

GT 워싱턴DC 거점

GT Insight

GLOBAL TECH KOREA

2026-GT-DC-048

첨단제조 AX 전환

CONTENTS

I. 첨단제조 AX 전환의 배경과 핵심 방향

1. 제조업 패러다임 변화와 AX의 필요성
2. 세 가지 구성 요소를 통한 첨단제조 AX의 이해
3. 본 이슈페이퍼의 구성

II. 생산: 적층제조와 AX 전환

1. 적층제조와 AX의 필요성
2. AI를 활용한 자동화 결함 탐지
3. AI 기반 공정 최적화
4. 시사점 및 결론

CONTENTS

Ⅲ. 측정: 기상계측의 AX 전환

1. 기상계측의 개요
2. 기상계측 핵심 요소기술
3. 산업 적용 사례
4. 향후 발전 방향
5. 결론

Ⅳ. 실행: 제조로봇의 AX 전환

1. 요약
2. 첨단제조 AX 전환과 제조로봇의 역할 변화
3. 공정별 제조로봇 AX 전환 동향
4. 제조로봇 AX를 구현하는 핵심 기술
5. Physical AI 제조로봇의 신뢰성 확보와 산업적 시사점
6. 결론

주요 내용 요약

본 이슈페이퍼는 첨단제조 분야에서 AX가 제조 공정, 계측, 로봇 실행을 지능적으로 연결하는 시스템 수준의 전환임을 생산, 측정, 실행의 세 가지 기능적 축에서 살펴봄

 제조업은 다품종 소량생산, 고정밀 품질 요구, 숙련 인력 부족, 공정 복잡도 증가에 직면하고 있으며, 기존의 고정형 자동화와 사후 검사 중심의 제조 방식만으로는 이러한 변화에 충분히 대응하기 어려움

 이에 따라 제조 현장은 데이터를 기반으로 공정 상태를 인식하고, AI를 통해 품질과 이상을 예측하며, 장비와 로봇이 이를 실행·보정하는 지능형 제조 체계로 전환되고 있음

 적층제조는 AI 기반 결함 탐지와 공정 최적화를 통해 제조 공정 자체를 지능화하는 영역임. 기상계측은 제조 장비 내부에서 공정과 품질 상태를 측정·데이터화하여 실시간 진단과 보정을 가능하게 하는 기반 기술임. 제조로봇은 AI 기반 인식과 판단을 실제 물리 작업으로 구현하는 Physical AI 실행 플랫폼임

 세 축은 개별 기술이 아니라 상호 보완적인 첨단제조 AX 구성 요소임. 적층제조는 고부가가치 부품을 생산하는 공정 혁신을 제공하고, 기상계측은 그 공정과 결과를 데이터로 전환하며, 제조로봇은 인식·판단·제어 결과를 실제 제조 작업으로 실행함

 결론적으로 첨단제조 AX 전환은 “AI를 제조에 적용하는 것”이 아니라, 생산하는 기술, 측정하는 기술, 실행하는 기술을 데이터와 AI 중심으로 연결하는 전환임

* 본 이슈페이퍼는 KIAT의 K-TAG (Technology Advisory Group)의 위원인 Martin Jun (Purdue University), Haseung Chung (Michigan State University), Chabum Lee (Texas A&M University)에 의해 마련되었습니다.



첨단제조 AX 전환의 배경과 핵심 방향

1

제조업 패러다임의 변화와 AX의 필요성

 제조업은 생산 환경의 변화에 대응하기 위해 기존 자동화를 넘어 데이터와 AI 기반의 AX 체계로 전환하고 있음

- 제조업은 오랫동안 자동화, 정밀화, 대량생산을 중심으로 발전해 왔으며, 정해진 공정 조건과 반복 가능한 작업 환경에서 높은 생산성과 품질 안정성을 확보하는데 강점을 가져왔음
 - 그러나 최근 제조업은 다품종 소량생산, 공급망 불확실성, 고정밀·고품질 제품 수요 증가, 숙련 인력 부족, 공정 복잡도 증가 등 새로운 제조 환경에 직면하면서 기존의 고정형 자동화만으로는 대응이 어려운 상황이 확대되고 있음
- 한편, 첨단제조에서는 공정 중 발생하는 미세한 변화가 최종 품질과 생산 효율에 직접적인 영향을 미침
 - 적층제조에서는 층별 적층 과정의 열 이력과 결함이 부품 성능을 좌우함
 - 정밀가공과 반도체·이차전지 공정에서는 장비 내부의 오차와 상태 변화가 품질 편차로 이어질 수 있음
 - 제조로봇은 정해진 동작을 반복하는 장비를 넘어 변화하는 작업 조건을 인식하고 대응하는 물리적 실행체로 변화하고 있음
- 이러한 변화에 대응하기 위한 핵심 전략으로 AX가 부상하고 있음
 - 제조 분야의 AX는 기존 장비나 공정에 AI 알고리즘을 추가하는 것이 아니라,

제조 현장에서 발생하는 데이터를 수집·해석하고 공정 상태와 품질 변화를 예측하며, 그 결과를 장비 제어와 로봇 실행으로 연결하는 시스템 수준의 전환을 의미함

- 즉, 제조 시스템이 스스로 상태를 인식하고 이상을 판단하며 공정 조건을 조정하고 필요한 작업을 실행할 수 있도록 만드는 지능형 제조 체계의 기반임

2

세 가지 구성 요소를 통한 첨단제조 AX의 이해

 첨단제조 AX는 생산, 측정, 실행을 중심으로 제조 시스템을 지능화하는 방향으로 발전하고 있음

- 본 이슈페이퍼는 첨단제조 AX 전환을 적층제조, 기상계측(機上計測, On-Machine Measurement), 제조로봇의 세 가지 구성 요소를 중심으로 살펴봄
 - 세 분야는 서로 다른 기술 영역처럼 보이지만, 제조 시스템의 지능화를 구성하는 기능적 관점에서는 긴밀하게 연결됨
 - 적층제조는 새로운 방식으로 제품을 생산하는 공정 혁신을 대표하며, 기상계측은 제조 현장을 데이터화하고 피드백을 제공하는 역할을 수행하고, 제조로봇은 AI 기반 판단을 실제 물리 작업으로 구현하는 실행 플랫폼 역할을 담당함
- 적층제조는 AI 기반 공정지능화를 통해 생산의 AX를 구현하는 핵심 기술임
 - 복잡한 형상과 맞춤형 부품을 제작할 수 있는 차세대 제조 방식으로, 공정 중 결함 발생과 품질 변동을 안정적으로 관리하는 것이 중요함
 - AI는 공정 데이터를 분석하여 결함 가능성을 조기에 파악하고 공정 조건을 최적화함으로써 적층제조의 품질과 생산성을 향상시킴

- 기상계측은 제조 현장을 데이터화하는 측정의 핵심 기술임
 - 제조 공정과 측정을 분리하지 않고 장비 내부 또는 생산 라인에서 제품과 공정 상태를 직접 측정함
 - 단순한 사후 품질검사를 넘어 공정 상태를 실시간으로 파악하고 오차를 예측하며 장비와 공정을 보정하기 위한 핵심 데이터 기반을 제공함
 - 이를 통해 제조 현장을 시가 활용 가능한 데이터 공간으로 전환하고 공정 피드백과 품질 관리를 지능화함
- 제조로봇은 AI 기반 판단을 실제 제조 현장에서 수행하는 실행의 핵심 플랫폼임
 - 기존 제조로봇은 정해진 경로를 반복 수행하는 자동화 장비로 활용되었으나, 첨단제조 환경에서는 부품의 위치와 형상, 작업자 상태, 공정 조건, 품질 요구사항을 인식하고 이에 맞게 동작을 조정해야 함
 - 이에 따라 제조로봇은 센서, AI, 공정지식, 경로계획, 제어기술이 결합된 Physical AI 제조 에이전트로 발전하고 있음

3

본 이슈페이퍼의 구성

- 
 첨단제조 AX는 생산, 측정, 실행이 데이터와 AI를 중심으로 유기적으로 연결될 때 구현될 수 있으며, 본 이슈페이퍼는 이러한 관점에서 세 가지 핵심 축을 중심으로 첨단제조 AX의 발전 방향을 살펴보고자 함
- 첨단제조 AX의 핵심은 개별 기술의 고도화에만 있지 않으며, 생산하는 기술, 측정하는 기술, 실행하는 기술이 데이터와 AI를 중심으로 연결되는 데 있음
 - 적층제조에서 생성되는 공정 데이터와 품질 정보는 기상계측을 통해 측정·검증될 수 있음

- 기상계측 결과는 공정 보정과 제조로봇의 실행 전략에 반영될 수 있음
- 제조로봇은 이러한 인식과 판단 결과를 실제 제조 작업으로 수행하며, 디지털 트윈과 공정 모델은 전 과정을 가상 환경에서 검증하고 최적화하는 역할을 수행함
- 첨단제조 AX는 단일 기술의 발전보다 생산-측정-실행이 하나의 시스템으로 연결되는 통합 구조를 지향함
 - 공정 데이터의 수집과 표준화, AI 모델의 신뢰성 확보, 실시간 제어와 피드백, 디지털 트윈 기반 검증이 유기적으로 연계되어야 함
 - 이러한 통합 구조를 통해 제조 시스템은 상태를 감지하고 예측하며 스스로 보정하는 지능형 생산 시스템으로 발전할 수 있음
- 본 이슈페이퍼는 생산-측정-실행의 흐름에 따라 첨단제조 AX를 구성하는 핵심 기술과 발전 방향을 살펴보고자 함
 - 적층제조 AX 전환을 중심으로 AI 기반 공정지능화와 결함 관리 방향 제시
 - 기상계측의 AX 전환을 중심으로 제조 현장의 데이터화와 실시간 피드백 체계 논의
 - 제조로봇의 AX 전환을 중심으로 AI 기반 인식과 판단이 실제 물리 작업으로 구현되는 방식 정리
 - 이를 바탕으로 첨단제조 AX가 생산성, 품질, 유연성, 신뢰성을 동시에 향상시키기 위한 연구적·산업적 시사점을 제시하고자 함

II

적층제조 AX 전환

1

적층제조와 AX의 필요성

- 
적층제조(Additive Manufacturing, AM)는 첨단제조 핵심 생산기술로 발전 중이며 공정 품질과 생산성을 확보하기 위해 AI 기반 공정지능화가 요구되고 있음
- **적층제조는 최근 가장 빠르게 발전하는 첨단제조 기술 중 하나로 다양한 산업 분야에서 활용이 확대되고 있음**
 - 글로벌 AM 시장은 2024년까지 340억 달러를 초과할 것으로 예측되었으며, 항공우주, 의료, 원자력, 자동차 등 다양한 산업에서 적용이 확대되고 있음
 - 층별 적층 방식을 통해 복잡하고 맞춤형 구조를 구현할 수 있으며, 경량화와 고정밀 형상 제작에 적합한 제조기술임
 - 또한 폴리머, 금속, 세라믹 등 다양한 소재를 활용하여 높은 치수 정확도의 부품을 생산할 수 있으며, 용접 등 접합 공정을 최소화하여 부품의 기계적 완전성과 성능을 향상시킬 수 있음
 - **적층제조 산업적 활용이 확대됨에 따라 공정 중 발생하는 결함을 관리하고 최적의 공정 조건을 유지하는 것이 핵심 과제로 부상하고 있음**
 - AM 공정에서는 미융합(Lack of Fusion), 키홀 붕괴(Keyhole Collapse), 기공(Pore), 균열(Cracking) 등 다양한 결함이 발생할 수 있으며, 이는 강도, 치수 정확도 및 조성 변화를 유발하여 최종 부품의 품질과 성능에 영향을 미침
 - 결함이 공정 후반에 발견될 경우 시간, 재료 및 비용 손실이 발생하며, 발견되지

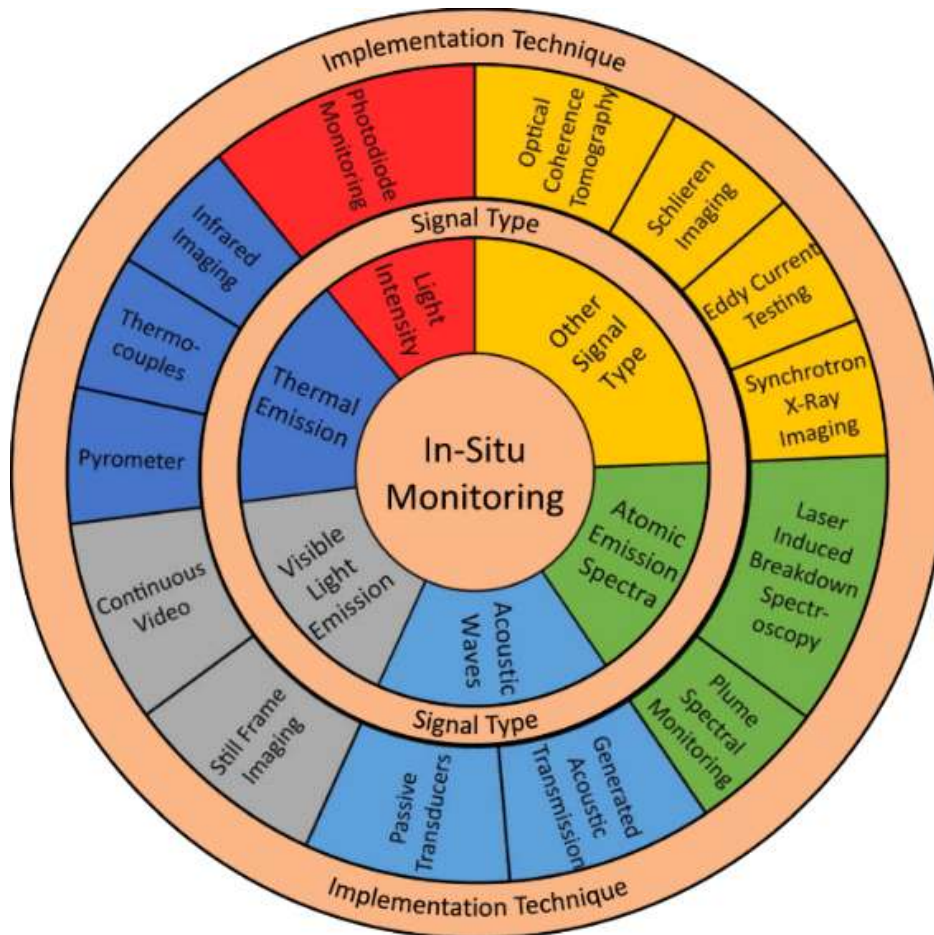
- 않을 경우 산업 적용 과정에서 안전성과 신뢰성 문제를 초래할 수 있음
- 따라서 공정을 지속적으로 모니터링하고 결함을 실시간으로 탐지하는 기술이 필수적이며, 이는 후처리 작업 감소와 비용 절감으로 이어질 수 있음
- 적층제조에서는 결함 관리와 함께 공정 최적화가 중요한 요소이며, 최근에는 AI 기술이 이를 구현하는 핵심 기술로 주목받고 있음
 - AM 공정은 온도, 인쇄 속도 등 다양한 공정 변수가 유기적으로 작용하므로, 최적의 공정 조건을 유지하기 위한 지속적인 관리가 필요함
 - AI는 공정 모니터링과 결함 탐지, 공정 최적화를 통해 적층제조의 품질과 생산성을 향상시키는 핵심 기술로 활용되고 있음
 - 이에 따라 본 장에서는 AI를 활용한 적층제조의 결함 탐지와 공정 최적화 기술을 중심으로 최근 연구 동향을 살펴보고자 함

