



제조업, AI로 다시 설계되다

한국 제조업 재도약을 위한 로드맵

삼일PwC경영연구원 | Industry Focus

March 2026



Contents

1. 제조 AI의 부상	4
1.1 제조 AI 기술 패러다임의 부상	5
1.2 제조 AI의 정의 및 특징	8
1.3 제조 AI 시장 전망 및 적용 현황	9
1.4 제조 AI의 핵심 요소: 데이터	11
2. 국내 제조업 AI의 현주소	13
2.1 제조 AI는 국내 제조업의 생존 수단	14
2.2 국내 제조업의 AI 활용 실태	17
3. 국내외 스마트제조 육성 정책: 독일, 미국, 일본, 중국, 한국	20
3.1 해외 스마트제조 정책 분석	21
3.2 국내 스마트제조 정책 분석 및 진단	29
4. 기업 사례: 제조 대기업 vs. 중견·중소기업	32
4.1 글로벌 제조 대기업들의 제조 AI 활용 현황	34
4.2 국내 중소기업 사례	41
Case Study 1 제조 중소기업 대상 설문조사	45
Case Study 2 중소기업 현장 방문기	52
5. 결론 및 시사점/대응방안	54
5.1 결론	55
5.2 시사점 및 대응 방안	56
5.3 전략적 제언: 중견·중소기업 중심	59
[Appendix 1] KOSMO 선정 스마트팩토리 우수구축사례	63
[Appendix 2] 주요 제조 AI 서비스 기업	68

들어가며

인공지능(AI)은 이제 산업 전반의 생산성과 경쟁력을 결정짓는 핵심 인프라로 자리 잡았다. 특히 생성형 AI의 등장은 기존의 분석·예측 기술을 넘어, 의사결정과 공정 최적화, 운영 방식의 재설계까지 가능하게 하며 제조업의 판을 근본적으로 뒤흔들고 있다. 전통적으로 자동화 중심이었던 제조 현장은 지금, 데이터와 AI를 기반으로 한 지능형 제조 체계, 즉 '제조 AI'로의 대전환을 요구받고 있다.

그럼에도 불구하고 제조 AI에 대한 논의는 여전히 기술적 설명에 머무르는 경우가 많다. 정작 중요한 것은 기업의 현장에서 AI가 어떻게 활용되고 있는지, 실제 도입과 운영 과정에서 어떤 한계와 과제에 직면하는지, 그리고 이러한 기술이 산업 전반에 어떤 변화를 만들어내고 있는지에 대한 현실적 이해이다. 본 보고서는 기술 자체보다는 국내 제조업계의 실제 활용 수준과 현장의 목소리, 그리고 기업들이 당면한 실질적 과제가 무엇인지에 초점을 맞추어 진행된다.

한국 제조업은 지금 중대한 전환기에 놓여 있다. 글로벌 공급망 재편, 고원가 구조, 숙련 인력 감소, 규제 강화 등 복합적인 환경 변화가 동시에 밀려오고 있기 때문이다. 글로벌 제조 대기업과 일부 국내 선도 기업들은 이미 AI를 활용해 공정 효율화, 품질 안정화, 예지 정비 등 구체적 성과를 내고 있다. 반면, 이러한 변화가 산업 전반으로 고르게 확산되지는 못하고 있으며, 특히 중소 제조기업의 AI 도입은 여전히 초기 단계에 머물러 있다. AI의 필요성에는 공감하지만, 인력·데이터·투자의 장벽 때문에 실행으로 이어지지 못하는 경우가 대부분이다. 그 결과, 대기업과 중소기업 사이의 기술 격차는 점차 벌어지고 있다.

이러한 양극화는 개별 기업의 문제를 넘어, 한국 제조 생태계의 지속가능성과 국가 경쟁력의 문제로 확대되고 있다. 제조 AI는 더 이상 '선택적 혁신'이 아니라, 급변하는 글로벌 환경 속에서 생존을 위한 필수 전략이 되고 있다. 따라서 지금 필요한 것은 기술만이 아니라, 각 기업이 처한 현실을 반영한 현실적인 도입 전략과 실행 가능성이 있는 방향 제시이다.

이번 보고서는 이러한 문제의식에서 출발해 국내 제조업의 AI 활용 실태를 점검하고, 주요국의 스마트제조 정책과 사례를 비교·분석해 시사점을 도출하고자 한다. 특히 중소기업이 실제로 적용 가능한 AI 도입 방향과 실행 전략을 제시함으로써, 제조업 전반의 AI 활용 확산에 도움이 되는 실질적 기준점을 마련하고자 한다.

01

제조 AI의 부상



1.1 제조 AI 기술 패러다임의 부상

제조업의 AI 전환은 더 이상 선택이 아니다.

최근 인공지능(AI)은 산업 전반의 생산성과 경쟁력을 재정의하는 핵심 기술로 자리매김하고 있다. 특히 생성형 AI(Generative AI)의 부상은 텍스트, 이미지, 코드 등 다양한 데이터를 스스로 생성·해석할 수 있는 능력을 통해 기존 AI가 제공하지 못했던 차별적 가치를 만들어내고 있다. 이러한 변화는 금융, 의료, 교육, 미디어 등 지식집약적 산업 전반에 빠르게 확산되고 있으며, 이제는 제조업과 같은 전통적 산업에도 근본적인 전환을 요구하고 있다.

제조업은 세계 GDP의 약 15%(‘24년 기준)를 차지하는 핵심 산업이지만¹⁾, 동시에 글로벌 공급망 불안정, 고원가 구조, 숙련 인력 부족, ESG (환경·사회·지배구조) 규제 강화, 제품 수명주기 단축 등 복합적인 압력에 직면해 있다. 글로벌 제조업체들의 가동률은 팬데믹 이후 완전 회복되지 못한 채 평균 70~80% 수준에서 정체되고 있으며²⁾, 숙련 인력 부족으로 인한 생산성 하락도 지속되고 있다. 이러한 환경에서 **제조업의 AI 전환(AI)**은 **더 이상 선택이 아닌 생존 전략**으로 간주된다.

AI 기술은 이미 예지보전, 품질 관리, 공정 최적화 등 제조 현장의 주요 영역에서 활용되어 왔다. 그러나 기존의 AI는 주로 ‘분석과 예측’에 머물러 제한적인 효율 개선만을 제공했다. 반면, 최근 발전한 생성형 AI는 ‘창출과 최적화’라는 새로운 차원을 열어주고 있다. 예를 들어, 생성형 AI는 복잡한 CAD(Computer-Aided Design) 설계 도면을 자동 보완하거나, 수백만 건의 시뮬레이션 데이터를 바탕으로 최적의 공정 조건을 제시할 수 있으며, 공급망 관리에서는 다변수 시나리오를 생성하여 리스크에 신속히 대응하도록 돕는다.

