목적과 기대효과에 관한 것이다. 인공지능을 생산성 향상이나 제품 품질 관리 등의 내부 프로세스 개선에 사용할 것인지, 제품에 탑재하여 경쟁력을 강화하거나 옵션을 제공할 것인지, 혹은 비즈니스 모델을 전환할 것인지를 먼저 고민해야 한다. 이러한 고민을 해결하기 위한 실마리는 제조 산업 현장에서 현재 인공지능의 어떤 기술이 어떤 분야에서 사용되고 있는지, 즉 인공지능으로 무엇을 할 수 있는지 살펴봄으로써 얻을 수 있다. 제조 기업 입장에서 인공지능이 제조 산업 현장에 현재 어느 정도 수준으로 적용되는지를 알아야 무모한 도전에 의해 발생하는 탐색 및 기회비용을 최소화할 수 있는 것이다.

인공지능 제조 분야 적용 현황

2020년 맥킨지 앤 컴퍼니의 분석에 따르면 전 산업 부문에서 생산-제조 영역에 인공지능을 도입한 비율은 12%에 불과하며, 제품·서비스 개발과 서비스 운영 과정에서 오히려 21%의 도입률을 보이고 있다.

[표] 산업별 사업기능별 AI 도입률

산업	HR	제조	마케팅, 영업	제품/서비스 개발	위험관리	서비스 운영	전략, 재무	SCM
전산업	8%	12%	15%	21%	10%	21%	7%	9%

* 출처 : Standford(2021), 2021 AI Index Report, McKinsey&Company, 2020 재인용

어느 영역에서 인공지능의 어느 기술이 쓰이고 있는지 살펴보면, 자동차조립 등 제조 산업에서는 컴퓨터 비전(33%), 로봇틱 프로세스 자동화(33%), 물리적 로봇(31%), 전통적인 기계학습(27%), 그리고 딥러닝(19%) 순으로 활용되고 있는 것으로 나타났다.

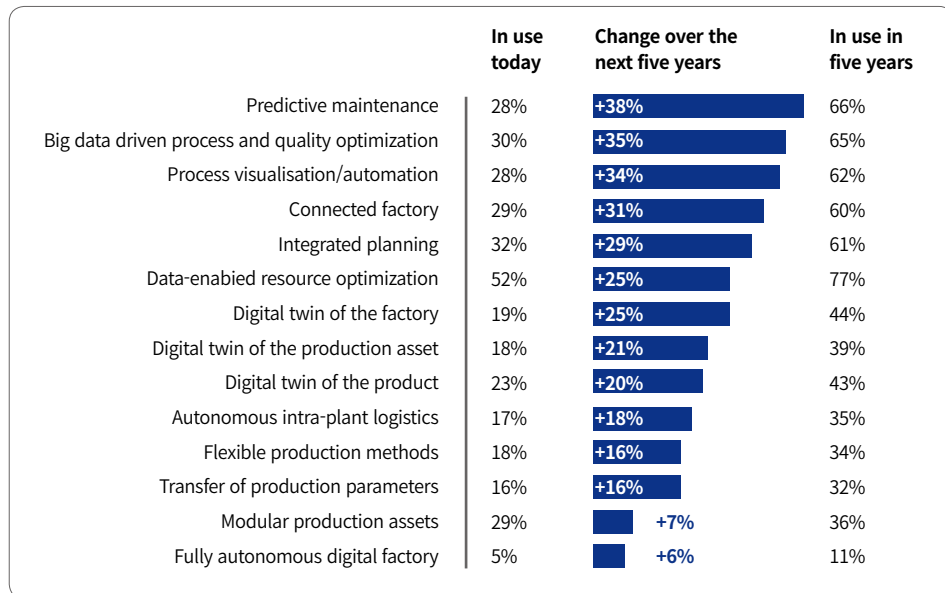
[표] 표준 사업 절차별 탑재된 AI 역량

산업	자율 주행	컴퓨터 비전	대화형 인터페이스	딥러닝	자연어 생성	음성 해석	텍스트 해석	기타 기계학습	물리 로봇	RPA
전산업	7%	18%	15%	16%	11%	12%	13%	23%	13%	22%
자동차조립	20%	33%	16%	19%	12%	14%	19%	27%	31%	33%