2

AI를 활용한 자동화 결함 탐지

-  AI 기반 결함 탐지는 적층제조 공정을 실시간으로 모니터링하고 결함을 조기에 검출하여 품질과 생산성을 향상시키는 핵심 기술로 활용되고 있음
- 적층제조는 복잡한 부품을 신속하게 제작할 수 있는 강력한 제조기술이지만, 공정 중 발생하는 결함은 제작 부품의 기계적·물리적 특성과 치수 정확도를 저하시킬 수 있음
 - 결함의 조기 탐지는 불량 부품 생산을 방지하고 재료 낭비와 후처리 비용을 줄이는 데 중요한 역할을 함
 - 기존의 수동 검사는 비효율적이고 오류 발생 가능성이 높아 최근에는 AI를 활용한 자동화 결함 탐지 기술이 활발히 연구되고 있음

- 다양한 감지 및 이미징 기법을 활용한 결함 탐지 기술은 그림 1과 같음



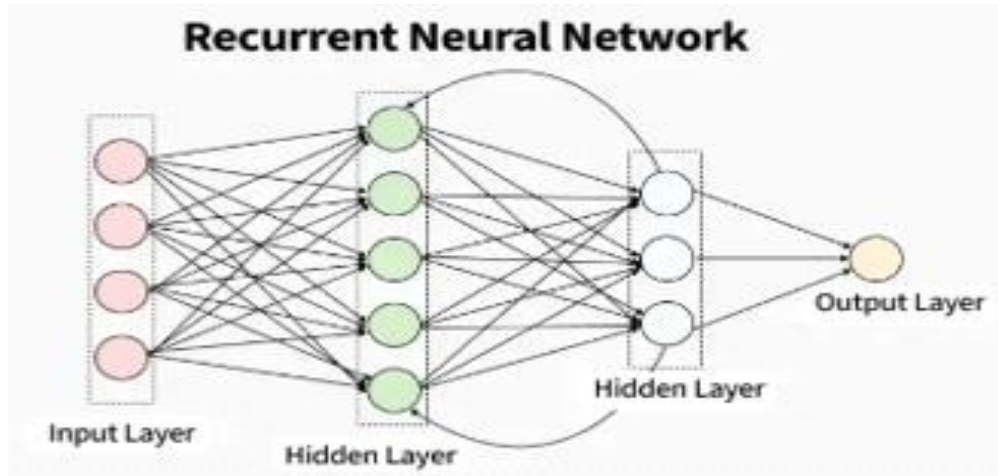
〈그림 1〉 Techniques in which defects are detected within AM

자료원 Defects in Metal Additive Manufacturing: Formation, Process Parameters, Postprocessing, Challenges, Economic Aspects, and Future Research Directions

- 현재 가장 널리 활용되는 방법은 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 이미지 분석 기술임
 - CNN은 다중 처리 레이어를 통해 공정 이미지를 실시간으로 분석하여 결함을 탐지하는 대표적인 딥러닝 모델임
 - SLS(Selective Laser Sintering, 선택적 레이저 소결) 공정에서는 초당 2프레임의 이미지를 분석하여 이물질, 분말 축적 등의 결함을 실시간으로 탐지하였으며, 97.1%의 정확도와 96.3%의 정밀도를 달성함
 - U-Net은 이상 영역만을 집중적으로 분석하여 계산 효율을 향상시키는 CNN

- 기반 모델로, SLM 용융풀(Melt Pool) 탐지에서 1초 미만의 처리시간과 낮은 연산 비용을 달성하였음
- 이미지 마스킹과 그레이스케일 변환을 적용한 연구에서도 97.5%의 탐지 정확도를 달성함
 - 최근에는 특정 공정에 최적화된 맞춤형 AI 모델과 GAN(Generative Adversarial Network) 기반 접근법도 활발히 활용되고 있음
 - LPBF(Laser Powder Bed Fusion, 레이저 분말 베드 융합) 공정에서는 열화상과 X-ray 영상을 결합한 CNN 모델을 이용하여 기공과 키홀을 거의 100% 수준의 정확도로 탐지함
 - 또한 16개의 합성곱 계층을 적용한 CNN 모델은 약 10배 적은 연산 자원으로 98.4%의 탐지 정확도를 달성함
 - GAN은 실제와 유사한 결함 이미지를 생성하여 학습 데이터를 보강하는 기술로, 대규모 데이터 수집 없이도 AI 모델의 성능을 향상시킬 수 있음
 - 스텔란티스(Stellantis)는 GAN을 활용하여 PBF 공정의 결함 탐지와 AI 모델 학습에 성공적으로 적용하였으며, CNN과 결합할 경우 실시간 결함 탐지 성능과 학습 효율을 동시에 향상시킬 수 있음
 - 이미지 기반 분석과 함께 센서 기반 AI 결함 탐지 기술도 중요한 연구 분야로 발전하고 있음
 - 가속도계, 진동 센서, 음향 센서, 온도 센서 등을 활용하여 공정 중 발생하는 기계적·열적 상태를 실시간으로 모니터링할 수 있음
 - CNN과 RNN 기반 모델은 진동 및 음향 데이터를 분석하여 노즐 이상, 균열, 표면 거칠기, 오정렬 등을 시각적으로 확인되기 이전에 예측할 수 있음

- 다만 이러한 모델은 높은 연산량이 요구되어 실제 제조현장 적용에는 연산 효율 개선이 필요한 것으로 보고되고 있음



〈그림 2〉 Sample RNN processing flow chart

자료원: Automated fault detection for additive manufacturing using vibration sensors

〈표 1〉 적층 제조(AM)에 사용되는 AI 결함 탐지 모델의 주요 비교

Model	Tested Conditions	Required Data	Advantages	Limitations
VGG16	SLS	Cropped images	97.1% accuracy and 96.3% precision	Did not perform with high accuracy
Xception	SLS	Cropped images		Did not perform with high accuracy and requires large quantities of data
EfficientNet V2B0	PBF	Images	Over 99% accuracy	90% accuracy for surface defects and did not specify training time/dataset size
YOLOv5	PBF	Images	Over 99% accuracy and processed data within one second	Did not specify training time/ dataset size
YOLOv8	Not specified	Thermal Images	99.3% accuracy, small dataset, and low cost	Did not specify processing time
YOLOv11	Did not specify	Images	Provided real time visual representation of defect location	Did not specify accuracy, training time/dataset size,
U-Net	SLM	Images	Povided results in under one second with minimal computational cost	Did not specify the specific accuracy values
VGG19	PBF	Images	Real time data analysis capabilities	Requires large dataset size and 91% accuracy for defect detection

Model	Tested Conditions	Required Data	Advantages	Limitations
SmallNet	PBF	Images	Low computational cost, small dataset size, and Real time data analysis capabilities	91% accuracy for defect detection
LSTM	SLA and DLP	Vibration sensor data		80% accuracy for defect detection, large dataset size, long processing times, and did not specify computational cost
GRU	SLA and DLP	Vibration sensor data		80% accuracy for defect detection, large dataset size, long processing times, and did not specify computational cost

3

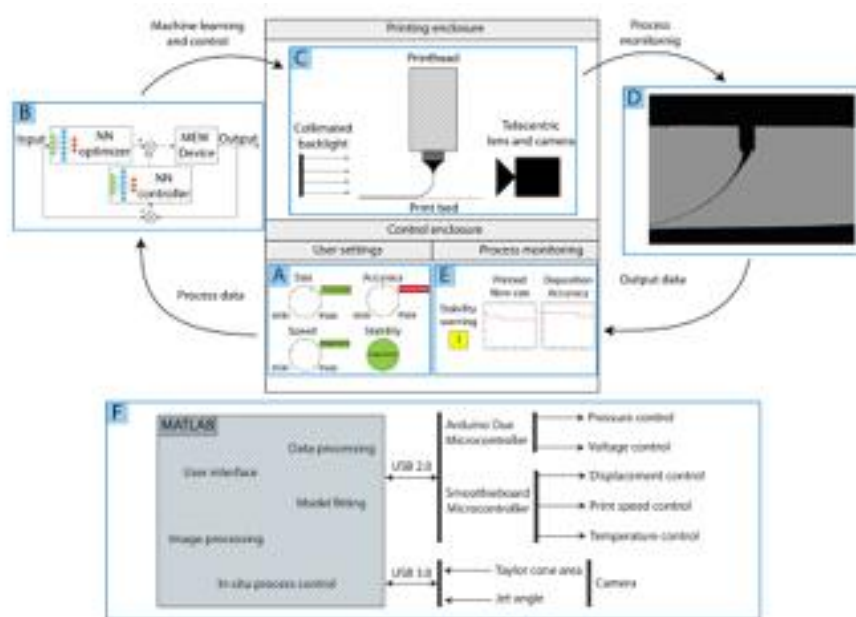
AI 기반 공정 최적화

 AI 기반 공정 최적화는 적층제조 공정 변수를 효율적으로 제어하여 품질과 생산성을 향상시키는 핵심 기술로 활용되고 있음

- AI를 활용한 적층제조 공정 최적화는 크게 데이터 기반 신경망(Data-driven Neural Network)과 Physics-Informed Neural Network(PINN) 기반 접근법으로 구분됨
 - 데이터 기반 신경망은 경험적 입·출력 관계를 학습하여 명시적인 물리 모델 없이도 빠른 예측이 가능함
 - 풍부한 데이터와 복잡한 공정에서는 효과적이지만, 학습 범위를 벗어난 조건에 대한 일반화 성능이 제한되며 데이터 확보에 많은 시간과 비용이 요구됨
 - PINN은 물리 법칙과 지배방정식을 신경망 학습 과정에 직접 반영하여 적은 데이터로도 높은 예측 정확도와 우수한 일반화 성능을 제공함
 - 반면 지배방정식과 경계조건에 대한 사전 지식이 필요하며, 물리 제약을 적용하기 위한 높은 연산 비용이 요구됨
- 최근에는 AI를 활용한 폐루프(Closed-loop) 공정 제어와 공정 변수 최적화

연구가 활발하게 수행되고 있음

- Pawel Mieszczanek은 Feedforward Neural Network(FNN)를 이용하여 3D Melt Electrowriting(MEW) 공정을 위한 펄스 제어 시스템을 개발하였음
- 12개의 은닉층 뉴런을 갖는 FNN은 사용자 요구 출력에 적합한 공정 입력을 자동으로 제안하도록 학습되었으며, 섬유 직경, 제트 각도 및 Taylor Cone 영역을 약 5% 이내의 오차로 제어하여 공정 자동화와 실시간 품질 제어 가능성을 제시하였음



〈그림 3〉 Overview of the complete control system

자료원: Towards industry-ready additive manufacturing: AI-enabled closed-loop control for 3D melt electrowriting

- AI 기반 최적화는 공정 변수와 최종 품질 간의 관계를 예측하여 최적의 제조 조건을 도출하는 데에도 활용되고 있음
 - Mehran Ghasempour-Mouziraji는 SS316 직접 에너지 적층(DED) 공정에서 잔류응력과 변위를 예측하기 위한 Artificial Neural Network (ANN)를 개발하였음
 - 유한요소해석(FEA) 데이터를 기반으로 학습된 ANN은 비지배 정렬 유전

알고리즘(NSGA)과 결합하여 최적 공정 파라미터를 도출함으로써 AI 기반 공정 최적화의 가능성을 제시하였음

- 최근에는 공정 특성과 목적에 따라 다양한 AI 모델이 개발되고 있으며, 각각의 장점과 한계를 바탕으로 적층제조 공정 최적화에 활용되고 있음
 - FNN, POD-ANN, AENN은 공정 변수 최적화와 비선형 공정 모델링에 활용되고 있음
 - Vision Transformer(ViT), GNN, PI-ConvLSTM 등은 이미지 기반 분석과 시공간 정보 처리를 위한 모델로 활용되고 있음
 - PINN과 TLE-PINN은 물리 법칙을 신경망에 반영하여 적은 데이터에서도 높은 예측 성능을 제공하는 대표적인 Physics-informed AI 모델임

〈표 2〉 주요 신경망 모델의 특징

Mode	Advantage	Limitation	Required data	Application
FNN	Enables complex nonlinear process modeling	Dependence on image processing	Image data Parameter values	MEW
POD-ANN	Multi- optimization	Prediction reliability degrades beyond training domain	Parameter values, Experimental data	SLM
AENN	Automatically prioritizes parameters	Limited real-time prediction	Parameter values Experimental data	FDM
Vit	Captures long-range	Degradation at extreme conditions	Image data	FDM
RNN-GRU	Computational efficiency via GRU	Geometry generalization failure	Parameter values Experimental data	DED
Tide-MPC	Handles future Covariates	Noise sensitivity	Parameter values experimental data	DED
GNN	Predictions invariant to node ordering	Requires high-resolution mesh	Parameter values, Experimental data	LPBF
INN	Small data efficiency	Degradation at extreme parameter due to data imbalance	Parameter values Experimental data Material composition	S-MEX
BPANN	Small data efficiency	Misses continuous surface curvature	Experimental data	Artificial bone by AM
PINN	Captures complex nonlinear physical relationships	Inaccurate prediction for deep conditions	Material property Governing physical equation Boundary conditions	LMD
TLE-PINN	Accelerated convergence	Dependence on high-fidelity data	Temperature data Governing physical equation Boundary condition	SLM
PI-Conv LSTM	Spatiotemporal processing	Requires continuous real-time sensor feedback	Image data Governing physical equation Material property	Metal AM