이에 따라 **‘제조 AI(Manufacturing AI)’**라는 새로운 기술 패러다임이 부상하고 있다. 제조 AI는 제조업의 특수한 데이터 구조와 공정 환경을 반영해 설계된 AI 기술로, 생성형 AI와 결합하면서 ‘자동화·정보화’ 제조 체계 중심에서 **‘지능화·자율화’ 중심의 제조 체계로의 전환을 가속화하고 있다.**

1) World Bank (Manufacturing, value added (% of GDP))

2) Federal Reserve (Industrial Production and Capacity Utilization: The 2024 Annual Revision)

제조 시의 부상은 단순히 기술적 유행에 기인한 것이 아니라, 전 세계 제조업을 둘러싼 글로벌 트렌드가 근본적으로 변화하고 있기 때문이다. 현재 제조업계가 직면한 거대한 변화의 흐름은 다음과 같다¹⁾:

㉠ 경제적 불확실성 및 성장 둔화

글로벌 경제 둔화로 인해 전반적인 산업 성장이 억제되고 있으며, 특히 B2C 산업의 투자 제한은 시장 확장 속도를 늦추는 주요 원인이 되고 있다.

㉡ 생산 비용 상승의 압박

과거 저비용 지역이었던 곳들조차 인건비가 상승하고 있으며, 에너지 및 원자재 가격도 지속적으로 오르고 있다. 특히 친환경 에너지 전환에 따른 재정적 부담이 가중되는 추세다.

㉢ 심화되는 인력 부족 문제

IT 및 엔지니어링 분야의 인재 부족은 기업의 혁신과 운영 효율성을 저해하고 있다. 선진국의 고령화 현상은 이러한 인력난을 더욱 심화시키는 요인이다.

㉣ 서비스 고도화 요구 증대

고객들은 더 빠른 서비스와 높은 부품 가용성을 기대하고 있다. 시장별 특화된 요구와 데이터 기반의 신규 서비스가 등장함에 따라 서비스 구조의 복잡성도 함께 증가하고 있다.

㉤ 환경 인식 확산과 지속가능성

친환경 제품과 순환 가치사슬(Value Chain)에 대한 요구가 커지고 있다. 이는 제조업체에 도전 과제인 동시에, 환경 성과를 통해 시장에서 차별화할 수 있는 기회가 되기도 한다.

㉥ 공급망 불안정성 상시화

자연재해와 각종 위기로 인해 공급망 불안이 일상화되었다. 기업들은 이에 대응하기 위해 다중 소싱(Multi-sourcing)과 지역 중심 생산 전략을 통해 공급망 회복력을 강화하고 있다.

㉦ 글로벌 경쟁의 심화

저비용 경쟁업체들이 글로벌 시장으로 세력을 넓히면서 기존 기업들에 대한 압박이 거세지고 있다. 무역 장벽에 대응하기 위한 효과적인 리스크 관리와 지역별 맞춤 전략이 필수적이다.

㉧ 급격한 기술 변화와 R&D

경쟁력 유지를 위해 첨단 제조 기술과 R&D 투자는 선택이 아닌 필수다. 기업들은 시장의 요구를 충족하고 글로벌 경쟁에서 앞서기 위해 기술력을 핵심 차별화 요소로 활용해야 한다.

㉨ 지식재산권 및 데이터 보안 강화

사이버 위협과 데이터 도난 위험이 커짐에 따라 보안 시스템 구축의 중요성이 증대되었다. 내부 및 외부 데이터를 안전하게 보호하는 것은 운영의 지속성과 고객 신뢰 확보의 핵심이다.

㉩ 규제 변화 및 지정학적 이슈

탈세계화 흐름 속에서 지역적·세계적 갈등이 깊어지고 있다. 이러한 혼란 속에서도 AI 기반 군사 프로젝트와 같은 분야가 새로운 시장 기회로 부상하고 있다.

1) Strategy&(2025)

주요 트렌드가 제조업에 미치는 영향에 대한 설문조사 답변 결과

제조업계 주요 이슈	'30년까지 제조업에 큰 영향을 미칠 것 ¹⁾	생성형 AI는 해당 이슈를 해결할 수 있을 것 ²⁾
경제적 불확실성	104	15.2
비용 증가	88	20.7
인력 부족	80	18.5
서비스 요구 증가	78	17.6
환경 인식	73	14.4
공급망 불안정성	43	22.1
글로벌 경쟁	35	24
기술 변화	26	21.6
지식재산권 및 데이터 보호	20	17.6
규제 및 정치적 이슈	17	16.2

1) 응답 수, 2) 가중합기반 수치

자료: Strategy&(2025) - 독일, 오스트리아, 스위스 기반 제조업 임원 대상 설문조사 답변(n=247)

1.2 제조 AI의 정의 및 특징

제조 AI는 제조 현장에 최적화된 AI 기술로, '지능형 자율화'를 실현

제조 AI는 제조 현장에서 발생하는 방대한 데이터를 분석하여 공정을 최적화하고, 불량을 예측하며, 설비의 이상을 감지하는 산업 맞춤형 AI 기술을 의미한다. (업계에서는 '자율제조 AI', 'AI 팩토리' 등 다양한 용어가 사용되고 있으나, 본 보고서에서는 이를 통칭하여 '제조 AI'로 통일)

제조 AI는 일반적인 범용 AI(Ex. 챗봇, 이미지 생성 AI 등)와 구별된다. 범용 AI가 언어, 이미지 등 일상 데이터를 다루는 반면, 제조 AI는 센서 데이터, 품질 검사 이미지, 설비 로그 등 제조 현장에서 발생하는 복잡한 형태의 데이터를 이해하고 처리하도록 설계되어 있다. 이를 통해 사람이 직접 판단하거나 제어하지 않아도, 공정 내 다양한 문제를 자동으로 감지하고 최적의 해결 방안을 제시할 수 있다.

첨단 기술이 적용된 공장을 일반적으로 '스마트팩토리(Smart Factory)'라고 부른다. 그리고 스마트팩토리의 첨단 기술의 활용 수준 및 역량 등에 따라 스마트화 수준을 '기초-중간1-중간2-고도화'로 구분하고 있는데, 제조 AI가 적용된 스마트팩토리는 여기서 '고도화' 수준에 속한다. 제조 AI가 적용된 고도화 수준의 스마트팩토리는 스스로 판단하고 결정하는 공장이다. 즉, AI가 생산 상황을 실시간으로 분석하고, 가장 효율적인 제조 방식을 선택할 수 있는 IoT, CPS 기반의 완전 지능형 공장인 것이다. 이는 기존의 R&D, 생산관리(MES), 공급사슬관리(SCM), 기업 자원관리(ERP) 등을 디지털 트윈과 같은 방법을 통해 디지털화하고 AI를 활용한 예측 분석을 통해 자율제어가 가능한 수준이다.