* 출처 : Standford(2021), 2021 AI Index Report, McKinsey&Company, 2020 재인용

2021년 스탠포드 인공지능 보고서, 2020년 PwC 디지털 공장 보고서, 언론 기사 등을 종합하면 인공지능은 안전이 주요 요구사항인 산업의 미션 크리티컬한 분야에는 아직 쓰이지 않고 있다. 하지만 이미 결합 탐지, 프로세스 최적화·가시화라든가, 예측적 유지보수, 수요계획과 품질 관리 등에서 데이터 기반 의사결정을 보조하는 수준으로 현장에서 적용되고 있다. 또한 2020년 PwC의 디지털 공장 보고서에 따르면 5년 이내 60% 이상의 도입률을 보일 인공지능 활용 분야는 예측적 유지보수, 데이터 기반 프로세스·품질 최적화, 프로세스 가시화·자동화, 연결형 공장, 통합 계획, 데이터 기반 자원 최적화 등으로 압축된다. 이러한 활용 분야들은 대부분 데이터에 기초하여 자동화 및 최적화가 이루어진다는 공통점이 있다.

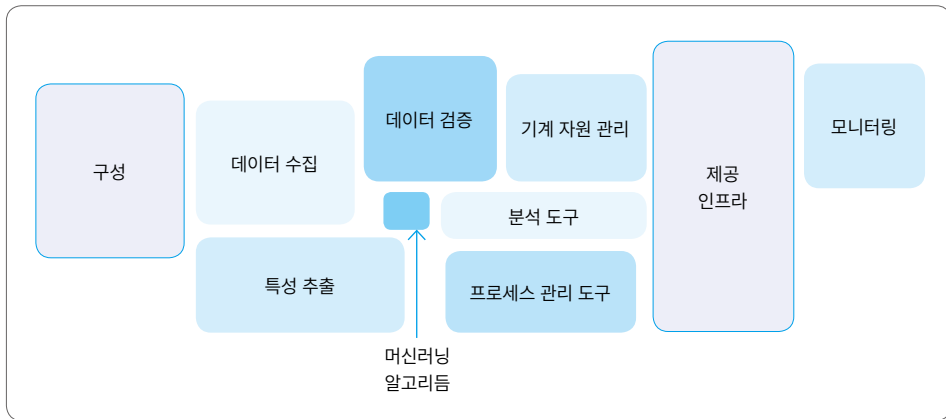
[그림] 제조분야 인공지능의 현재와 미래



* 출처 : PwC(2020), Digital Factories 2020 Shaping the future of manufacturing

다만 기계학습과 같은 인공지능을 적용하더라도, 이러한 인공지능 알고리즘은 보완적인 역할을 하고 있다. 알려진 바로는 이미 공정자동화 시스템이 일부 구축되어 있는 경우 인공지능 알고리즘 적용은 2%p~10%p의 탐지 혹은 예측 정확도 증대 효과가 있다. 제조 분야 미국 인공지능 스타트업인 Uptake의 분석에 따르면 생산 공정에서 데이터를 식별, 측정, 수집, 분석 및 활용하는 파이프라인 내에서 기계학습 알고리즘의 역할이나 비중은 아직 미미한 수준이다. 오히려 구성, 데이터 수집 및 검증, 특성(Feature) 추출, 기계 자원 관리, 분석 도구, 프로세스 관리 도구, 데이터 분석 및 제공 인프라와 모니터링 등의 역할 비중이 높다.

[그림] 제조업 생산 공정에서 데이터 활용 파이프라인 내 기계학습 비중



* 출처 : Uptake(2020)

더구나 기계학습 알고리즘은 급격히 발전되고 있고, 최근 구글이 발표한 Teachable Machine과 같이, 5~6세의 유아들도 접근 가능한 쉬운 기술이 되어 가고 있다. 인공지능의 민주화를 이야기하는 시대, 기계학습 모델링의 경우 이제는 문제 해결에 적합한 아키텍처·모델의 선택과 하이퍼파라미터의 조정 및 최적화 작업에 쏟는 노력과 시간이 더 많아지고 있는 것이다.