4

시사점 및 결론

-  AI는 적층제조 결함 탐지와 공정 최적화를 고도화함으로써 생산성과 품질을 동시에 향상시키는 핵심 기술로 자리잡고 있음
- AI 기반 결함 탐지 기술은 이미지 기반과 센서 기반 접근법을 통해 적층제조 공정의 품질 관리 수준을 크게 향상시키고 있음
 - 이미지 기반 모델은 각 적층층에서 발생하는 결함을 빠르고 정확하게 탐지할 수 있으며, 열화상 등 다양한 영상 데이터를 활용할 수 있음
 - 센서 기반 모델은 진동, 음향, 온도 등의 정보를 활용하여 결함 발생 이전 단계에서도 이상을 감지할 수 있다는 장점을 가짐
 - 특히 이미지 기반 모델은 데이터 처리 속도가 빠르고 연산 자원이 적게 요구되어 실시간 결함 탐지에 보다 적합한 것으로 보고되고 있음
 - 이와 같이 AI는 다양한 접근법을 통해 정확한 실시간 결함 탐지를 가능하게 하며, 적층제조 산업 발전에 중요한 역할을 수행하고 있음
- AI 기반 공정 최적화 기술은 적층제조 품질 향상과 공정 효율성 확보를 위한 핵심 요소로 활용되고 있음
 - 다양한 신경망 기반 AI 프레임워크는 여러 AM 공정에서 공정 변수 최적화와 실시간 예측에 활용되고 있음
 - 데이터 기반 신경망은 FEA와 유사하거나 그 이상의 예측 성능을 보이면서도 실시간 예측이 가능하다는 장점이 있음
 - 반면 대규모 학습 데이터가 요구되는 한계를 가지며, 이를 보완하기 위해 물리 법칙을 반영한 PINN 기반 접근법이 활발히 연구되고 있음

- PINN은 제한된 데이터 환경에서도 높은 예측 정확도를 제공하여 적층제조 공정 최적화의 새로운 방향을 제시하고 있음
- 향후 적층제조와 AI의 융합은 첨단제조 AX 전환을 가속화하는 핵심 기반이 될 것으로 전망됨
 - 입·출력 데이터 기반 AI와 Physics-Informed AI를 융합하고 다양한 모달리티 데이터와 물리적 해석을 함께 활용함으로써 보다 발전된 AI 모델 개발이 가능할 것으로 기대됨
 - 또한 현재 개별 공정을 중심으로 수행되고 있는 연구를 넘어 대규모 생산 환경에서 AI 기반 공정 관리와 최적화를 구현하는 것이 향후 적층제조 분야의 중요한 연구 방향이 될 것으로 전망됨
- AI 기반 공정 최적화를 실제 제조 현장에서 구현하기 위해서는 공정 상태와 제품 품질을 실시간으로 정확하게 측정하고, 이를 AI 모델에 지속적으로 제공할 수 있는 계측 기술이 필수적임
 - 적층제조에서 생성되는 공정 데이터와 품질 정보는 공정 중 또는 공정 직후 계측을 통해 검증되어야 하며, 이러한 데이터는 AI 모델의 학습과 공정 보정의 핵심 입력으로 활용됨
 - 생산 공정의 지능화는 기상계측을 통한 실시간 데이터 획득과 피드백 체계가 함께 구축될 때 비로소 완전한 AX로 발전할 수 있으며, 다음 장에서는 이러한 측정 기반 기술인 기상계측의 AX 전환을 다룸

III

측정: 기상계측의 AX 전환

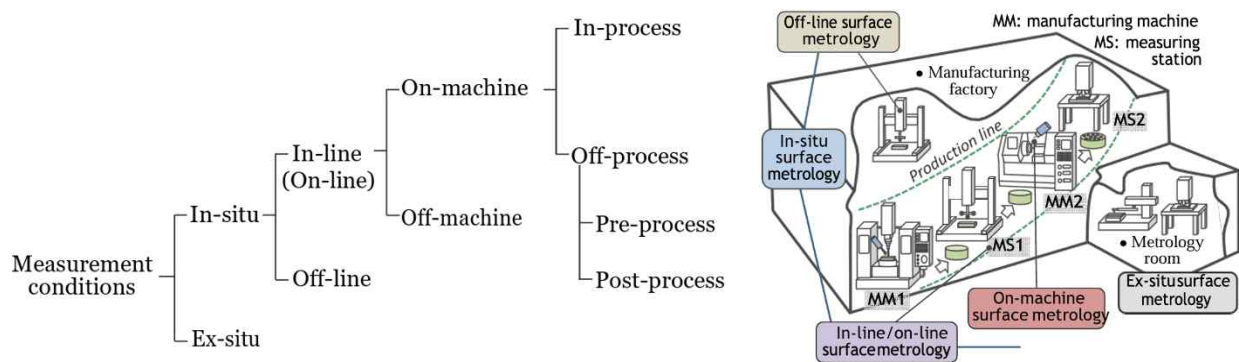
1

기상계측의 개요

 기상계측은 제조 공정 내부에서 제품과 공정 상태를 실시간으로 측정하여 생산성과 품질을 동시에 향상시키는 첨단제조의 핵심 기반기술임

- 기상계측(On-machine Metrology)은 제조와 측정을 동일한 공간에서 수행함으로써 기존의 오프라인 측정 방식을 대체하는 기술임
 - 기계가공, 반도체, 2차전지 등 정밀생산 장비 내부에서 생산되는 부품이나 공작물의 형상, 치수, 표면 상태 등을 직접 측정하는 기술임
 - 인라인 생산 공정에서 실시간(In-process) 계측과 공정 후(Post-process) 계측을 포함하며, 품질과 결함 여부에 따라 계측 방법과 범위를 설정함
 - 절삭, 연마, 반도체, 2차전지, 3D 프린팅 등 다양한 제조 공정에서 센서와 측정장치를 활용하여 형상, 물성, 결함 및 공정 상태를 자동으로 측정할 수 있음
 - 제조 장비 자체에 장착된 센서를 통해 실시간 공정 및 장비 상태 모니터링이 가능하며, 공정 효율 향상과 장비 수명 연장에 기여함
 - X-ray CT, CMM 등 외부 측정기로 이동하는 과정을 줄여 생산 시스템의 효율을 높이고 제조 데이터베이스 구축의 기반을 제공함
- 기상계측은 제조와 측정을 동일한 공간에서 수행함으로써 기존 오프라인 측정 방식 대비 다음과 같은 장점을 제공함

- 제조장비 내 측정: 생산품을 다른 측정실로 이동할 필요가 없음
- 불량률 감소: 공정 중단 및 오차 발생 시 제조장비 내에서 바로 확인하고 수정 가능
- 세팅 시간 단축: 생산품 탈부착의 번거로움 및 재세팅 시 발생오차 방지
- 생산제조장비 수명 연장: 생산성과 장비 성능 지표 데이터 베이스 구축으로 생산제조 장비 수명 예측과 교체 주기 예측 가능



〈그림 4〉 기상계측의 정의와 분류

자료원: W. Gao, et. al. CIRP Annals, 68(2), 843-866 (2019)

기상계측은 첨단제조 산업의 확대와 함께 센서 기반 계측기술에서 AI 기반 지능형 계측기술로 발전하고 있음

- 기상계측 시장은 첨단제조 산업의 확대와 함께 지속적으로 성장하고 있음
 - 2026년 기준 약 143~145.8억 달러 규모의 산업용 계측 시장에서 빠르게 성장하는 전문 분야임
 - CNC 공작기계용 온머신 계측 솔루션은 글로벌 생산제조 시장의 핵심 요소로 활용되고 있음
 - 기존 기계가공 중심에서 반도체, 2차전지, 3D 프린팅 등으로 적용 범위가 확대되고 있음

- 반도체 계측·검사장비 시장은 2026년 162억 6천만 달러에서 2034년 290억 달러 이상으로 성장할 것으로 전망됨
- 기상계측 기술은 센서 중심의 하드웨어 기술에서 공정 데이터와 계측 데이터를 융합하는 AI 기반 지능형 제어 기술로 발전하고 있음
 - 초기에는 센서 및 측정장치 중심의 하드웨어 기술이 주를 이루었음
 - 최근에는 공정 데이터를 활용한 소프트웨어 및 제어 기술의 비중이 증가
- 현재 주요 기술 및 특허는 환경 보정, 센서 통합 및 실시간 데이터 피드백 기술을 중심으로 발전하고 있음
 - 환경 보정 및 제어 기술: 기기 내부 및 챔버 내 온도, 습도 변화에 따른 가공 장비의 팽창과 오차를 실시간으로 예측하고 제어하는 특허
 - 센서 통합 시스템: 비전, 레이저 프로브, 온도 센서 등 복합 기상/환경 측정 센서를 CNC 머신이나 가공 설비에 직접 장착하는 기술
 - 실시간 데이터 피드백 알고리즘: 측정된 실시간 환경/기상 데이터를 바탕으로 공정 파라미터를 자동 보정하는 인공지능 기반 디지털 트윈 기술
 - 글로벌 선도 기업(Renishaw, Mazak, DMG Mori 등)이 원천 특허를 기반으로 시장을 주도하고 있음
 - 미국과 일본은 시스템 통합 및 제어 알고리즘 분야에서 강세를 보이며, 국내에서는 센서 소형화 및 정밀 공정 특허 출원이 증가하고 있음
 - 반도체, 3D 프린팅, 2차전지 분야는 특허 공백 영역이 존재하여 향후 기술 확보 가능성이 높으며, 데이터 기반 또는 물리 기반 AI를 활용한 융합 특허가 핵심 경쟁력이 될 것으로 전망됨

2

기상계측 핵심 요소기술

 기상계측은 다양한 센서와 계측 기술, AI 기반 데이터 처리 기술이 융합되어 제조 공정의 실시간 측정과 공정 제어를 지원하는 핵심 기술임

- 기상계측은 제조 공정의 다양한 물리량과 형상을 측정하기 위한 센서 및 광학 기술을 기반으로 발전하고 있음
 - 센서 기술: 진동, 가속도, 온도, 힘, 마찰 등 물리적 특성을 측정·평가하기 위한 센서 개발
 - 광학 기술: 비파괴·비접촉 검사에 활용되는 레이저 간섭계, Structured Light Scanning, 열화상 측정, 분광현미경, Hyperspectral Imaging, Confocal Imaging 등 다양한 광학 기반 측정 기술
- 계측 데이터를 실시간으로 활용하기 위한 공정 제어와 AI 기술의 중요성이 증가하고 있음
 - 공정제어 기술: 생산제조 장비와 기상계측 장비를 연계한 Feedback 및 Feedforward 기반 공정 제어 최적화 기술
 - 초고분해능 데이터·이미지 처리 기술: 고정밀 제조에서 발생하는 데이터를 기존 분석 방법의 한계를 넘어 처리할 수 있는 AI 기반 데이터 및 이미지 향상 기술
 - AI 기반 검사 기술: 데이터 분석을 통한 물리량 도출과 생산 품질 지표의 자동 검사 및 평가 기술
 - 데이터 변환 기술: 기상계측 데이터베이스 구축과 AI 활용을 위한 데이터 변환 및 표준화 기술

 기상계측은 사용되는 측정 센서의 종류와 적용 목적에 따라 다음과 같이 분류됨

- 접촉식 기상계측 (Contact-type)
 - 터치 프로브 (Touch Probe): 스타일러스가 공작물에 닿을 때 발생하는 신호를

- 이용해 좌표, 치수, 위치 등을 측정. 가장 널리 사용되며 가공 후 치수 검증 및 원점 설정에 쓰임. 대표적인 예로는 3차원 측정기 (CMM)를 들 수 있음
- 스캐닝 프로브 (Scanning Probe): 연속적으로 표면을 긁으며 측정하여 복잡한 곡면이나 자유곡면의 형상 오차 측정. 대표적인 예로는 AFM (Atomic Force Microscopy), UA3P (Ultrahigh Accurate 3-D Profilometry, Panasonic), Stylus Surface Profilometer (Taylor Hobson)
 - 비접촉식 기상계측 (Non-Contact type)
 - 레이저 프로브 (Laser Probe): 레이저를 조사하여 반사되어 돌아오는 시간이나 위상차를 측정합니다. 형상이 변하기 쉬운 부드러운 재질이나 초정밀 부품 측정에 적합
 - 광학/비전 프로브 (Optical/Vision Probe): 카메라나 광학 센서로 획득한 이미지를 분석해 치수 및 표면 결함 검사
 - 제조 공정 기반 분류
 - 제조 공정 전 계측: 제조물의 초기 위치 확인 및 기준점(Datum) 설정
 - 제조 공정 중 계측 (In-Process): 가공 중 툴 마모 상태나 공구의 경로를 모니터링하여 실시간으로 보정
 - 가공 공정 후 계측 (Post-Process): 가공 완료 후 기계를 멈추지 않고 완성된 제품의 치수 공차를 검사하여 합격/불합격 여부 판정

3 산업 적용 사례

기상계측 기술의 현재 활용 사례 및 범위

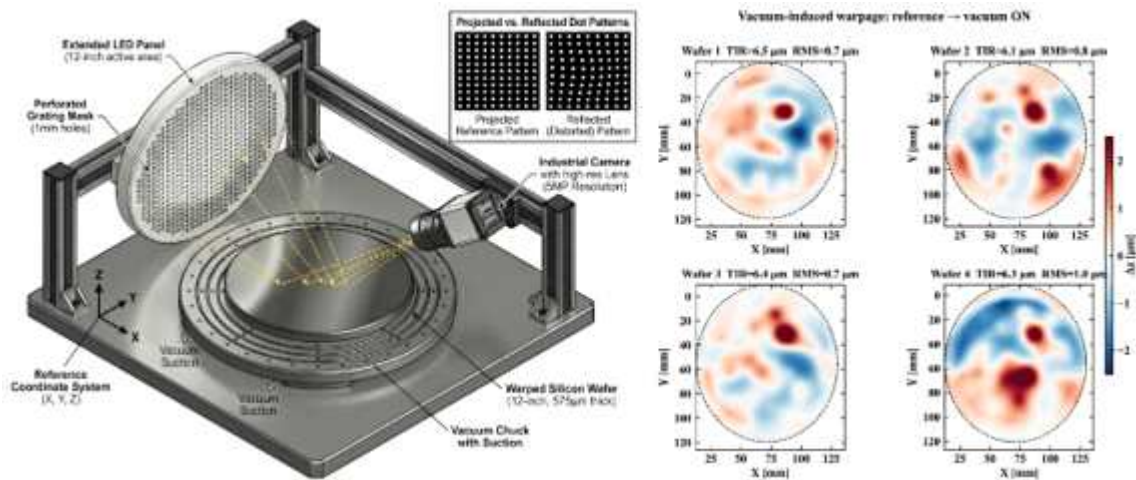
- 기상계측 기술은 기계가공, 반도체, 2차전지, 3D 프린팅 등 다양한 첨단 제조 분야에서 활용되고 있으며, 공정 모니터링과 품질 향상을 위한 핵심 기술로 적용되고 있음