결국 제조 AI는 현장 숙련공의 경험과 직관에 의존하던 기존 방식에서 벗어나, 데이터에 기반한 객관적이고 정밀한 의사결정 시스템으로의 전환을 의미한다. 이는 인력 부족 문제 해결과 안전사고 예방은 물론, 급변하는 시장 수요에 유연하게 대응할 수 있는 맞춤형 생산 체계 구축을 가능하게 한다.

스마트팩토리 단계별 구분: 제조 AI 도입을 통해 스마트팩토리의 '고도화'를 실현

구분	현장 자동화	공장운영	기업자원관리	제품개발	주요 시스템
고도화	IoT/IoS ¹⁾ 기반의 CPS화 ²⁾				디지털 트윈, CPS, AI APS, AI SCM, IoT 플랫폼 등
제조 AI 적용 단계	IoT/IoS화	IoT/IoS(모듈)화 빅데이터 기반의 진단 및 운영			
중간2	설비제어 자동화	실시간 공장제어	공장운영 통합	시뮬레이션과 일괄 프로세스 자동화	고도화 MES, APS, 고도화 SCM, WMS/TMS ³⁾
중간1	설비데이터 자동집계	실시간 의사결정	기능 간 통합	기술 정보 생성 자동화와 협업	MES, ERP, SCM, PLM, CMMS
기초	실적집계 자동화	공정물류 관리(POP)	관리 기능 중심 기능 개별 운용	서버를 통한 기술/납기 관리	POP, 기초 MES, ERP, RFID
ICT 미적용	수작업	수작업	수작업	수작업	없음

1) Internet of Services(서비스 인터넷): 수집된 데이터를 바탕으로 MES, ERP, SCM 등의 서비스를 연동해 프로세스를 자동화

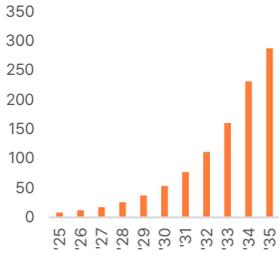
2) 가상 공간(Cyber)에 실제 공장(Physical)을 구현해 시뮬레이션을 통해 운영 상황을 진단하고, 자율적으로 문제를 해결하거나 최적화하는 고도화된 단계

3) 물류 효율화를 위한 시스템: Warehouse Management System(창고관리시스템), Transportation Management System(배송/운송관리시스템)

자료: 스마트제조혁신추진단(2024), 삼일PwC경영연구원

1.3 제조 AI 시장 전망 및 적용 현황

글로벌 제조 AI 시장 규모 추이
(단위: 십억 달러)

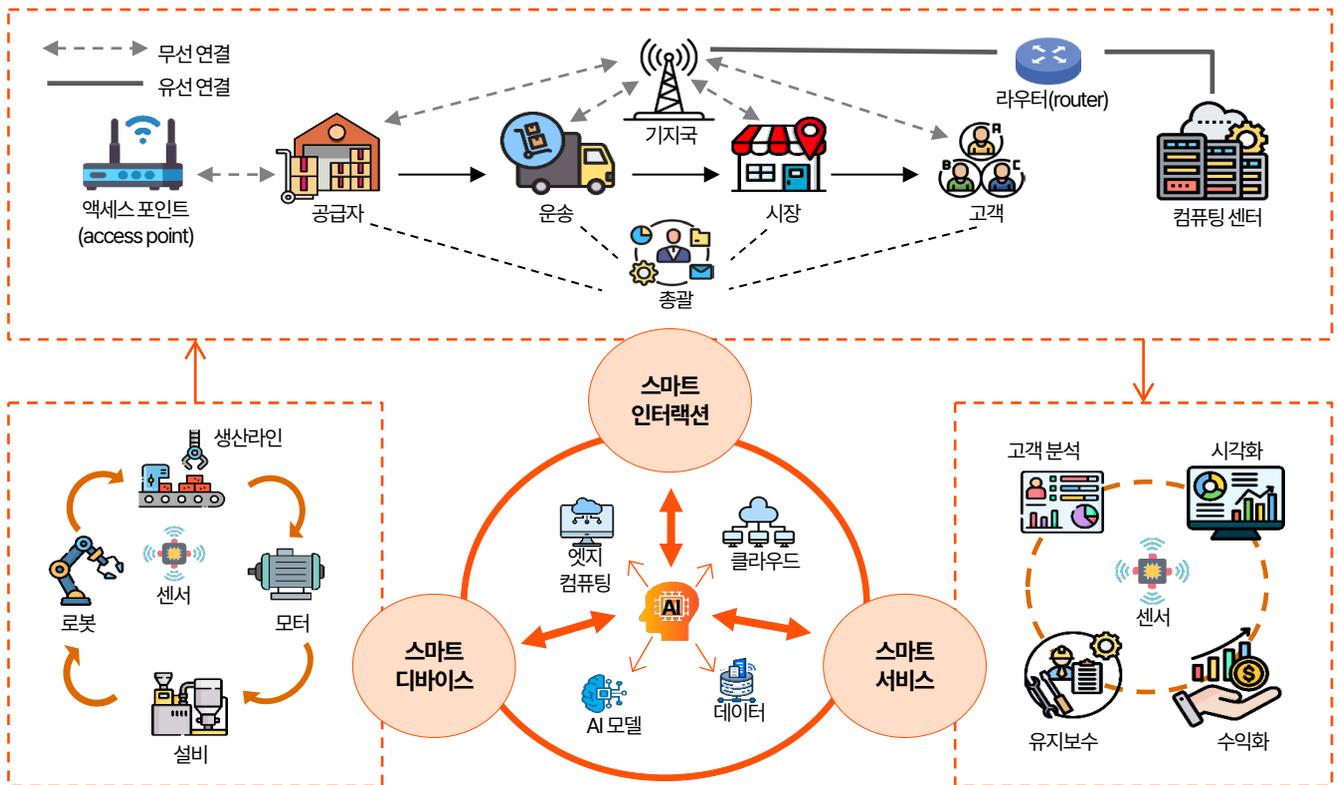


글로벌 제조 AI 시장 규모는 '25년 85.7억 달러로 추산되며, '26년 123.5억 달러에서 '35년 2,872억 달러(CAGR 42.08%)에 이를 것으로 전망된다¹⁾. 주된 성장요인으로는 자동차, 항공우주 등 다양한 제조 산업에서 비즈니스 운영 개선을 위한 AI 활용도 증가, IoT 및 자동화 기술의 적용, 소비자들의 '개인화된 제품' 수요 증가, 지속가능한 공정 필요성 증대, 관련 기업에 대한 투자 확대 등이 있다.