전통 산업 현장에서 적용되는 기계학습 프로젝트는 최근까지도 미션 소프트하고 실험적이며, 짧은 기간 동안 개발하여 생산, 제공하는 것으로 알려졌다. 미디엄이라는 매체에 따르면 2019년 대다수의 기계학습 프로젝트가 2~3개월 이내 개발, 12개월 유지보수하는데 1.5억 정도 소요된다고 한다. 그럼에도 불구하고 인공지능, 특히 기계학습이 갖는 독자적인 역할과 잠재력으로 주목되고 있는 것은 측정할 수 없는 매개변수를 예측하는 능력이다. 기계학습과 같은 인공지능 알고리즘을 사용하면 다른 센서의 입력 데이터를 통해 실제 물리적 센서의 측정이 누락되거나 없더라도 향후 온도, 압력, 산도, 밀도와 같은 제조 공정 중 특정 순간에 있을 매개 변수를 예측할 수 있다. 불확실성을 예측·관리 가능한 위험으로 식별할 수 있도록 해 준다는 것이다.

인공지능 도입 시 데이터 수집·관리·분석 단계에 따른 고려사항

제조 산업에서 주로 사용되는 데이터의 종류는 SCADA(Supervisory Control and Data Acquisition) System, PLC(Programmable Logic Controllers)나 센서 데이터 등의 공정 데이터가 있으며, 맥락이 있는 데이터로는 자원 계획, 고객 관리, 콘텐츠 관리 관련 데이터가 있다. 이러한 데이터의 특징은 정적인 스냅샷 위주의 과거 데이터로서 형식, 시간 설정, 정책 등의 변화를 추적 및 관리하기 힘들고, 단일 표준을 적용하기도 힘든 매우 파편화되고 무질서한 데이터라는 것이다. 이 분야에서 일반적으로 맞닥뜨리

는 데이터 관리, 처리의 문제는 데이터의 편향이나 오류, 데이터 부족, 사용 불가능한 형식, 인력이나 도구의 부족 등이다. 필요한 데이터는 원래 분석을 목적으로 하지 않은 프로세스 제어 및 제조 실행 시스템(MES, Manufacturing Execution System)에서 발생하기 때문에 구조화 및 체계화 수준이 별로 좋지 않고, 순서가 뒤죽박죽이며, 정확도도 떨어질 수 있다.

그럼에도 불구하고 데이터를 수집하기로 결정하였다면, 수집할 데이터를 파악하고 결정하기 이전에, 전체적인 생산 프로세스를 이해하는 것이 필수이다. 제조 공장의 설비와 공정은 공장마다 다르기 때문에 공장 데이터에는 특수성이 존재하게 되고, 일반화된 지표를 제시하기는 어렵다. 하지만 데이터 수집 영역은 전통적으로 품질 경영의 4M1E라 일컬어지는 작업자(Man), 설비(Machine), 생산방법(Method), 재료(Material), 에너지(Energy)를 계획·배치·관리·모니터링하기 위한 요소들을 구체화하는 것에서 시작 된다고 할 수 있다. 생산·품질·공정 관리를 위한 생산 및 작업 조건, 설비 가동 데이터라든지, 설비 운영 데이터와 같은 것들이 그 예이다. 또한, 주요 이상 현상을 정의할 수 있고, 과거 발생 이력이 확보되었는 지 파악할 수 있어야 한다. 공정 레시피와 구성의 변경 주기는 어떠한지도 확인할 수 있어야 하고, 공정 수행 기간 동안 의미 있는 센서 측정값을 안정적으로 얻을 수 있는지도 확인해야 한다.