〈그림 5〉 가공 공정 모니터링/진단 기술 데이터 플로우

- 기계가공
 - 기상계측기 활용이 가장 활발한 분야로, 가공물의 형상, 치수, 공차, 표면 특성, 가공 조건 모니터링, 공구 진동·마모 등 가공 전반의 성능지표를 가공기 내 계측기 또는 공구에 내재된 센서를 활용하여 데이터화함
 - 데이터 기반의 기계가공 공정 최적화를 통해 가공물의 정밀도 향상이 기대됨
- 반도체 공정
 - 증착, 에칭, 노광 등의 공정에서 전기·화학적 특성치를 측정하여 실시간 공정 모니터링을 수행함
 - 공정 장비에 연결된 보조 장비(예: 노광장비의 Track 장비)에서 웨이퍼 Warpage, 파티클, 오염도, 포토레지스트 두께를 기상에서 측정하며, 노광 후 Pattern CD(Critical Dimension)를 기상에서 측정하는 공정이 활용되고 있음

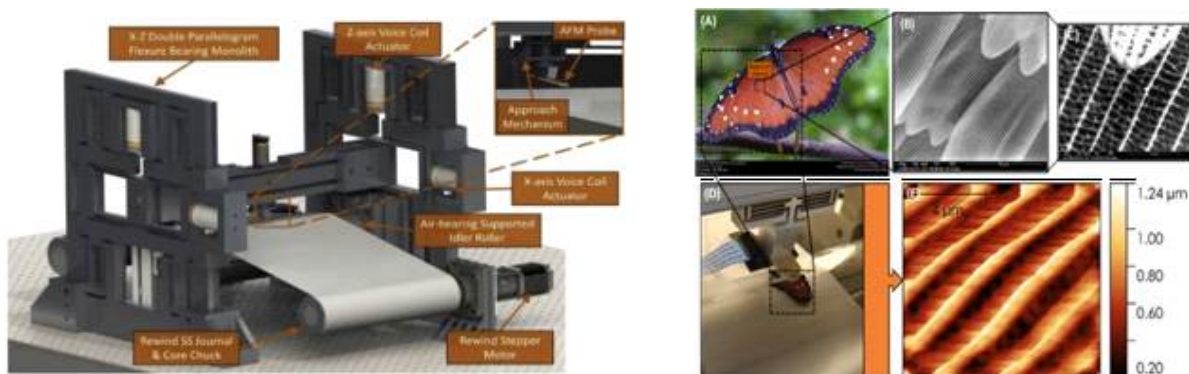
- 향후에는 반도체 패키징 공정에도 기상계측 기술이 확대 적용될 것으로 기대됨



〈그림 6〉 웨이퍼 Warpage 및 웨이퍼 청킹 프로세스 모니터링

● 2차전지 공정

- 배터리 공정은 대부분 롤투롤 공정으로 생산되며, 전극 연결 공정과 배터리 성능 및 안전성 평가를 위해 기상계측 기술이 활용되고 있음
- Cu 증착 두께, 표면조도, 이물질 여부, 배터리 기판 내부 크랙 및 배터리 성능 테스트 평가 등에 적용되고 있음
- 다양한 롤투롤 적용 사례를 통해 고부가가치 기상계측 기술 개발이 가능함



〈그림 7〉 AFM 기반 롤투롤 기상계측 시스템

자료원: Liam G. Connolly, et. al., Precision Engineering, Vol. 57, pp. 137-148 (2019)

- 3D 프린팅

- 3D 프린팅은 각 레이어를 적층하는 공정으로, 금속 3D 프린팅의 Powder Bed System에서는 파우더 분포와 출력 후 파트의 형상 및 금속층의 물성 평가를 위해 기상 측정기가 활용됨
- 금속 3D 프린팅은 고온, 진공 등 특수 환경을 고려한 새로운 측정기법의 적용이 필요함

산업별 AX 적용 방향

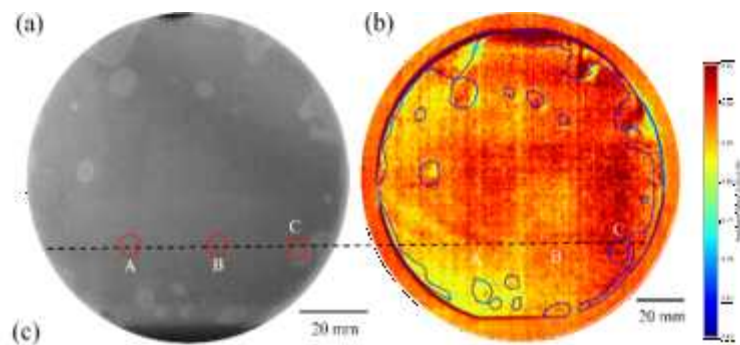
- 기계가공

- 가공기(MCT 등) 내에 장착된 터치 프로브 등을 활용해 가공 즉시 치수를 측정하고 공구 오차를 스스로 보정(Feedback)
- 머신러닝 기반의 공구 마모 예측 및 실시간 치수 보정을 통해 가공 불량 제로화와 무인화(Lights-out)를 실현하는 수요 급증
- 복잡한 3차원 형상 가공 후 품질을 장비 내에서 직접 측정이 필요로 하는 금형산업, 얇은 구조물 가공시 발생하는 변형이나 열 변위 측정/보정이 필요한 항공/정밀부품 산업에 수요가 급증
- 전문화된 인력의 노령화와 신규인력 개발에 현실적인 어려움이 있기 때문에, 최첨단 기상계측 기술 개발 필요

- 반도체

- 글로벌 반도체 계측 및 검사 장비 시장은 2026년 기준 약 162억 달러에서 295억 달러 규모로 전망됨
- AI 칩 수요, 첨단 패키징(Advanced Packaging), 게이트올어라운드(GAA) 같은 3D 트랜지스터 구조의 도입이 수요를 견인하고 있음

- KLA, Applied Materials, ASML 등 기존 하드웨어 강자들에 더해, AI 소프트웨어와 결합된 솔루션을 제공하는 Onto Innovation 등의 기업이 빠르게 점유율 확대 중
- 웨이퍼형 센서(On-wafer 센서): 공정 중 챔버 내부의 온도와 플라즈마 밀도 등을 실시간으로 진단하는 웨이퍼형 센서 어레이 기술
- 가상 계측(Virtual Metrology): 실시간 센서 데이터와 머신러닝을 융합하여 물리적 측정 전 단계의 결함 및 오버레이 수치를 예측하는 기술
- 차세대 2차원 반도체 및 미세 공정 대응을 위한 솔루션 개발 필요
- 반도체 패키징, 후공정 가상계측 기술 수요 증대 - 고정밀, 웨이퍼 스케일 검사기술 개발 필요



〈그림 8〉 웨이퍼 패키징 후, 본딩 레이어 검사: (a) SWIR 이미지, (b) 열화상 이미지

● 2차 전지

- 2차전지 제조 공정에서 품질과 안전성 극대화를 위한 온마운트(On-machine) 및 인라인(In-line) 계측·검사 장비 수요는 매년 급증
- 전기차(EV) 및 대용량 ESS 시장의 성장으로 배터리 스펙이 고도화됨에 따라, 제조 공정 라인당 필요한 검사장비의 수가 지속적으로 증가함
- 글로벌 2차전지 설비투자(CAPEX) 확대와 공정 안정성 강화 추세에 발맞춰 관련 시장은 2026년 102억 6,700만 달러 규모이며, 가상계측 기술은 배터리

셀 불량률 사전에 차단하는 핵심 솔루션임

- 슬러리 밀도 및 점도 계측: 믹싱 및 코팅 단계에서 슬러리의 균일도, 밀도를 실시간으로 인라인 분석하여 불량률 크게 줄임
- 코팅 두께 및 정렬 측정: 공정 중 실시간으로 양/음극재 코팅 두께, 폭, 상하부 오버레이 오차를 레이저 및 비전 센서를 장착해서 기상에서 계측함
- 또한, 배터리 조립 공정에서 배터리내 이물 검사, 스웰링 및 압력검사, 열폭주 방지를 위한 배터리 내부 온도 계측이 주로 기상에서 일어남

● 3D 프린팅

- 3D 프린팅 시공정 및 후공정에서 오차와 결함을 실시간으로 파악해 불량률을 줄이는 핵심 기술임. 인라인(In-line) 품질 관리를 위한 센서와 스캐너 장비의 도입이 늘고 있으며, 향후 인공지능(AI)과 결합한 공정 최적화 수요 급증 전망
- 실시간 형상 오차 검출: 프린팅이 진행되는 동안 레이저 스캐너나 프로브를 통해 설계 데이터와 실제 출력물의 치수를 실시간으로 비교
- 불량 조기 차단: 적층 과정에서 발생하는 변형이나 기포 등을 즉각 감지하여, 대규모 후가공이나 폐기 비용을 절감
- 스마트 팩토리 연동: 측정된 데이터를 바탕으로 프린팅 파라미터(온도, 속도, 출력량 등)를 즉각 수정하여 품질 자동 보정
- 금속 적층 제조 (PBF, DED): 금속 분말을 녹이는 과정에서 열 응력과 변형이 발생하기 쉬워, 고해상도 열화상 카메라 및 비전 시스템 수요가 매우 높을 것으로 예상함. 또한, 고분자 적층 제조 (SLA, SLS): 광경화 또는 소결 과정의 치수 안정성을 확보하기 위해 광학 계측기 수요 증가 예상됨

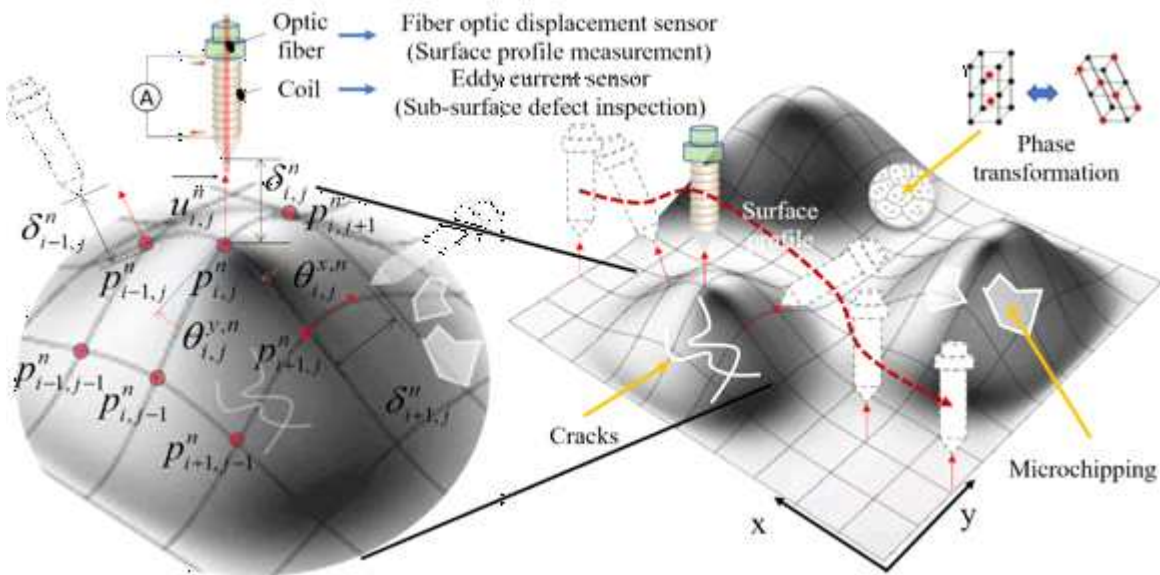
4

향후 발전 방향

기상계측 기술의 향후 발전 방향

- 스마트 팩토리와 정밀 제조 수요가 증가함에 따라 기상계측 기술은 공정 중 실시간 제어와 AI 기반 자율 제조를 지원하는 핵심 기반기술로 발전할 것으로 기대됨
 - 스마트 팩토리와 정밀 제조 수요가 증가하면서 장비 내 직접 측정을 위한 센서 및 자동화 통합 시장이 꾸준히 성장할 것으로 기대됨
 - 항공우주, 자동차, 반도체, 금속 프린팅, 대형 금형 및 초정밀 부품 가공 산업에서 품질 관리 비용을 낮추기 위해 기상계측 장치 도입이 가속화될 것으로 기대됨
 - 기상계측은 단순한 '가공 후 검사'에서 '공정 중 실시간 제어 및 보정(In-Process Control)'으로 패러다임이 전환되었으며, 향후 인공지능(AI)과 결합된 자율 가공 생태계의 필수 기반 기술로 자리 잡을 것으로 전망됨
- 기상계측 기술은 AI와 디지털 트윈 기반의 지능형 제조 시스템 구현을 위해 다양한 핵심 기술과의 융합이 요구됨
 - 인공지능 및 온디바이스 AI 통합: 가공기 내에서 측정된 데이터를 기반으로 실시간 오차를 파악하고 기하학적 정확도를 즉각 보정하는 지능형 시스템
 - 센서 소형화 및 고도화: 비접촉식 비전 카메라와 접촉식 터치 프로브를 넘나들며 복잡한 3D 자유 곡면 및 표면 조도를 정밀하게 측정하는 다목적 센서 기술. 부품이나 제조물의 형상뿐만 아니라 재료적 물성치나 화학적·물리적 변화량 측정을 위한 센서 개발 필요
 - 디지털 트윈 연동: 측정된 데이터가 클라우드나 CAD 모델에 실시간으로 반영되어 가공 공정의 불량을 사전에 방지

- 표준화 및 사용자 편의성: 복잡한 측정 프로그래밍을 간소화하고, 이기종 장비 간 측정 데이터가 원활하게 호환될 수 있도록 표준 인터페이스 구축