제조 AI의 기술 유형은 다양하다. 생성형 AI, 컴퓨터 비전, 자연어 처리(NLP), 로봇·자동화, 디지털 트윈, 사물인터넷(IoT), 엣지/클라우드 컴퓨팅 등의 기술들이 서로 결합될 때 제조 AI의 진정한 잠재력이 발휘된다. 예를 들어, IoT 센서가 수집한 데이터를 엣지 컴퓨팅으로 실시간 분석하고, 그 결과를 생성형 AI 모델이 학습해 품질을 예측하고 대응 방안을 제안해주는 방식이다.

이러한 기술들을 기반으로 예측 유지보수, 설계, 원자재 가격 예측, 엣지 데이터 분석, 품질 관리, 재고 관리, 프로세스 최적화, 제품 개발, 물류 최적화, 고객 경험 개선 등의 비즈니스 성과를 낼 수 있게 되었다. 제조 AI를 통해 업계에서는 생산 효율성 극대화와 비용 절감이라는 실질적 가치를 얻을 수 있음은 분명하며, 제조 현장의 디지털 전환, 나아가 AI 전환은 앞으로 더 가속화될 것으로 판단된다.

제조 AI 기반 제조 프로세스: AI 기반으로 스마트 디바이스, 스마트 인터랙션, 스마트 서비스 구현



자료: AI-Driven Customized Manufacturing Factory: Key Technologies, Applications, and Challenges(2023), 삼일PwC경영연구원

1) Precedence Research

제조 AI의 일반적인 적용 사례는 아래와 같다:

기능1: 예측 유지보수 (Predictive Maintenance)

센서 데이터 분석을 통해 잠재적인 가동 중단이나 사고 징후를 식별한다. AI 시스템이 장비의 고장 시점을 예측함으로써, 실제 고장이 발생하기 전에 선제적으로 유지보수 및 수리 계획을 수립할 수 있다.

사례: PepsiCo Frito-Lay 공장은 AI 기반 예측 유지보수를 도입하여 예상치 못한 가동 중단을 최소화했으며, 결과적으로 생산 능력을 약 4,000시간 증대시킴

기능2: 생성형 설계 (Generative Design)

생성형 AI가 엔지니어의 설계 프로세스를 재현한다. 사용자가 특정 매개변수를 입력하면 AI가 이를 기반으로 단일 제품에 대한 수천 가지 설계 옵션을 신속하게 생성해낸다.

사례: Airbus는 AI를 통해 동일한 시간 동안 10,000개 이상의 설계 테스트를 반복 수행함으로써 설계 단계의 생산성을 획기적으로 향상

기능3: 제조 로봇 (Manufacturing Robots)

반복적이고 정형화된 작업을 자동화하여 인적 오류를 효과적으로 줄인다. 이를 통해 작업자가 단순 노동에서 벗어나 더욱 생산적이고 가치 있는 업무에 집중할 수 있도록 역할을 전환한다.

사례: BMW Spartanburg 공장은 AI 로봇으로 제조 프로세스를 최적화하고 인력을 재배치함으로써 연간 약 100만 달러의 비용을 절감 중

기능4: 품질 보장 (Quality Assurance)

설정된 매개변수와 AI 알고리즘을 바탕으로 제품이나 서비스의 품질을 일정하게 유지한다. 최종 제품의 품질이 기준보다 낮을 경우 시스템이 즉시 경고를 보내 공정을 조정한다.

사례: Samsung은 차량, 로봇, 기계 팔을 활용한 조립 및 품질 검사 시스템을 구축하여, 30,000~50,000개에 달하는 방대한 부품에 대해 일관된 검사 품질을 보장

기능5: 디지털 트윈 (Digital Twin)

물리적 자산, 시스템, 프로세스를 분석 및 시뮬레이션용으로 복제한 '디지털 복제본'이다. 이를 통해 실제 가동 전 자산의 성능을 테스트하고 제품에 대한 이해도를 높여 개선 방안을 도출한다.

사례: Rolls-Royce는 디지털 트윈과 AI를 결합하여 엔진의 예측 유지보수를 강화했으며, 그 결과 첫 엔진 제거까지의 시간을 48% 연장하여 항공기 유지보수 효율을 높였음

기능6: 제품 개발 (Product Development)

디지털 트윈에서 수집된 방대한 데이터를 활용하여 가상 환경에서 성능을 검증하고, 이를 기반으로 실제 원본 제품을 지속적으로 개선하고 최적화한다.

사례: Pfizer는 AI를 활용해 단 4개월 만에 코로나19 치료제인 '팍스로비드'를 개발했으며, 이는 기존 개발 소요 시간을 약 80~90%가량 단축한 놀라운 성과로 알려짐

1.4 제조 AI의 핵심 요소: 데이터

양질의 '데이터'는 제조 AI 실현의 핵심

제조업계의 성공적인 디지털 전환과, 제조 AI의 성능을 좌우하는 가장 핵심적인 요소는 바로 데이터의 품질과 양이다. AI는 데이터로부터 학습하고 의사결정을 내리기 때문에, 얼마나 정확하고 다양한 데이터를 확보하느냐가 시스템의 성과를 결정짓는다.

제조 현장에서는 센서가 수집하는 온도, 진동, 습도, 영상 데이터 등 수많은 정보가 실시간으로 생성된다. 이 데이터들이 체계적으로 축적·취합·분석될 때, AI는 공정의 변화를 예측하고 이상 징후를 조기에 포착할 수 있다. 과거에는 문제 발생 시 사고 원인을 파악하고, 데이터를 정리하고, 분석 결과를 평가하는 과정에 많은 시간과 인력이 소요되었다. 반면, 데이터 기반 제조 AI 체제에서는 자재 입고 단계부터 변수를 사전에 분석하여 문제가 발생하기 전에 대응할 수 있다. 이는 단순히 "문제가 생기면 대처하는 공장"에서 "문제가 생기기 전에 예방하는 공장"으로의 전환을 의미한다.

제조업에서는 고품질의 데이터를 통해 품질 및 공정 리스크와 그에 따른 비용을 줄일 수 있을 뿐만 아니라, 신속한 AI 모델 배포가 가능해지며, 향후에 고도화된 미래 기술을 효과적으로 도입하고 적용시키기 위한 기반을 마련할 수 있다.