또한, 시계열 공정 데이터·이미지나 기타 비정형 데이터를 수집할 때에는 통계적 예측 정확도를 높이기 위해 다차원적인 특성을 추출하는 것도 중요하겠지만 시계열의 길이가 최대한 긴 형태로, 즉 가능한 한 오랜 기간 동안 수집해야 한다. 또한 센서 측정값의 주기가 충분히 촘촘하여 데이터의 해상도가 높은 지도 확인해야 한다. 데이터 해상도가 높으면 미세 변화 포착이 가능하고 데이터의 신뢰성도 향상된다. 나아가, 이러한 데이터 엔지니어링에서는 중단되지 않는 고품질 데이터의 흐름을 유지하는 것이 중요하기에, 센서에 지속적으로 전력 공급이 가능한지, 전송 지연을 어떻게 해결할 것인지, 누락된 데이터를 복원하는 방법은 무엇인지와 같은 예상되는 이슈들을 미리 식별하고 대응 계획을 세워야 한다.

한편, 기존 데이터의 통합과 표준화를 고려할 때에는 개별 사일로 방식의 시스템 구축에서 벗어나 수평적인 통합 플랫폼을 고려해야 한다. 스마트 공장 정보관리 등을 위한 NIST SMRM(Smart Manufacturing Reference Model), Industry 4.0 제조 프레임워크인 RAMI(Reference Architecture for Model Industry 4.0), 디지털 트윈을 위한 ISO 23247, MES기능 표준이자 기업 통제 시스템 통합을 위한 국제 표준인 IEC 62264, 자동화 시스템과 통합의 KPI를 정의하는 데 필요한 ISO 22400, 에너지 효율성 관리 및 평가 등을 위한 ISO 20140 등을 참조할 수 있다. 국내에서도 이미 2016년 12월에 TTA에서 생산자원 중심의 스마트 팩토리 정보관리를 위한 참조 모델(TTAK.KO-11.0227 Part1)을 제시한 바 있다. 2020년 6월 중소기업벤처부에서는 스마트 제조 표준 수립을 위한 ‘표준기술 자문위원회’를 발족하기도 했다.

나아가 공정 데이터를 분석할 때에는 불량 검출 등의 분야를 예로 들면 품질 이상의 특성 별로 군집화 기술 등을 적용하여 이상 패턴을 분류하고, 다양한 공정 조건을 고려하여 품질 이상의 원인을 식별한 후, 재현성이 검증된 원인을 순위화한 다음 유효한 결과를 도출하는 과정을 거친다. 데이터 분석 시 주요 질문은 정상 패턴과 비정상 패턴을 구분할 수 있는지, 그리고 특정 입력이 포함되는 경우 동일한 결과가 재현되는지와 같은 것들이다. 센서 데이터 구성, 설정, 관리 및 분석 도구, 운영 환경 등의 ‘변경’은 장애의

어머니이기 때문에 분석 시 지속적인 변경·변화 관리 또한 동시에 고려해야 한다.

마지막으로 제조 기업의 인공지능 도입은 스마트 공장의 흐름과 엮여 있기에 센서, 데이터, 네트워크, 인공지능, 클라우드, 엣지컴퓨팅, IoT 등과 같은 기술들을 종합한 통합적 관점에서 바라봐야 한다. 제조 분야의 특성상 무턱대고 신기술을 적용하기 보다는, 요구사항을 기반으로 스마트 공장의 기능적 3요소 (감지, 판단, 수행)를 고려하여 인공지능이 무슨 목적으로, 무슨 역할을 할 것인지를 먼저 정의하고 의사 결정하는 것이 무엇보다 중요하다 하겠다.

참고문헌

McKinsey Quarterly(2018.4.), The real-world potential and limitations of artificial intelligence

Standford(2021) AI Index Report, McKinsey & Company(2020) 재인용

PwC(2020), Digital Factories 2020 Shaping the future of manufacturing

Uptake(2020), 제안 발표자료

IITP(2020), 인공지능 기술 청사진

RTM(2021), 제안 발표, IR자료

마크베이스(2020), AIOT와 시계열 데이터

Medium(2019), The Cost of Machine Learning Projects

삼성SDS(2017), AI 기반 분석플랫폼 Brightics AI 미디어 설명회 발표자료

아트라스콥코(2020), 'The AI'창간호 칼럼

울랄라랩(2021), 데이터 분석 솔루션 소개자료