〈그림 9〉 자유곡면 형상 및 표면 잔류응력 측정 개념도

- 기상계측 기술의 확산을 위해서는 전문인력 양성과 산업 생태계 조성이 함께 이루어져야 함
 - 기계가공, 반도체, 2차전지, 3D 프린팅 관련 제조산업 인력양성 프로그램은 다양하게 운영되고 있으나, 상대적으로 기상계측 기술 관련 제어·계측·검사·장비 분야의 전문인력 양성 프로그램은 국내뿐 아니라 전 세계적으로 부족한 현실임
 - 기상계측 기술은 기계, 전기, 전자, 통계, 물리, 컴퓨팅 분야의 전문지식과 현장 경험을 필요로 하기 때문에 전문인력 양성에 많은 시간과 교육이 필요하며, 특히 중소기업의 경우 계측 분야 전문가 확보가 현실적으로 어려움
 - 대학과 중소기업 간 컨소시엄 구성을 통해 기상계측 기초·응용 연구와 현장 실습 교육을 위한 중장기적인 지원이 필요함

- 장기적인 제어·계측 분야 인력양성을 통해 스타트업 기업의 인력·장비·연구를 지원하고, 고부가가치 계측·검사 기술을 보유한 스타트업 기업의 해외 진출을 장려하는 정책이 필요함

5

결론

 기상계측은 첨단제조의 무인화·자율생산·자동화를 실현하기 위한 핵심 기반기술로, 생산성과 품질을 동시에 향상시키기 위해 필수적인 역할을 수행함

- 기존 생산제조 환경에서 무인화, 자율생산, 자동화, 고생산성 첨단제조로의 전환을 위해서는 기상계측 기반기술 확보가 절대적으로 필요함
- 기상계측 기술은 기존 가공, 반도체, 2차전지, 3D 프린팅 등의 생산제조 공정 시스템에 내재화되어 가공 전반의 공정을 지속적으로 모니터링하는 역할을 수행함

 기상계측은 생산 효율 향상과 품질 확보 측면에서 다양한 장점을 제공함

- 공정 단축 및 비용 절감: 측정실(CMM)로 부품을 이동하고 재세팅(Re-setting)하는 과정이 생략되어 리드타임이 크게 감소하며, 측정 대상이 생산제조 장비에 고정된 상태에서 측정되므로 부품 이동에 따른 오차 발생 가능성을 최소화할 수 있음
- 불량률 최소화 및 정밀도 향상: 가공기 내 고정 상태에서 측정이 이루어지므로 이송 과정의 오차가 없으며, 가공 직후 상태를 평가하여 즉각적인 공정 제어가 가능함
- 자동화 및 무인화 실현: CAD 데이터를 활용하여 측정 경로를 자동 생성하고 실시간 보정 리포트를 발행함으로써 자율생산 환경 구축이 가능함

 기상계측 기술의 지속적인 발전을 위해서는 기술적 한계를 극복하고 전문인력 양성과 산업 기반을 함께 강화할 필요가 있음

- 기상계측 기술은 측정 장비의 정밀도 의존성이 높기 때문에 측정기 자체의 기하학적 오차(열변형, 이송 오차, 진동 등)가 측정 결과에 크게 영향을 줌
- 기상계측은 완벽한 초정밀 측정보다는 생산성 극대화와 불량률 최소화를 위한 목적이 크므로, 측정 속도와 정밀도 사이의 적절한 균형이 필요하며 절대적인 초정밀 측정에는 한계가 존재함
- 생산제조 분야 인력양성에 비해 상대적으로 중장기적인 기상계측 전문인력 양성 프로그램은 부족한 현실이며, 대학과 중소기업 간 컨소시엄을 통한 기초·응용 연구와 현장 실습 교육 지원이 필요함
 - 또한 인력양성을 기반으로 스타트업 활성화 정책과 중장기적인 인력·장비·연구 지원, 고부가가치 계측·검사 기술을 보유한 스타트업 기업의 해외 진출 장려 정책이 필요함
- 🔧 기상계측은 제조 공정의 상태를 실시간으로 데이터화하고 AI가 활용할 수 있는 정보를 제공하는 핵심 기반 기술이나, 계측만으로 첨단제조 AX가 완성되지 않으며, 측정 결과를 바탕으로 공정을 조정하고 작업을 수행하는 물리적 실행체가 필요함
- 최근 제조로봇은 기상계측에서 생성된 데이터를 활용하여 작업 경로를 수정하고, 공정 조건에 따라 동작을 변경하며, 품질 이상에 대응하는 Physical AI 플랫폼으로 발전하고 있음
- 첨단제조 AX는 생산-측정-실행이 하나의 순환 구조를 이루는 시스템이며, 다음 장에서는 이러한 실행 중심 기술인 제조로봇의 AX 전환과 Physical AI 구현 방향을 다룸

IV

실행: 제조로봇의 AX 전환

1

요약

- 본 이슈페이퍼는 첨단제조 분야에서 제조로봇이 기존 자동화 장비를 넘어 AX(AI Transformation)를 구현하는 핵심 물리 시스템으로 전환되고 있음을 살펴봄
- 기존 제조로봇은 정해진 궤적을 빠르고 정확하게 반복 수행하는 데 강점을 가져왔으나, 최근 제조업은 다품종 소량생산, 숙련 인력 부족, 공정 변화 가속화, 품질 요구 고도화, 인간-로봇 협업 확대에 직면하고 있음. 이에 따라 로봇은 단순 실행 장치를 넘어 제조 현장을 인식하고, 작업 조건을 해석하며, 상황에 맞게 행동하는 지능형 제조 에이전트로 발전해야 함
- 제조로봇 AX는 로봇에 AI 기능을 추가하는 수준이 아니라, 센서 데이터, 로봇 동작, 공정 상태, 품질 정보, 디지털 트윈, 작업자 의도를 연결해 제조 시스템의 자율성, 유연성, 회복탄력성을 높이는 전환임. 이에 따라 제조로봇은 부품 핸들링, 조립, 용접, 적층제조, 가공, 검사, 인간-로봇 협업 등 다양한 공정에서 Physical AI를 구현하는 핵심 플랫폼으로 부상하고 있음
- 본 이슈페이퍼는 제조로봇 AX 전환을 세 가지 관점에서 정리함. 첫째, 첨단제조 환경 변화에 따른 제조로봇의 역할 변화를 살펴봄. 둘째, 공정별 AX 적용 방향과 핵심 기술을 정리함. 셋째, 산업 도입을 위한 신뢰성·안전성 확보 방향을 디지털 트윈, 안전 제어, 런타임 모니터링, 표준화 관점에서 논의함

- 결론적으로 제조로봇 AX의 핵심은 “더 자동화된 로봇”이 아니라 “제조 현장의 물리적·공정적 맥락을 이해하고 안전하게 행동하는 로봇”임. 향후 제조로봇 연구는 AI 모델, 로봇공학, 공정지식, 디지털 트윈, 안전 제어, 표준화가 결합된 방향으로 발전해야 하며, 이는 첨단제조 경쟁력 확보의 핵심 기반이 될 것임

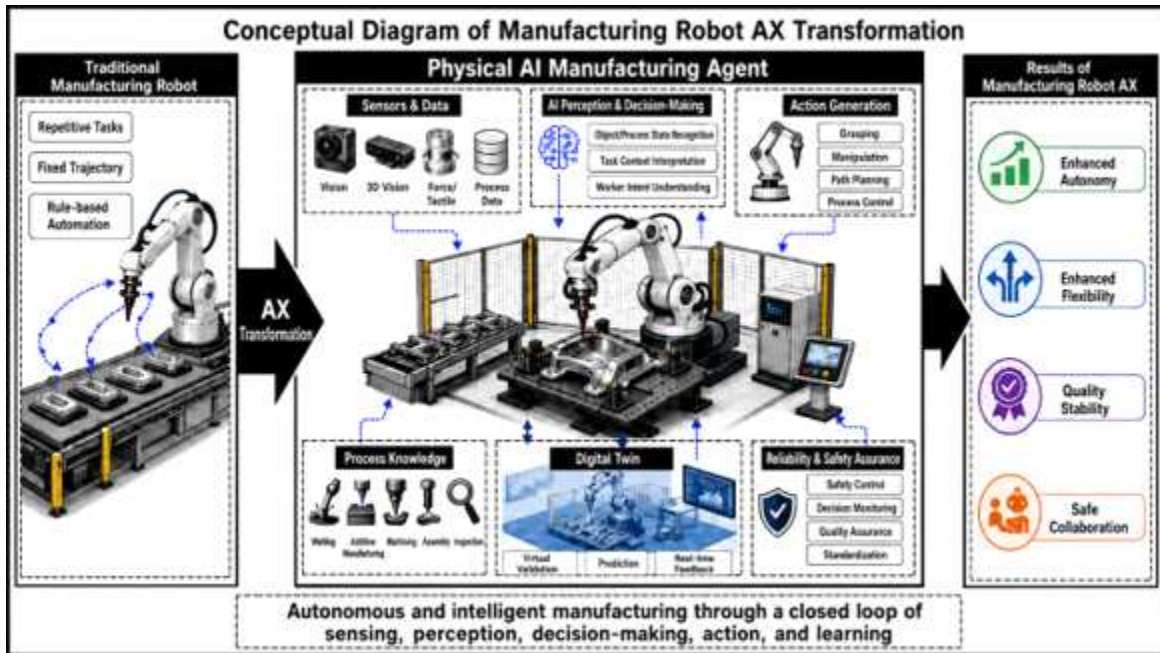
2

첨단제조 AX 전환과 제조로봇의 역할 변화

자동화 장비에서 Physical AI 제조 에이전트로

- 제조로봇은 첨단제조 AX 전환에 따라 반복 작업을 수행하는 자동화 장비에서 제조 환경을 인식하고 판단하며 작업을 수행하는 Physical AI 제조 에이전트로 변화하고 있음
 - 기존 산업용 로봇은 정해진 작업 공간에서 동일한 궤적을 반복 수행하며 용접, 이송, 조립, 가공, 검사 등 다양한 제조 공정의 자동화를 담당함
 - 그러나 최근에는 다품종 소량생산, 비정형 부품, 유연 소재, 인간-로봇 협업 환경이 확대되면서 단순 반복 작업만으로는 제조 현장의 요구를 충족하기 어려워지고 있음
 - 이에 따라 제조로봇은 제조 상태와 작업 환경을 스스로 인식하고 작업 맥락에 따라 동작을 변경할 수 있는 지능형 제조 시스템으로 발전하고 있음
- 제조로봇은 다양한 센서와 AI 기술을 기반으로 제조 환경을 이해하고 작업을 수행하는 Physical AI 플랫폼으로 발전하고 있음
 - 카메라, 3D 센서, 힘/토크 센서, 촉각 센서 등을 통해 제조 환경과 공정 상태를 실시간으로 인식함

- AI 모델을 활용하여 물체 위치, 공정 상태, 작업자 의도, 품질 이상 등을 해석하고 이를 기반으로 파지, 조작, 경로계획 및 공정제어를 수행함
- 제조로봇은 센서 데이터, 공정지식, 작업계획, 물리 제약조건 및 품질 요구사항을 통합하는 지능형 제조 플랫폼으로 발전하고 있음



〈그림 10〉 제조로봇 AX 전환의 개념도

- 제조로봇은 Physical AI의 대표적인 산업 적용 대상이며, 제조 현장은 AI 기반 로봇 기술을 실증하기 위한 최적의 환경을 제공함
 - 제조 공정은 반복 가능한 작업 구조와 축적 가능한 센서 데이터, 명확한 품질 평가 지표를 갖추고 있어 AI 기반 로봇 기술의 적용과 확산에 적합함
 - 동시에 높은 신뢰성, 실시간성, 안전성 및 품질 보증이 요구되므로 Physical AI의 산업 적용을 위한 핵심 기술 검증 환경으로 활용되고 있음

제조로봇 AX 전환의 필요성

- 제조업의 주요 과제는 생산성 향상에 그치지 않으며, 다품종 소량생산 대응, 숙련 작업자 부족, 품질 편차 감소, 설비 가동률 향상, 공정 변화 대응, 작업자 안전 확보가 동시에 요구됨. 이러한 조건에서는 하드코딩 기반 자동화보다 학습과 적응이 가능한 로봇 시스템이 필요함
- 제조로봇 AX는 이러한 문제를 해결하는 핵심 방향임. 부품 핸들링에서는 비정형 물체 인식과 안정적 파지가 필요하며, 용접과 적층제조에서는 공정 상태 감지와 경로·공정 변수 조정이 중요함. 로봇 가공에서는 절삭력, 진동, 공구 마모, 작업물 변형을 고려한 적응 제어가 요구되며, 인간-로봇 협업에서는 작업자 위치와 의도 변화를 반영한 실시간 재계획이 필요함
- 이처럼 제조로봇 AX는 개별 알고리즘의 성능 향상이 아니라, 인식-판단-동작-공정제어-검증이 연결된 제조 시스템 수준의 전환을 의미함

3

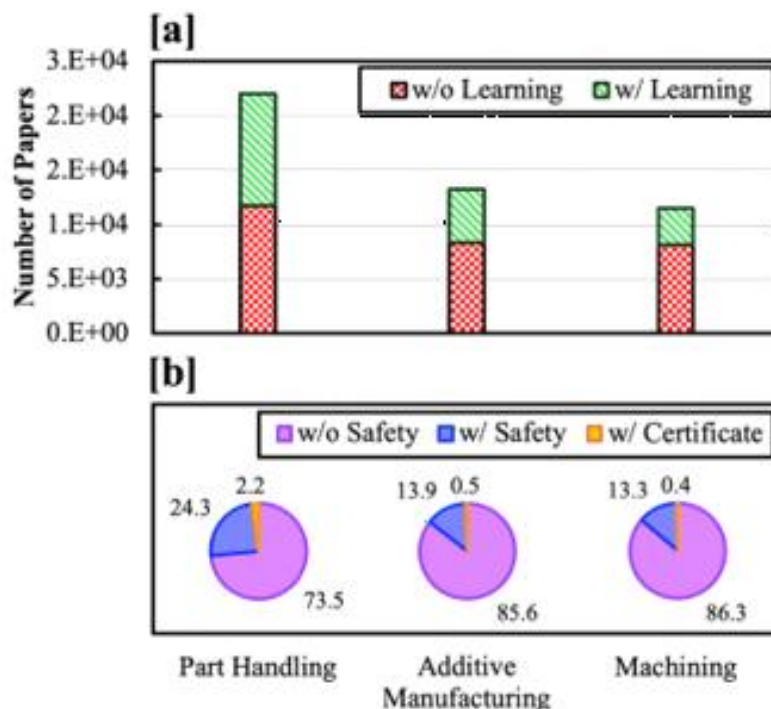
공정별 제조로봇 AX 전환 동향

제조로봇 연구의 AI 통합 동향

- 제조로봇 연구는 인공지능, 컴퓨터 비전, 제어, 최적화, 센서공학이 융합되는 대표적인 연구 분야이며, 최근 딥러닝, 강화학습, Foundation Model 등의 발전으로 제조 현장에서 AI 활용이 빠르게 확대되고 있음
 - AI는 물체와 작업 환경을 인식하고 작업 맥락을 이해하며, 경로 생성과 공정 제어까지 수행하는 방향으로 발전하고 있음
 - 부품 핸들링, 조립, 용접, 적층제조, 가공 등 대부분의 제조 공정에서 AI 기반