양질의 데이터가 제조업에 중요한 이유

1	빠른 가치 실현 (Time-To-Value)	정제·표준화된 데이터는 모델 개발 주기를 효과적으로 단축시키며, 개념 검증 단계에 머무르지 않고 대규모로 전사적 배포가 가능
2	기업내 확장성 실현	하나의 통합된 데이터 모델은 기업의 여러 제조 현장에 적용 가능. Ex) A 공장의 생산 라인에서 학습된 예측 유지보수 알고리즘을 B 공장의 동일한 장비에 추가 비용 없이 복제 가능
3	AI 도입 리스크 최소화	고품질의 데이터 및 데이터 리니지 ¹⁾ 는 AI 모델의 성능 저하로 발생할 수 있는 비용을 방지. 업계에서는 점점 더 애자일한 데이터 품질 관리 팀을 구성하여 비즈니스와 협력하며 데이터 이상을 식별하고 해결하고자 함
4	지속가능한 경쟁우위	AI 알고리즘 기술이 점차 범용화됨에 따라, 자사 고유의 정제된 데이터(데이터 큐레이션 ²⁾)는 핵심 자산이 될 수 있음. 과거의 공정 데이터를 대규모로 보유하고 정제할수록 경쟁우위 확보 가능성이 높음
5	차세대 기술의 기반	디지털 트윈, 폐쇄 루프 최적화 ³⁾ , 생성형 AI 등, 제조업계의 주요 첨단 기술은 양질의 시계열 데이터와 메타데이터를 기반으로 효과적으로 구현될 수 있음

1) 데이터 리니지(Data Lineage, 데이터 계보): 최초 생성부터 ETL(추출·적재·변환) 과정을 거쳐 타깃 DB(데이터베이스)에 이동돼 저장되는 일련의 데이터 흐름에 대해, 그 생성, 변경, 이동 등 이력과 생명주기를 관리하는 것

2) 데이터 큐레이션(Data Curation): 데이터 원본을 식별하고 이를 비즈니스 컨텍스트와 연계하는 등, 데이터의 활용 가치를 높이는 모든 활동

3) 폐쇄 루프 최적화(Closed-loop optimization): 피드백 시스템을 사용하여 최적의 결과를 반복적으로 찾아가는 최적화 과정

자료: HiveMQ, McKinsey, 삼일PwC경영연구원

그리고 동시에 가장 큰 걸림돌로 작용

다만, 데이터는 제조업계의 AI 활용에 있어 가장 큰 걸림돌이기도 하다. 제조 환경은 매우 분산되고 복잡하여 제조 시설 및 시스템별 다양한 데이터를 통합하고 양질의 AI 모델을 구축하는데 어려움을 겪고 있다. 또한, 데이터 입력 오류, 일부 데이터 누락, 공장 장비의 센서 불량, 레거시 시스템에 갇힌 사일로(Silo, 정보의 고립)화된 데이터 등과 같은 데이터 품질 저하 현상이 빈번하다. 이에 제조업계에서는 양질의 데이터를 통합하고 이를 체계적으로 관리하여 AI 시스템에 확장·적용시키는 것이 가장 큰 과제로 남아있다.

'데이터 품질'은 제조업계의 가장 큰 과제로 꼽힘

'23년 12월부터 '24년 1월까지 MIT Technology Review가 Microsoft와 공동으로 진행한 설문조사의 결과에서도 데이터에 대한 제조업계의 고민을 확인할 수 있다. 설문조사에 따르면, 제조 AI 역량을 확보함에 있어 글로벌 제조업 경영진(n=300)의 절반 이상(57%)이 '데이터 품질'을 가장 큰 과제로 꼽았으며, 화학 산업에서는 이 비율이 75%로 더 높았다. 그리고 경영진의 54%는 '데이터 통합' 개선의 필요성을 지적했고, 47%는 '데이터 거버넌스' 향상을 세 번째 주요 과제로 언급했다. (아래 표 참고)

여기서 중요한 점은 해당 과제들은 서로 밀접하게 연결되어 있기에, 이 중 하나라도 해결하기 위해서는 모든 과제를 함께 해결하는 것이 필수적이라는 점이다.

Q: 귀하의 조직이 AI를 도입함에 있어 가장 큰 데이터 관련 과제는 무엇입니까?

	전체 산업	항공우주	자동차	화학	전자	중장비
데이터 품질	57%	60%	48%	75%	50%	57%
데이터 통합	54%	56%	58%	45%	53%	59%
데이터 거버넌스	47%	50%	54%	24%	51%	50%
데이터 규모	41%	34%	46%	45%	41%	38%
데이터 관리	40%	40%	34%	47%	42%	36%
데이터 보안	38%	40%	43%	33%	36%	38%

*23.12월-'24.1월 실시 설문조사 기반(운영, 기술, 생산, 설계, 엔지니어링, 연구개발(R&D) 부문의 제조업 고위 경영진 300명 대상)
자료: MIT Technology Review Insights survey(2024), 삼일PwC경영연구원

데이터 기반 부족이 초래할 수 있는 비즈니스 영향

(원인) 데이터 품질 문제	센서 오류	장비 센서가 잘못된 측정값을 제공하거나 보정이 되지 않는 경우
	데이터 누락	시스템 또는 통신 오류로 인해 운영 데이터의 일부 시간대가 누락됨
	용어 불일치	시설이나 부서마다 다른 명명 체계를 사용
	맥락 부족	상황 정보 없이 수집된 원시 데이터
	해석 어려운 데이터	자동화 시스템이 쉽게 처리할 수 없는 방식으로 저장된 데이터
	운영 상태 누락	장비가 정상 작동 중인지, 시동/종료 중인지, 이상 상태인지 기록되지 않음

(결과) 데이터 기반 부족으로 이슈 발생	AI 도입 지연	신뢰할 수 없는 데이터로 인해 AI 도입을 주저하게 되어 경쟁력 확보와 공정 개선의 기회를 상실
	투자 낭비	데이터 품질 문제로 실패한 AI 및 분석 프로젝트는 생산적인 분야에 투입될 수 있었던 자원을 낭비하게 됨
	최적화 기회 상실	운영 데이터를 효과적으로 활용하지 못해 비효율, 에너지 과소비, 품질 불균형이 지속됨
	안전 및 운영 리스크	불완전하거나 잘못된 데이터 기반의 의사결정은 장비 오류, 생산 중단, 위험한 작업 환경 등을 초래할 수 있음
	지식 유실	데이터 시스템에 제대로 기록되지 않은 전문 지식은 숙련 인력이 퇴직하거나 이직할 때 사라지며, 점점 더 배우기 어려운 지식 격차를 만듦

02

국내 제조업 AI의 현주소



2.1 제조 AI는 국내 제조업의 생존 수단

글로벌 제조 환경에서 살아남기 위한 수단으로 제조 AI 부상

한국 경제는 전통적으로 제조업 중심의 수출국가다. 제조업이 국내총생산(GDP)의 약 28.8%를 차지하고¹⁾, 전체 수출의 87.3%가 제조업 제품에서 발생한다²⁾. 반도체, 자동차, 조선, 디스플레이, 이차전지 등 주력 산업 대부분이 제조업 기반이며, 이들이 한국의 성장엔진 역할을 해왔다.