인식·판단·제어 기술이 적용되고 있음

- 제조로봇의 AX는 공정별 작업 특성과 물리적 제약조건에 따라 서로 다른 형태로 발전하고 있음
 - 부품 핸들링은 물체 인식과 파지 기술이 핵심이며, 용접 및 적층제조는 공정 상태 인식과 경로·공정 변수 제어가 중요하고, 가공 및 연마는 절삭력, 진동, 힘 제어 등 물리적 상호작용 기반의 지능형 제어가 핵심 기술로 발전하고 있음



〈그림 11〉 제조로봇 연구의 AI 통합 동향

부품 핸들링·조립의 지능화

- 부품 핸들링과 조립은 제조로봇이 가장 널리 활용되는 분야로, 픽앤플레이스(Pick-and-Place), 빈피킹(Bin Picking), 팔레타이징(Palletizing), 머신텐딩(Machine Tending), 조립 보조 등의 작업에 적용되고 있음
 - 로봇은 2D·3D 비전센서를 이용하여 물체의 위치와 자세를 인식하고, 최적의

- 파지 위치를 결정한 후 충돌 없는 경로를 생성하여 작업을 수행함
 - 최근에는 딥러닝 기반 6D 자세 추정, 학습 기반 파지 생성, 데이터 기반 모션플래닝 기술이 적용되면서 비정형 부품, 투명체, 반사체, 유연물체까지 작업 범위가 확대되고 있음
- 제조 현장에서는 높은 신뢰성과 안정성이 요구되므로 단순 인식 성능뿐 아니라 작업 실패를 최소화하는 기술도 함께 중요해지고 있음
 - 인식 오류는 파지 실패, 부품 낙하, 충돌, 조립 불량으로 이어질 수 있음. 따라서 AX 기반 부품 핸들링은 인식 성능뿐 아니라 인식 신뢰도 평가, 파지 안정성 검증, 충돌 회피, 실패 복구 전략을 함께 포함해야함

용접·적층제조의 공정지능화

- 용접과 적층제조는 로봇의 동작이 공정 품질과 직접 연결되는 대표적인 제조 공정으로, 최근에는 AI를 활용한 공정지능화 기술이 빠르게 확대되고 있음
 - 로봇은 단순히 목표 위치를 따라 이동하는 것이 아니라, 용접선 또는 적층 경로를 인식하고 열 입력, 이동 속도, 토치 각도, 스탠드오프 거리, 접촉 조건 등 다양한 공정 변수를 안정적으로 유지해야 함
 - 이에 따라 제조로봇 AX는 공정 상태를 실시간으로 인식하고 공정 변수와 로봇 동작을 동시에 제어하는 방향으로 발전하고 있음
- 용접 분야에서는 AI 기반 공정 모니터링과 페루프 제어 기술이 활발하게 적용되고 있음
 - 카메라, 레이저 프로파일 센서, 구조광 센서, 아크 센서 등을 이용하여 용접선과 접촉 위치를 실시간으로 검출하고 있음
 - AI 모델은 용접 비드 형상, 결함 발생 가능성 및 열 변형을 예측하여 경로 보정과

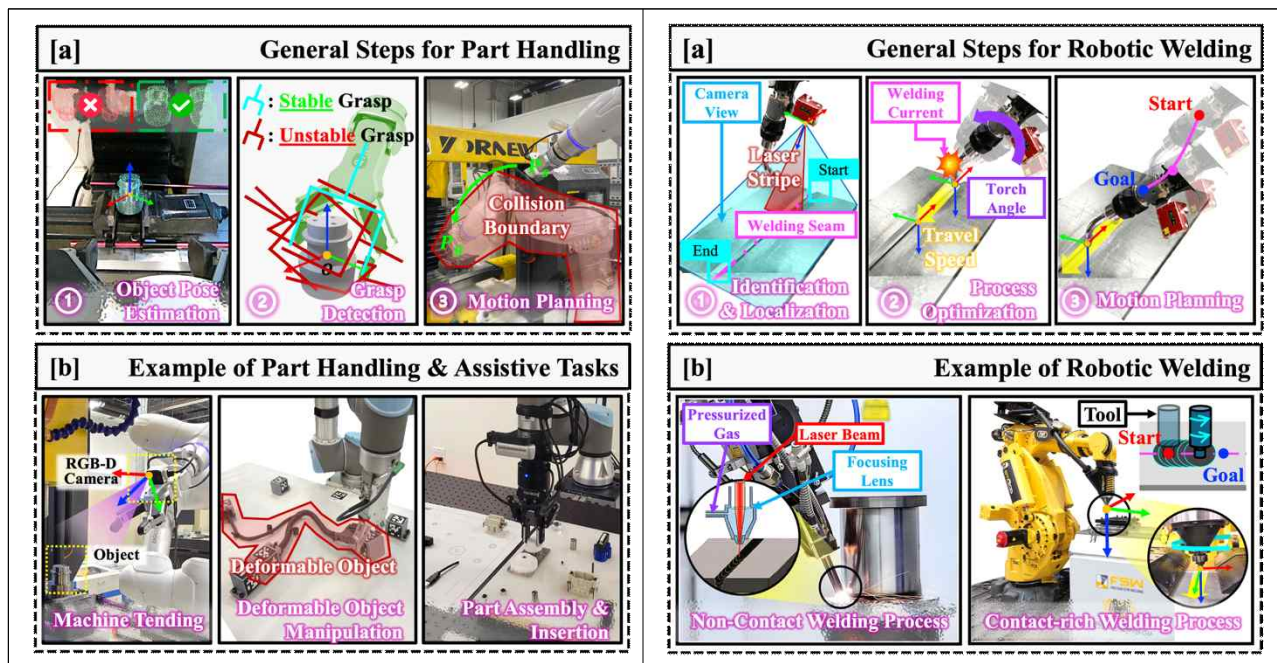
공정 파라미터 최적화를 지원하고 있음

- 적층제조에서도 공정 상태를 반영한 지능형 제어 기술이 핵심 요소로 발전하고 있음
 - 로봇은 적층 경로를 따라 재료를 증착하면서 열 이력, 층간 형상, 기하학적 오차 및 재료 공급 상태를 지속적으로 모니터링해야 함
 - 이에 따라 적층제조는 로봇 경로계획, 공정 모니터링, 결함 예측 및 페루프 보정이 통합된 AI 기반 공정지능화 방향으로 발전하고 있음

가공·검사·인간-로봇 협업으로의 확장

- 제조로봇의 활용은 부품 핸들링과 용접을 넘어 가공, 검사, 인간-로봇 협업 분야까지 확대되고 있으며, AI를 활용한 공정 적응성과 자율성이 핵심 기술로 발전하고 있음
 - 로봇 가공은 산업용 로봇의 넓은 작업공간과 높은 자유도를 활용하여 밀링, 드릴링, 절삭, 디버링, 연마 등을 수행하는 분야로, 기존 공작기계보다 유연성이 높지만 구조 강성이 낮고 진동에 취약하여 공정 상태를 고려한 정밀 제어가 요구됨
 - 이에 따라 절삭력, 공구 마모, 작업물 변형, 마찰력, 진동, 표면 거칠기 등을 실시간으로 감지하고 로봇의 속도, 힘, 자세 및 경로를 보정하는 AI 기반 공정 제어 기술이 확대되고 있음
 - 또한 디지털 트윈과 연계하여 실제 공정 데이터를 가상 모델에 반영하고 공정 조건을 사전에 검증하거나 작업 중 위험 상태를 예측하는 기술도 함께 발전하고 있음
- 검사 공정에서도 제조로봇 AX는 자동화와 품질 향상을 위한 핵심 기술로 활용되고 있음
 - 제조로봇은 카메라, 3D 스캐너, 열화상 카메라, 초음파 센서 등을 이용하여 제품의 형상, 표면, 결함 및 조립 상태를 자동으로 검사할 수 있음

- AI 기반 비전 모델은 다양한 센서 데이터를 분석하여 결함 검출과 품질 판정을 수행하며, 검사 결과를 공정 제어와 품질 관리에 활용하는 방향으로 발전하고 있음
- 인간-로봇 협업은 제조로봇 AX의 중요한 확장 분야로 주목받고 있음
 - 협업 로봇은 작업자와 동일한 공간에서 부품 이송, 조립 보조, 검사 보조 및 공구 제공 등의 작업을 수행하며, 작업자의 위치, 자세, 의도 및 작업 순서를 실시간으로 인식하여 로봇의 속도와 경로를 조정해야 함
 - 비전 센서, 웨어러블 센서, 힘/토크 센서, 음성 및 자연어 인터페이스 등을 활용하여 작업자의 상태와 요구를 이해하고 안전성과 작업 효율을 동시에 확보하는 방향으로 발전하고 있음



〈그림 12〉 공정별 제조로봇 AX 적용 사례

〈표 3〉 제조로봇 공정별 AX 전환 방향과 핵심기술

공정	작업 특성	AX 전환 방향	핵심기술	주요 이슈
부품 핸들링·조립	이산 조작, 비정형 물체	인식-파지-경로계획 지능화	6D 자세 추정, 파지 검출, 모션플래닝	오인식, 파지 실패, 충돌
용접·적층제조	연속 경로, 공정 품질 연계	공정 인식-파라미터 최적화-경로 보정	용접선 검출, 비드 예측, 페루프 보정	열 변형, 결함, 경로 오차
가공·연마	접촉 기반 물리 상호작용	공정 상태 기반 적응 제어	절삭력/진동 모니터링, 힘 제어	채터, 공구 마모, 표면 품질
검사	센서 기반 품질 판정	로봇 기반 자동 검사·품질지능화	3D 스캔, 결함 검출, 경로계획	검사 사각지대, 오판정
인간-로봇 협업	동적 작업자 환경	의도 인식과 실시간 재계획	행동 인식, 충돌 예측, 안전 제어	의도 불확실성, 실시간성

4

제조로봇 AX를 구성하는 핵심 기술

인식-조작-경로계획의 통합

- 제조로봇 AX의 핵심은 제조 환경을 정확하게 인식하고, 이를 바탕으로 파지, 조작, 경로계획 및 제어까지 연결하는 통합 기술에 있음
 - 로봇은 작업물의 위치와 자세, 주변 설비, 작업자 위치, 장애물 및 공정 상태를 인식하며, 이러한 정보는 파지, 조작, 경로계획 및 제어의 입력으로 활용됨
 - 대표적인 기술인 6D 자세 추정은 부품의 3차원 위치와 회전 정보를 계산하는 기술로, 부품 핸들링, 조립, 검사 및 용접 위치 보정 등에 활용되고 있으며, 최근에는 딥러닝 기반 물체 검출, 세그멘테이션, Keypoint Matching, Point Cloud Registration 기술이 함께 적용되고 있음
- 제조 환경은 일반적인 컴퓨터 비전 환경보다 다양한 불확실성을 포함하므로 높은 수준의 강인성이 요구됨
 - 금속 반사, 투명·검은색 물체, 가림(Occlusion), 조명 변화, 먼지, 진동, 센서

노이즈 및 유연 물체의 변형 등은 인식 성능을 저하시킬 수 있음

- 따라서 제조로봇 AX는 단순한 인식 정확도 향상을 넘어 불확실한 인식 결과를 판단하고, 다중 후보를 유지하며, 추가 센싱과 재계획으로 연결하는 기술이 함께 요구됨
- 인식 결과는 실제 로봇 행동으로 연결될 수 있어야 하며, 이를 위해 파지, 조작 및 경로계획 기술이 유기적으로 통합되어야 함
 - 최근에는 대규모 데이터와 시뮬레이션을 활용한 학습 기반 파지 생성, 데이터 기반 모션 정책 및 신경망 기반 충돌 검사 기술이 활발하게 연구되고 있음
 - 또한 인식 오류는 파지 실패로, 파지 실패는 재계획으로, 경로계획 오류는 충돌이나 공정 실패로 이어질 수 있으므로, 제조로봇 AX는 인식-파지-계획-제어가 연결되는 폐루프(Closed-loop) 구조로 발전하고 있음

공정 모니터링과 적응형 제어

- 제조로봇 AX는 공정 상태를 실시간으로 모니터링하고, 이를 기반으로 로봇의 동작과 공정 조건을 능동적으로 조정하는 기술을 포함함
 - 용접, 적층제조, 가공 및 연마 공정에서는 로봇의 위치와 경로뿐 아니라 열, 힘, 진동, 전류, 전압, 재료 상태 및 표면 품질 등이 최종 제품 품질에 직접적인 영향을 미침
 - 따라서 제조로봇은 다양한 센서를 이용하여 공정 상태를 지속적으로 측정하고, 품질 변화를 실시간으로 분석할 수 있어야 함
- 공정 모니터링은 센서 데이터를 이용하여 현재 제조 공정의 상태를 실시간으로 추정하는 핵심 기술임
 - 용접에서는 비드 형상, 용접선 위치, 스패터, 열 변형 및 결함 발생 가능성을

분석하고, 가공에서는 절삭력, 채터, 공구 마모, 표면 조도 및 치수 오차를 모니터링하며, 적층제조에서는 층간 형상, 열 이력, 재료 공급 상태 및 기하학적 드리프트를 지속적으로 확인함

- 적응형 제어는 공정 상태를 기반으로 로봇의 동작을 실시간으로 보정하는 기술로 발전하고 있음
 - 로봇의 속도, 자세, 경로, 힘 및 공정 파라미터를 실시간으로 조정하여 공정 품질을 유지함
 - 또한 AI는 공정 상태 예측, 결함 분류, 품질 예측 및 제어 정책 생성에 활용되고 있으며, 제조 현장에서는 AI의 예측 결과가 품질 기준, 장비 제약조건 및 안전 요구사항을 만족하는지 검증하는 과정도 함께 요구됨