한국의 제조업 경쟁력은 여전히 세계 상위권에 속하지만, 그 기반은 점차 흔들리고 있다. 중국, 대만 등 신흥국의 제조 경쟁력까지 급격히 높아지며, 단순한 '저비용·고효율' 구조만으로는 더 이상 경쟁에서 살아남기 어렵게 되었다. 특히 최근 몇 년 사이 중국과의 기술 격차가 빠르게 좁혀지고 있다. 중국은 '중국 제조 2025' 전략 발표 이후 반도체, 전기차, 디스플레이, 배터리 등 첨단 제조 분야에 대규모 국가 자본을 투입하며 '저가 조립 중심국'에서 '기술 내재화 국가'로 급격히 전환하고 있다. 여기에 내수시장 규모와 보조금 정책을 결합한 '규모의 경제'까지 더해져, 한국이 전통적으로 강세를 보여온 산업군에서도 점유율을 위협받고 있다.

반면 한국은 고비용 구조, 인구 감소에 따른 생산인력 부족, 느린 생산 자동화 전환 등 구조적 제약에 직면해 있다. 특히 글로벌 공급망 재편, ESG 규제 강화, 미·중 기술 패권 경쟁 등 외부 환경이 복합적으로 작용하면서, **한국 제조업의 체질 전환은 더 이상 선택이 아닌 생존의 문제로** 부상하고 있다. 과거처럼 인건비 절감과 설비 효율화만으로는 글로벌 시장의 변화 속도를 따라잡기 어렵다.

제조 경쟁력 지수(CIP³⁾) 순위

순위	국가
1	독일
2	중국
3	아일랜드
4	한국
5	대만
6	미국
7	스위스
8	일본
9	싱가포르
10	프랑스

자료: UNIDO(2024), 삼일PwC경영연구원

한국과 중국 국가 전략기술 주요 분야별 기술 수준 비교 (미국 수준 100% 기준)

분야	한국		중국	
	수준(%)	격차(년)	수준(%)	격차(년)
반도체 디스플레이	89	1.3	84.4	1.9
이차전지	100	0	94.3	0.9
첨단 모빌리티	84.2	2.1	86.3	2.1
차세대 원자력	83	5	83	4.5
첨단 바이오	78.1	3.1	78.1	2.6
우주항공 해양	55.0	11.8	79.2	5.8
AI	78.8	2.2	90.9	1.3
양자	65.8	4.2	91.9	0.8

자료: 과학기술정보통신부, 삼일PwC경영연구원

1) Statista(GDP from the manufacturing sector in South Korea from 1953 to 2024)
 2) World Bank(Manufactures exports (% of merchandise exports))
 3) CIP: Competitive Industrial Performance

결국 향후 경쟁력의 핵심은 'AI를 통한 제조 혁신', 즉 제조 AI의 도입과 확산에 달려 있다. 이제 한국 제조업도 더 이상 전통적인 효율성 중심의 경쟁 전략만으로는 버티기 어렵다. **AI를 제조 생태계 전반에 통합하고, 데이터 기반의 의사결정과 자동화를 구현하는 '지능형 제조 체제'로의 전환**이 시급하다. 이는 단순한 기술 도입을 넘어, 산업 구조 전반의 혁신과 인력 재교육, 정책 지원이 함께 이루어질 때만이 가능할 것이다.

국내 제조업이 제조 AI를 도입해야 하는 이유는 다음과 같다:

제조 AI는 수출형 제조업의 구조적 한계를 극복

① 수출 경쟁력의 유지와 고도화

한국 제조업은 대부분 해외시장을 상대로 경쟁한다. 즉, 품질과 납기, 가격 경쟁력이 글로벌 수준에 미치지 못하면 바로 시장에서 도태된다. 제조 AI는 이러한 수출형 제조업의 구조적 한계를 극복하는 강력한 도구다. 예를 들어, 제조 AI를 활용하면 생산 라인의 불량률 실시간으로 감지해 낭비를 줄이고, 설비의 고장을 사전에 예측해 납기를 지킬 수 있다. 이는 곧 납기 신뢰도 향상, 생산비 절감, 수출 단가 경쟁력 확보로 이어진다. 특히 반도체, 자동차, 배터리처럼 글로벌 공급망에 깊이 연결된 산업에서는, AI 기반의 품질·공정 데이터가 글로벌 고객사의 신뢰 확보에도 중요한 역할을 한다.

숙련 인력 감소 문제 해결, 지식 계승 가능

② 인구 구조 변화에 따른 숙련 인력 공백 해소

한국 제조업의 또 다른 위기는 숙련 인력의 감소다. 제조업체의 상당수는 여전히 숙련 기술자에 의존하고 있으나, 고령화로 인해 핵심 인력이 빠르게 줄어들고 있다. 반면 젊은 세대는 제조업 기피 현상이 심화되어, 생산 현장의 경험과 노하우가 단절되고 있다. **제조 AI는 이러한 문제를 근본적으로 해결할 수 있다. 제조 AI는 숙련자의 판단과 경험을 데이터로 학습하여, '경험의 자동화'를 가능하게 한다. 즉, 과거에는 숙련자의 눈과 손으로 판단하던 불량 및 공정 상태를 이제는 AI가 실시간으로 분석하고 제안할 수 있다.** 이는 단순한 인력 대체가 아니라, 지식의 계승과 생산성의 세대 간 전환이라는 측면에서도 큰 의미가 있을 것이다.

자국 제조 기술의 자립을 실현

③ 글로벌 기술 패권 경쟁 속 자국 제조기술의 자립

전 세계는 지금 '기술 안보' 시대에 접어들었다. 미국과 중국을 비롯한 주요국은 자국 내 제조 기술 확보를 국가 전략의 최우선 과제로 두고 있으며, AI·반도체·로봇을 결합한 '스마트 제조' 경쟁이 본격화되고 있다. 이러한 환경에서 한국이 지속적으로 글로벌 공급망의 핵심 위치를 유지하기 위해서는, 단순한 생산 효율을 넘어 AI로 무장한 제조 기술력이 필요하다. 제조 AI는 공정 데이터를 기반으로 한 기술 내재화를 가능하게 하고, 외부 의존도를 낮추며, 해외 생산기지 이전(리쇼어링) 시에도 동일한 품질과 효율을 구현할 수 있게 한다. 결국 제조 AI는 한국 제조업이 '글로벌 기술 종속'에서 벗어나 자립형 산업 구조로 전환하기 위한 전략적 인프라인 셈이다.

ESG 경쟁력 확보

④ ESG-에너지 효율 요구에 대한 대응

최근 글로벌 기업들은 협력업체에까지 ESG(환경·사회·지배구조) 기준을 강화하고 있다. 특히 제조 과정에서의 탄소 배출량, 에너지 사용량, 자원 효율성은 거래의 필수 조건이 되고 있다. 제조 시는 이러한 요구에 대응하는 가장 현실적이고 효과적인 수단이다. 제조 시는 설비별 에너지 사용 패턴을 분석해 불필요한 소비를 줄이고, 공정 최적화를 통해 폐기물과 불량률 감소시킨다. 이는 단순히 비용 절감 차원을 넘어, 글로벌 ESG 평가에서의 경쟁력 확보로 이어진다.

글로벌 경쟁력 제고

⑤ 글로벌 기업의 성과와 국내의 격차 해소

해외 주요 제조기업들은 이미 AI 도입을 통해 가시적인 성과를 내고 있다. 글로벌 제조사 지멘스(Siemens), 보쉬(Bosch), GE(General Electric) 등은 AI를 기반으로 생산 공정의 효율을 20~30% 이상 개선하고, 설비 다운타임(downtime)을 절반 가까이 줄인 것으로 알려져 있다. AI 기반 예측정비, 품질 검사 자동화, 공정 시뮬레이션 등의 기술은 이미 이들 기업의 일상적 운영체계로 자리 잡았다.

반면, 한국의 제조기업들은 아직 그 수준에 미치지 못한다. 대기업 일부를 제외하면 대부분 제조기업들은 데이터 인프라 미비, AI 전문인력 부족, 투자 여력 한계로 인해 실질적 변화를 이루지 못하고 있다. 많은 기업이 '스마트팩토리'를 구축했다고는 하지만, 실제로는 자동화 수준에 머물러 있으며, AI 기반의 자율적 의사결정 체계로 발전한 경우는 매우 드물다. 결과적으로 한국 제조업은 '자동화'와 '지능화'의 경계에서 여전히 정체되어 있으며, 이 격차는 시간이 갈수록 글로벌 경쟁력의 차이로 확대되고 있다.

한국 제조업이 직면한 이슈와 제조 AI 도입을 통한 해결 방안



자료: 삼일PwC경영연구원

2.2 국내 제조업의 AI 활용 실태

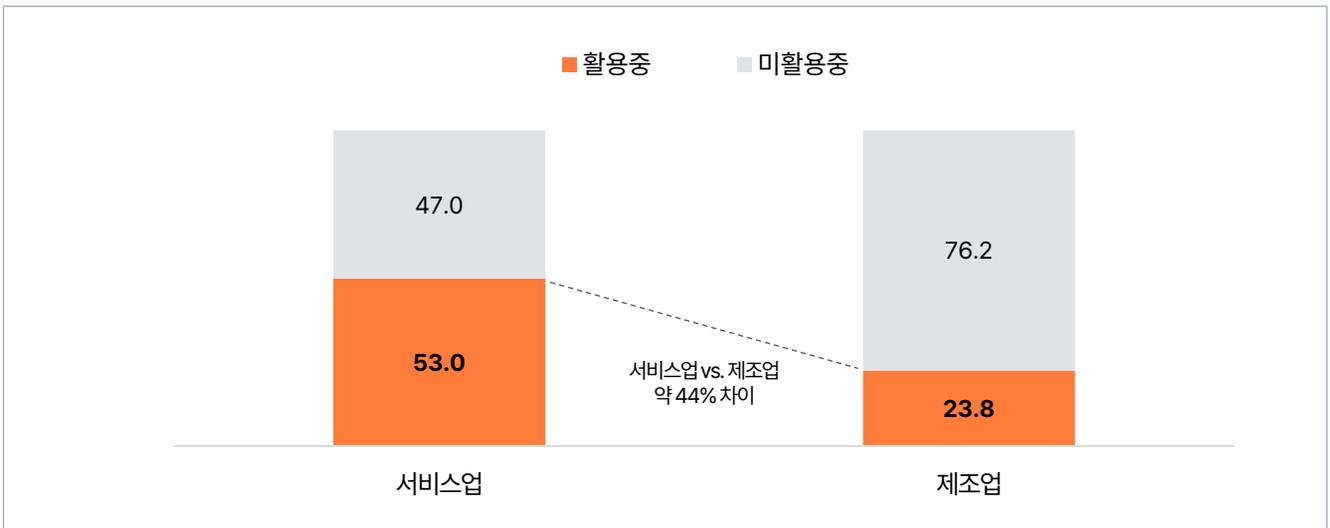
국내 기업의 AI 활용은 증가하고 있으나 여전히 낮은 수준을 보인다. 조사에 따르면 지난 '17년 AI를 활용하는 기업의 수는 174개에서 '22년 620개로 연평균 약 29% 수준으로 빠르게 증가하였다¹⁾. 그러나 전체 기업 중 AI를 실제 업무에 활용하는 기업 비중은 '22년 4.5% 수준에 불과한 것으로 나타났다. '23년 잠정 통계 기준으로는 소폭 상승하여 6.3~6.4% 수준으로 보고되고 있으며, 생성형 AI 출시 이후 그 비중이 10% 내외로 상승했을 것으로 예상된다. 이는 기업의 AI 활용 정도가 빠르게 증가하고는 있으나, 그 확대는 소수의 기업에 한정된 것을 의미한다. 즉, 많은 기업이 AI의 필요성을 인식하고 있음에도 불구하고, 실질적인 도입과 활용으로 이어지는 경우는 드물다는 점이 한국 산업 전반의 특징이라 할 수 있다.

국내 제조업의 AI 활용 및 내재화 수준은 초기 단계

특히 제조업 분야에서의 AI 활용률은 다른 산업군보다 현저히 낮은 것으로 나타났다. '24년 기준 제조업의 AI 활용률은 23.8%에 그쳐, 서비스업 분야의(53%)의 절반에도 못 미치는 수준으로 나타났다(서비스 분야에서는 금융(57.1%), IT 서비스(55.1%)의 AI 활용률이 높은 것으로 나타남²⁾).

또한, 제조업에서는 AI 기술을 점진적으로 도입하고 있으나, 활용 범위와 내재화 수준은 아직 초기 단계에 머물러 있다. 조사에 따르면, 제조업 내 일부 기업은 전사적 수준으로 AI 활용을 시도하고 있으나, 여전히 대다수는 일부 부서나 프로젝트 단위에서 제한적으로 활용하는 것으로 나타났다³⁾. 제조업의 83.5%는 AI를 1~2개 유관 부서 또는 개별 프로젝트 단위에서만 활용 중이며, 대부분의 부서 또는 전사적으로 활용하는 기업은 17.5%에 불과했다. 그리고 제조업의 AI 활용 관련 기업 내부 지침 수립은 전반적으로 부족한 실정인데, 규모가 작은 기업일수록 지침이 없는 경우가 많고 대기업일수록 기본 또는 구체적 지침을 수립한 비율이 높은 것으로 나타났다.