Foundation Model/VLA 기반 작업 지시와 한계

- 최근 제조로봇 AX에서는 Foundation Model과 Vision-Language-Action(VLA) 모델을 활용하여 작업 지시와 작업 계획을 수행하는 기술이 주목받고 있음
 - 자연어 지시, 영상 정보, 로봇 상태 및 작업 맥락을 동시에 이해하여 작업 계획과 로봇 행동으로 연결할 수 있는 가능성을 제공함
 - 제조 현장에서는 작업자 친화적인 로봇 프로그래밍, 비전 기반 작업 이해, 작업 순서 생성, 복잡한 조립 절차 지원 및 예외 상황 대응 등에 활용되고 있음
- Foundation Model 기반 제조로봇은 다양한 가능성을 제공하지만 제조 환경 적용에는 여러 한계도 존재함
 - 실제 제조 환경과 학습 데이터 간 차이, 물리적 상호작용 이해 부족, 환각, 설명 가능성 부족, 실시간 처리 한계 및 안전 제약조건 위반 가능성 등이 대표적인

문제로 지적되고 있음

- 따라서 Foundation Model은 상위 수준의 작업 이해와 작업 지시 해석에 활용하고, 실제 물리적 행동은 로봇 제어, 공정 모델, 안전 제약조건 및 디지털 트윈 기반 검증과 연계하여 수행하는 방향으로 발전하고 있음

5

Physical AI 제조로봇의 신뢰성 확보와 산업적 시사점 ●●●

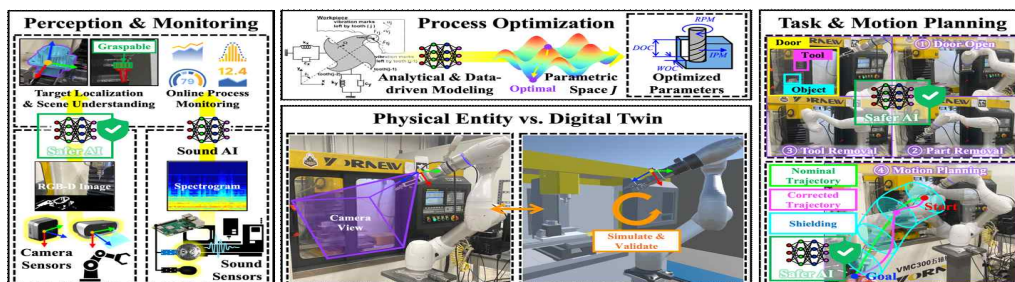
인식 불확실성, 행동 오류, 공정 리스크

- 제조로봇 AX의 산업 확산을 위해서는 AI의 성능분 아니라 인식부터 행동까지 전 과정의 안전성과 신뢰성을 확보하는 것이 필수적임
 - AI 기반 제조로봇은 높은 적응성과 자율성을 제공하지만, 인식 불확실성, 데이터 편향, 도메인 변화, 센서 노이즈, 예외 상황 및 설명 가능성 부족 등의 한계를 동시에 가짐
 - 제조로봇은 실제 물리 환경에서 동작하므로 AI 오류가 단순한 예측 실패에 그치지 않고 파지 실패, 부품 낙하, 작업자와의 충돌, 공정 결함, 설비 손상 및 생산 중단으로 이어질 수 있음
 - 따라서 Physical AI 제조로봇에서는 무엇을 인식했는가뿐 아니라 인식 결과의 신뢰도, 행동의 안전성, 예외 상황에서의 복구 전략까지 함께 고려하는 신뢰성 중심 설계가 요구됨

디지털 트윈 기반 검증과 안전 제어

- 제조로봇 AX에서는 AI가 생성한 행동을 실제 제조 현장에서 안전하게 실행하기 위한

- 검증 체계가 필요하며, 디지털 트윈과 안전 제어 기술이 핵심적인 역할을 수행함
- AI가 생성한 작업 순서와 경로는 충돌, 관절 제한, 속도 제한, 힘 제한, 공정 조건 및 작업자 안전 영역 등 다양한 제약조건을 만족해야 함
 - 이를 위해 모델예측제어(MPC), 도달가능성 분석, 제어장벽함수(CBF), 안전 강화학습 및 안전 필터 등이 활용되고 있음
 - 이러한 기술은 AI의 자율성을 제한하는 것이 아니라 제조 현장에서 활용 가능한 수준의 안전성과 신뢰성을 확보하기 위한 보완 계층으로 기능함
- 디지털 트윈은 실제 제조 시스템과 가상 환경을 연계하여 제조로봇 AX의 검증 플랫폼 역할을 수행함
- 센서 데이터와 시뮬레이션을 연계하여 로봇의 인식 결과, 작업 계획, 공정 상태 및 장비 상태를 사전에 검증하거나 실행 중 모니터링할 수 있음
 - 물체 자세 추정 결과를 가상 환경에서 확인하고, 로봇 경로를 사전에 실행하여 충돌 가능성, 작업 공간 이탈 및 공정 조건 위반 여부를 검증할 수 있음
 - 다만 디지털 트윈만으로 완전한 안전성을 보장하기는 어려우므로 강건한 인식 기술, 안전 제어 및 런타임 모니터링과 함께 활용되어야 함



〈그림 13〉 디지털 트윈 기반 Physical AI 제조로봇 검증 구조

〈표 4〉 제조로봇 공정별 AX 전환 방향과 핵심기술

과제	발생 원인	영향	대응 방향
인식 불확실성	센서 노이즈, 반사, 가림, 도메인 변화	오판지, 충돌, 품질 저하	강건 인식, 불확실성 추정, 재센싱
행동 오류	학습 정책의 일반화 한계, 제약조건 미반영	위험 경로, 공정 실패	안전 모션플래닝, MPC/CBF, 안전 필터
공정 리스크	열·힘·진동·재료 상태 변화	결함, 설비 손상, 생산 중단	공정 모니터링, 적응형 제어
FM/VLA 한계	환각, 설명 가능성 부족, 물리 이해 부족	부적절한 작업 계획	계층형 제어, DT 검증, 런타임 모니터링

산업 도입을 위한 데이터·실증·표준화 과제

- 제조로봇 AX의 산업 확산을 위해서는 AI 기술뿐 아니라 데이터 구축, 실증 환경 및 시스템 통합 기반이 함께 마련되어야 함
 - Foundation Model과 Vision-Language-Action(VLA) 기반 로봇은 자연어, 영상 및 작업 맥락을 통합적으로 이해할 수 있으나, 내부 판단 과정의 불투명성과 물리 제약조건을 충분히 반영하지 못하는 한계를 가짐
 - 따라서 Foundation Model은 작업 이해와 작업 순서 생성에 활용하고, 실제 로봇 행동은 모션플래닝, 공정 모델, 안전 필터 및 디지털 트윈 검증을 거치는 계층적 구조가 필요함
 - 제조로봇 AX는 제조 환경 인식, 물체 자세 추정, 파지·조작, 모션플래닝, 공정 모니터링, 적응형 제어, 디지털 트윈 및 안전 제어가 하나의 시스템으로 통합되어야 하며, 공정 특성을 고려한 AI 기술과 제조기술의 융합이 요구됨
- 제조 현장 적용을 위해서는 데이터 인프라 구축과 실증 환경 확보가 중요함
 - 제조 현장 데이터는 설비와 공정에 따라 특성이 크게 다르며, 공개 데이터셋과 결함 데이터가 부족하므로 시뮬레이션, 디지털 트윈, 합성 데이터 및 현장 실증 데이터를 함께 활용하는 전략이 필요함

- 제조로봇 AX 기술은 실제 공정 조건, 작업자 동선, 설비 배치, 품질 기준 및 안전 기준을 고려한 현장 실증을 통해 검증되어야 하며, 중소·중견기업에서도 쉽게 적용 가능한 사용자 친화적 운영 환경 구축이 중요함
- 또한 로봇, 센서, 제어기, MES, ERP, 품질관리 시스템 및 디지털 트윈 플랫폼 간 데이터 연동 체계를 구축하여 제조로봇이 제조 시스템 전체를 연결하는 지능형 노드로 동작할 수 있도록 해야 함
- 제조로봇 AX의 산업 확산을 위해서는 AI 기반 제조회역에 적합한 새로운 표준과 평가체계 마련이 필요함
 - 향후 표준화는 기존 하드웨어 안전 요구사항을 넘어 AI 기반 인식 결과의 신뢰도, 행동의 제약조건 만족 여부, 디지털 트윈 기반 검증 절차, 런타임 모니터링 및 비상 정지 조건까지 포함하는 방향으로 확대될 필요가 있음
 - 또한 반복 정밀도, 속도, 하중과 같은 기존 성능지표뿐 아니라 인식 신뢰도, 작업 적응성, 예외 대응 능력, 안전 여유도, 공정 품질 영향 및 디지털 트윈 기반 검증 가능성까지 함께 고려하는 새로운 평가체계 구축이 요구됨

6

결론

- 제조로봇은 첨단제조 AX 전환을 실현하는 핵심 물리 플랫폼으로, 제조 현장의 인식·판단·실행을 연결하는 지능형 제조 에이전트로 발전하고 있음
 - 기존 제조로봇은 정해진 궤적을 반복 수행하는 자동화 장비였다면, AX 기반 제조로봇은 센서 데이터를 활용하여 제조 현장을 인식하고, AI 모델을 통해 작업 맥락을 해석하며, 공정 상태와 물리적 제약조건을 고려하여 행동을 스스로 조정하는 지능형 제조 에이전트로 진화하고 있음

- 제조로봇 AX는 다양한 제조 공정에 적용되며, 공정 특성에 따른 AI 기반 지능화 기술이 요구됨
 - 부품 핸들링과 조립에서는 인식-파지-경로계획의 지능화가 핵심이며, 용접 및 적층제조에서는 공정 인식, 공정 파라미터 최적화 및 경로 보정 기술이 중요함
 - 또한 가공 및 접촉 기반 작업에서는 절삭력, 진동, 공구 상태 등 공정 상태를 기반으로 한 적응형 제어 기술이 요구되며, 검사 및 인간-로봇 협업 분야에서도 AI 기반 인식과 상황 판단 기술의 중요성이 지속적으로 확대되고 있음
- 제조로봇 AX의 산업 확산을 위해서는 AI 성능뿐 아니라 신뢰성과 안전성을 확보할 수 있는 통합 기술이 함께 구축되어야 함
 - 실제 제조 환경에서는 AI 모델의 성능 향상만으로는 물리적 위험과 품질 요구사항을 충분히 해결하기 어려우므로, 강건한 인식 기술, 안전 모션플래닝, 공정 모니터링, 디지털 트윈 기반 검증 및 런타임 보증 기술이 함께 적용되어야 함
- 향후 제조로봇 AX는 AI와 제조기술의 융합을 기반으로 첨단제조 생산성과 품질, 유연성 및 안전성을 동시에 향상시키는 핵심 기술로 발전할 것으로 기대됨
 - 범용 AI와 공정 특화 로봇 기술의 융합, 데이터·시뮬레이션·디지털 트윈 기반 학습 인프라 구축, 실시간성과 안전성을 고려한 시스템 통합 및 표준화된 평가체계 마련이 지속적으로 추진되어야 하며, 이를 통해 제조로봇은 단순 자동화를 넘어 첨단제조 AX를 실현하는 핵심 플랫폼으로 자리매김할 것으로 전망됨

References

1. Herzog, T., Brandt, M., Trinchì, A., Sola, A., & Molotnikov, A. (2023). Process monitoring and machine learning for defect detection in laser-based metal additive manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*. <https://doi.org/10.1007/s10845-023-02119-y>
2. Ciccone, F., Bacciaglia, A., & Ceruti, A. (2023). Optimization with artificial intelligence in additive manufacturing: a systematic review. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 45(6). <https://doi.org/10.1007/s40430-023-04200-2>
3. Gupta, A. (2024). ADVANTAGES AND CHALLENGES OF ADDITIVE MANUFACTURING: A BREAKTHROUGH IN AEROSPACE MANUFACTURING. *INTERNATIONAL JOURNAL of RESEARCH in AERONAUTICAL and MECHANICAL ENGINEERING*.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.10847767>
4. Hendriks, A. J., Ramokolo, R., Ngobeni, C., Moroko, M., & Naidoo, D. (2018). DETECTING DEFECTS DURING POWDER DEPOSITION IN ADDITIVE MANUFACTURING [Review of DETECTING DEFECTS DURING POWDER DEPOSITION IN ADDITIVE MANUFACTURING]. Academia.
https://www.academia.edu/111405815/Detecting_Defects_During_Powder_Deposition_in_Additive_Manufacturing
5. Adugna, Y. W., Akessa, A. D., & Lemu, H. G. (2021). Overview study on challenges of additive manufacturing for a healthcare application. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1201(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1201/1/012041>
6. Brennan, M. C., Keist, J. S., & Palmer, T. A. (2021). Defects in metal additive manufacturing processes. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 30(7), 4808–4818.
<https://doi.org/10.1007/s11665-021-05919-6>
7. Daniyan, I., Mpofu, K., Oyesola, M., & Daniyan, L. (2020). Process Optimization of Additive Manufacturing Technology: A Case Evaluation for a Manufactured Railcar Accessory. *Procedia CIRP*, 95, 89–96. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.143>
8. Zhou, H., Yang, H., Li, H., Ma, Y., Yu, S., Shi, J., Cheng, J., Gao, P., Yu, B., Miao, Z., & Wei, Y. (2024). Advancements in machine learning for Material Design and process optimization in the field of additive manufacturing. *China Foundry*, 21(2), 101–115.
<https://doi.org/10.1007/s41230-024-3145-3>
9. R. Haribaskar, & T. Sampath Kumar. (2023). Defects in Metal Additive Manufacturing:

Formation, Process Parameters, Postprocessing, Challenges, Economic Aspects, and Future Research Directions. 3D Printing and Additive Manufacturing. <https://doi.org/10.1089/3dp.2022.0344>

10. Keiron O'Shea, & Nash, R. R. (2015). An Introduction to Convolutional Neural Networks. ArXiv (Cornell University). <https://doi.org/10.48550/arxiv.1511.08458>

11. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Lecture Notes in Computer Science, 9351, 234–241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28

12. Fang, Q., Tan, Z., Li, H., Shen, S., Liu, S., Song, C., Zhou, X., Yang, Y., & Wen, S. (2021). In-situ capture of melt pool signature in selective laser melting using U-Net-based convolutional neural network. Journal of Manufacturing Processes, 68, 347–355. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2021.05.052>

13. Davtalab, O., Kazemian, A., Yuan, X., & Khoshnevis, B. (2020). Automated inspection in robotic additive manufacturing using deep learning for layer deformation detection. Journal of Intelligent Manufacturing. <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01684-w>

14. Ren, Z., Gao, L., Clark, S. J., Kamel Fezzaa, Shevchenko, P., Choi, A., Everhart, W., Rollett, A. D., Chen, L., & Sun, T. (2023). Machine learning-aided real-time detection of keyhole pore generation in laser powder bed fusion. Science, 379(6627), 89–94. <https://doi.org/10.1126/science.add4667>

15. Das, T., Ali, A., Kuar, A. S., Chaudhuri, S. S., & Nonso Nnamoko. (2025). Attention-LightNet: A Lightweight Deep Learning Real-Time Defect Detection for Laser Sintering. Electronics, 14(13), 2674–2674. <https://doi.org/10.3390/electronics14132674>

16. Cannizzaro, D., Varrella, A. G., Paradiso, S., Sampieri, R., Chen, Y., Macii, A., Patti, E., & Di Cataldo, S. (2021). In-situ defect detection of metal Additive Manufacturing: an integrated framework. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 1–1. <https://doi.org/10.1109/tetc.2021.3108844>

17. Phan, D. N., Jha, S., Mavo, J. P., Lanigan, E. L., Nguyen, L., Poudel, L., & Bhowmik, R. (2024). Scalable AI Framework for Defect Detection in Metal Additive Manufacturing. ArXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2411.00960>

18. Zhao, H., Wang, X., Sun, J., Wang, Y., Chen, Z., Wang, J., & Xu, X. (2024). Artificial intelligence powered real-time quality monitoring for additive manufacturing in construction. Construction and Building Materials, 429, 135894–135894. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2024.135894>

19. Avinash Selot, & Dwivedi, R. K. (2023). Machine learning and sensor-based approach for defect detection in MEX additive manufacturing process- A Review. Journal of the Brazilian Society of

- Mechanical Sciences and Engineering, 45(10). <https://doi.org/10.1007/s40430-023-04425-1>
20. Scheffel, R. M., Fröhlich, A. A., & Silvestri, M. (2021). Automated fault detection for additive manufacturing using vibration sensors. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 34(5), 500–514. <https://doi.org/10.1080/0951192x.2021.1901316>
 21. GeeksforGeeks. (2018). Introduction to Recurrent Neural Networks. GeeksforGeeks. <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/introduction-to-recurrent-neural-network/>
 22. Westphal, E., & Seitz, H. (2021). A machine learning method for defect detection and visualization in selective laser sintering based on convolutional neural networks. *Additive Manufacturing*, 41, 101965. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2021.101965>
 23. Yin, X., Akmal, J., & Salmi, M. (2025). Artificial intelligence-driven defect detection and localization in metal 3D printing using convolutional neural networks. *Materials Science in Additive Manufacturing*, 4(3), 025150022–025150022. <https://doi.org/10.36922/msam025150022>
 24. Tuo, H., Wang, L., Zhang, J., Zhang, X., Dong, S., & Li, X. (2025). The defect quantification in additive manufacturing composites using fused infrared thermography and artificial intelligence. *Composites Part B: Engineering*, 309, 113114. <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2025.113114>
 25. Asare, M., Garcia, M., Aguirre, D., & Yang, J. (2025). AI-Enhanced Real-Time Additive Manufacturing Defect Detection Method. *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 137–145. https://doi.org/10.1007/978-3-032-05610-8_15
 26. Sawicki, P., & Dybała, B. (2025). Enhancing Powder Bed Fusion—Laser Beam Process Monitoring: Transfer and Classic Learning Techniques for Convolutional Neural Networks. *Materials*, 18(13), 3026. <https://doi.org/10.3390/ma18133026>
 27. Bhattacharya, M., Mihai Penica, Eoin O'Connell, & Hayes, M. (2024). AI-driven real-time failure detection in additive manufacturing. *Procedia Computer Science*, 232, 3229–3238. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.138>
 28. Mieszczanek, P., Corke, P., Mehanian, C., Dalton, P. D., & Hutmacher, D. W. (2024). Towards industry-ready additive manufacturing: AI-enabled closed-loop control for 3D melt electrowriting. *Communications Engineering*, 3(1), 1–8. <https://doi.org/10.1038/s44172-024-00302-4>
 29. Ghasempour-Mouziraji, M., Afonso, D., & Alves de Sousa, R. (2025). On the Prediction and Optimisation of Processing Parameters in Directed Energy Deposition of SS316L via Finite Element Simulation and Machine Learning. *Materials*, 18(5), 1039. <https://doi.org/10.3390/ma18051039>
 30. Chaudhry, S., Azzedine Abdedou, & Azzeddine Soulaïmani. (2025). Data-driven non-intrusive reduced order modelling of selective laser melting additive manufacturing process using proper orthogonal decomposition and convolutional autoencoder. *Advanced Modeling and Simulation in Engineering Sciences*, 12(1), 22–22. <https://doi.org/10.1186/s40323-025-00305-6>

31. Mieszczanek, P., Corke, P., Mehanian, C., Dalton, P. D., & Hutmacher, D. W. (2024). Towards industry-ready additive manufacturing: AI-enabled closed-loop control for 3D melt electrowriting. *Communications Engineering*, 3(1), 1–8. <https://doi.org/10.1038/s44172-024-00302-4>
32. Harshal Nejkar, & Swamy, K. M. (2025). Attention-enhanced neural network-based metaheuristic optimization frameworks for enhancing tensile strength in 3D printing. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part E Journal of Process Mechanical Engineering*.
<https://doi.org/10.1177/09544089251365590>
33. Chaudhry, S., Azzedine Abdedou, & Azzedine Soulaïmani. (2025). Data-driven non-intrusive reduced order modelling of selective laser melting additive manufacturing process using proper orthogonal decomposition and convolutional autoencoder. *Advanced Modeling and Simulation in Engineering Sciences*, 12(1), 22–22. <https://doi.org/10.1186/s40323-025-00305-6>
34. Harshal Nejkar, & Swamy, K. M. (2025). Attention-enhanced neural network-based metaheuristic optimization frameworks for enhancing tensile strength in 3D printing. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part E Journal of Process Mechanical Engineering*.
<https://doi.org/10.1177/09544089251365590>
35. Peng, J., Kreuzwieser, S., Wang, D., Kimmig, A., Fan, Z., Li, J., & Ovtcharova, J. (2025). A novel contrastive learning framework for multi-parameter optimization in 3D printing. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 161, 112209. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112209>
36. Mozaffar, M., Paul, A., Al-Bahrani, R., Wolff, S., Choudhary, A., Agrawal, A., Ehmann, K., & Cao, J. (2018). Data-driven prediction of the high-dimensional thermal history in directed energy deposition processes via recurrent neural networks. *Manufacturing Letters*, 18, 35–39.
<https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.10.002>
37. Chen, Y.-P., Karkaria, V., Tsai, Y.-K., Rolark, F., Quispe, D., Gao, R. X., Cao, J., & Chen, W. (2025). Real-time decision-making for Digital Twin in additive manufacturing with Model Predictive Control using time-series deep neural networks. *Journal of Manufacturing Systems*, 80, 412–424.
<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.03.009>
38. Raut, R., Ball, A. K., & Basak, A. (2025). Scalable and transferable graph neural networks for predicting temperature evolution in laser powder bed fusion. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 153, 110898. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110898>
39. Wang, Y., Zhang, B., Lu, S., Yang, C., Wang, L., He, J., Sun, C., & Li, D. (2025). Effectiveness of Invertible Neural Network in Variable Material 3D Printing: Application to Screw-Based Material Extrusion. *Additive Manufacturing Frontiers*, 4(2), 200222.
<https://doi.org/10.1016/j.amf.2025.200222>
40. Shetty, A., Aamirah Fathima, B Anika, Shetty, R., None Vinyas, J.P. Supriya, & Hegde, A.

- (2025). Computational optimization of 3D printed bone scaffolds using orthogonal array-driven FEA and neural network modeling. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-15122-5>
41. Sharma, R., Raissi, M., & B, G. Y. (2024). Physics-Informed Machine Learning for Smart Additive Manufacturing. *ArXiv.org*. <https://arxiv.org/abs/2407.10761>
42. Zhu, Q., Lu, Z., & Hu, Y. (2025). Transfer learning-enhanced physics informed neural network for accurate melt pool prediction in laser melting. *Advanced Manufacturing*. <https://doi.org/10.55092/am20250001>
43. Sajadi, P., Rahmani, D. M., Tang, Y., & Gary, W. G. (2024). Real-Time 2D Temperature Field Prediction in Metal Additive Manufacturing Using Physics-Informed Neural Networks. *ArXiv.org*. <https://arxiv.org/abs/2401.02403>
44. Lee, H., Sim, Y., Jang, J., Yoon, B., Lee, H. G., Park, H., Kim, C.-J., & Jun, M. B. G. Toward provably safe AI-driven perception and motion planning for robotic manufacturing: A review. Manuscript submitted to *Journal of Manufacturing Systems*, 2026.
45. Gupta, A., Savarese, S., Ganguli, S., & Fei-Fei, L. Embodied intelligence via learning and evolution. *Nature Communications*, 2021.
46. Liu, Y., Chen, W., Bai, Y., Liang, X., Li, G., Gao, W., & Lin, L. Aligning cyber space with physical world: A comprehensive survey on embodied AI. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2025.
47. Levine, S., Finn, C., Darrell, T., & Abbeel, P. End-to-end training of deep visuomotor policies. *Journal of Machine Learning Research*, 2016.
48. Barreiros, J., Beaulieu, A., Bhat, A., Cory, R., Cousineau, E., Dai, H., Fang, C.-H., Hashimoto, K., Irshad, M. Z., Itkina, M., et al. A careful examination of large behavior models for multitask dexterous manipulation. *arXiv preprint arXiv:2507.05331*, 2025.
49. Brohan, A., Brown, N., Carbajal, J., Chebotar, Y., Dabis, J., Finn, C., Gopalakrishnan, K., Hausman, K., Herzog, A., Hsu, J., et al. RT-1: Robotics transformer for real-world control at scale. *Proceedings of Robotics: Science and Systems*, 2023.
50. Lu, Y., Liu, C., Wang, I. K., Huang, H., & Xu, X. Digital twin-driven smart manufacturing: Connotation, reference model, applications and research issues. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020.
51. Ahelerooff, S., Xu, X., Zhong, R. Y., & Lu, Y. Digital twin as a service in Industry 4.0: An architecture reference model. *Advanced Engineering Informatics*, 2021.
52. Malik, A. A., & Brem, A. Digital twins for collaborative robots: A case study in human-robot interaction. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021.
53. Wang, S., Zhang, J., Wang, P., Law, J., Calinescu, R., & Mihaylova, L. A deep

learning-enhanced digital twin framework for improving safety and reliability in human-robot collaborative manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2024.

54. Li, X., He, B., Wang, Z., Zhou, Y., Li, G., & Li, X. Toward cognitive digital twin system of human-robot collaboration manipulation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024.

55. Chen, S., Bekar, E. T., Bokrantz, J., & Skoogh, A. AI-enhanced digital twins in maintenance: Systematic review, industrial challenges, and bridging research-practice gaps. *Journal of Manufacturing Systems*, 2025.

56. Xia, G., Ghairi, Z., Wuest, T., Hribernik, K., Heuermann, A., Liu, F., Liu, H., & Thoben, K.-D. Towards human modeling for human-robot collaboration and digital twins in industrial environments: Research status, prospects, and challenges. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2025.

57. Breyer, M., Chung, J. J., Ott, L., Siegwart, R., & Nieto, J. Volumetric grasping network: Real-time 6-DoF grasp detection in clutter. *Conference on Robot Learning*, 2021.

58. Chamzas, C., Kingston, Z., Quintero-Peña, C., Shrivastava, A., & Kavraki, L. E. Learning sampling distributions using local 3D workspace decompositions for motion planning in high dimensions. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2021.

59. Fishman, A., Murali, A., Eppner, C., Peele, B., Boots, B., & Fox, D. Motion policy networks. *Conference on Robot Learning*, 2023.

60. Li, Y., Chi, X., Razmjoo, A., & Calinon, S. Configuration space distance fields for manipulation planning. *Robotics: Science and Systems*, 2024.

61. Brunke, L., Greeff, M., Hall, A. W., Yuan, Z., Zhou, S., Panerati, J., & Schoellig, A. P. Safe learning in robotics: From learning-based control to safe reinforcement learning. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 2022.

62. Rawlings, J. B., Mayne, D. Q., & Diehl, M. *Model Predictive Control: Theory, Computation, and Design*. Nob Hill Publishing, 2017.

63. Ames, A. D., Xu, X., Grizzle, J. W., & Tabuada, P. Control barrier function based quadratic programs for safety critical systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017.

64. Althoff, M., Frehse, G., & Girard, A. Set propagation techniques for reachability analysis. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 2021.

65. Yang, H., Shi, J., & Carlone, L. TEASER: Fast and certifiable point cloud registration. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021.

66. LaValle, S. M. *Planning Algorithms*. Cambridge University Press, 2006.

67. Siciliano, B., Sciavicco, L., Villani, L., & Oriolo, G. *Robotics: Modelling, Planning and Control*.

Springer, 2009.

68. ISO 10218-1/2. Robots and robotic devices — Safety requirements for industrial robots.

International Organization for Standardization.

69. ISO/TS 15066. Robots and robotic devices — Collaborative robots. International Organization for Standardization.



첨단제조 AX 전환

발 행 일 | 2026년 7월

작 성 자 | Martin Jun, Haseung Chung, Chabum Lee

문 의 처 | KIAT 미국사무소

-
- ※ 본 자료에 수록된 내용은 한국산업기술진흥원의 공식적인 견해가 아님을 밝힙니다.
 - ※ 본 내용은 무단 전재할 수 없으며, 인용할 경우, 반드시 원문출처를 명시하여야 합니다.
 - ※ 본 자료는 GT온라인 홈페이지(www.gtonline.or.kr)를 통해서도 보실 수 있습니다.