제조업의 vs 서비스업 AI 활용 비율 (단위: %)



자료: 대한상공회의소(2024), 삼일PwC경영연구원

- 1) 산업연구원(2024); 통계청의 '기업활동조사' (조사대상: 국내 회사법인 중 종사자 50인 이상이며 자본금 3억원 이상 기업 약 15,000개)
- 2) 대한상공회의소(2024), KITA(2025)
- 3) 한국지능정보사회진흥원(2025); '2024년 기업정보화통계조사' (조사대상: AI를 기업 내 업무에 활용하고 있다고 응답한 기업 5,064곳)

스마트팩토리를 도입한 중소기업은 18.6% 수준 제조 AI 도입률은 0.1%에 불과

무엇보다 국내 중소기업의 AI 도입 현황을 보면, 아직은 '걸음마 단계'라는 표현이 어울린다. 중소벤처기업부에 따르면, 우리나라에서 공장을 보유한 중소·중견 제조기업은 약 16만 3천 개로, 이 중 스마트팩토리를 도입한 기업은 19.5%에 불과한 것으로 나타났다. 특히 중소기업만 보면 18.6%로 더 낮은 수치를 보였다. 더욱이 이들 중 75% 이상이 '기초 단계' 수준에 머물러 있고, 제조 AI를 실제로 도입한 기업은 전체의 0.1%에 불과하다. 즉, 천 개 기업 중 한 곳 정도만 AI를 활용하고 있는 셈이다.

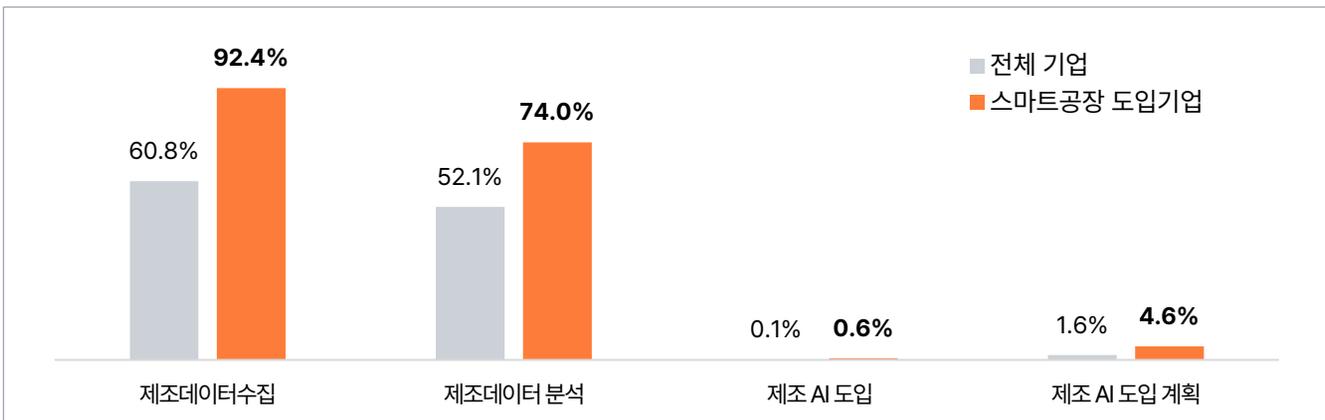
스마트팩토리를 운영하는 기업들은 대부분 생산관리(42%)나 품질·비용 효율화 등 기본적인 자동화에 집중하고 있으며, AI나 빅데이터 기반의 예측·최적화 단계로 발전한 사례는 드물다. 제조 데이터를 수집하는 기업이 전체의 60% 정도지만, 이를 실제 분석해 의사결정에 활용하는 기업은 절반 수준이다. 특히 제조 AI 도입률은 전체의 0.1%로 매우 낮은 수준이었으며, 도입 계획이 있는 기업도 1.6%에 불과한 것으로 나타났다. 스마트팩토리 도입기업 중에서는 5.2%가 제조 AI를 도입했거나 도입 계획을 보유하고 있는 것으로 파악됐다.

이처럼 국내 중소기업의 AI 활용이 더딘 이유는 전문 인력과 예산 부족이 가장 크다. 실제로 스마트팩토리 관련 전담 인력을 둔 기업은 20%도 안 되고, 별도 교육 예산을 확보한 곳은 6.6%에 그쳤다. 전담 부서와 인력을 갖춘 기업은 전체의 0.8%에 불과했다. 결국 많은 중소기업이 "AI가 중요하다는 건 알지만, 어떻게 시작해야 할지 모르겠다"는 현실적 한계에 부딪혀 있는 상황이다.

국내 중소 제조기업 스마트팩토리 도입 현황

		전체	중견	중소기업			합계
				중기업	소기업	소공인	
도입률		19.5%	85.7%	54.2%	28.5%	8.7%	18.6%
수준	고도화	24.5%	40.3%	29.0%	22.6%	19.6%	23.6%
	기초	75.5%	59.7%	71.0%	77.4%	80.4%	76.4%

제조데이터 수집/분석 · 제조 AI 도입 현황



자료: 중소벤처기업부 '2024년 스마트제조혁신 실태조사', 삼일PwC경영연구원

**중소기업이 AI를
적용하지 않는 이유:
“우리 일에는 굳이
필요 없어 보인다”**

그렇다면 중소기업들이 왜 AI를 적용하지 않은 이유에 대해서 조금 더 자세히 살펴보겠다. 중소기업중앙회가 실시한 조사에 따르면, AI를 적용하지 않은 이유 1순위가 ‘필요성 낮음’이었으며(80.7%), 2순위가 ‘경영에 어떻게 도움이 되는지 모르겠다’였다. 즉, 많은 기업이 현재 프로세스(수기·엑셀·기존 ERP)로도 당장 큰 불편이 없고, 매출·원가에 직결되는 단기 효과가 확실히 그려지지 않으니 투자를 미루고 있다는 것이다. “어디에 써야 돈이 되지?”가 선명하지 않기에, AI 기술이 자사 일에는 크게 필요없어 보인다는 인식이 강해진 것으로 보인다.

3순위는 ‘비용 부담’이었다. AI는 ‘모델 구독료’만의 문제가 아니라, 데이터 정리, 시스템 연동, 시범사업(PoC), 교육·전환 비용까지 모두 비용이다. 특히 소규모일수록 첫 성공사례 전까지의 러닝 코스트(Running Cost)가 크게 느껴져서 시작을 망설인다. 그 다음으로는 ‘인력 부족’이다. AI의 연료는 데이터인데, 중소기업의 경우 데이터가 흩어져 있거나(엑셀/개별PC/레거시ERP), 품질이 들쭉날쭉한 경우가 많다. 근데 내부에 데이터 엔지니어/분석가 또는 전문 R&D 인력이 부족하여 데이터 표준화·정합성 확보부터 어려움을 겪고 있는 것이다.

결론적으로, 중소기업이 겪는 장벽은 ‘기술의 부족’보다 ‘적합한 문제 정의’와 ‘실행 가이드’의 부족에서 비롯된 것으로 해석된다. 이로 인해 결국 중소기업은 ‘자동화’(DX) 수준에 머무르게 되며, ‘자율화’(AX)로의 변화가 어려운 것이다.

국내 중소기업이 AI를 적용하지 않는 이유



자료: 중소기업중앙회 '중소기업 인공지능 활용의향 실태조사', 삼일PwC경영연구원

DX와 AX 비교

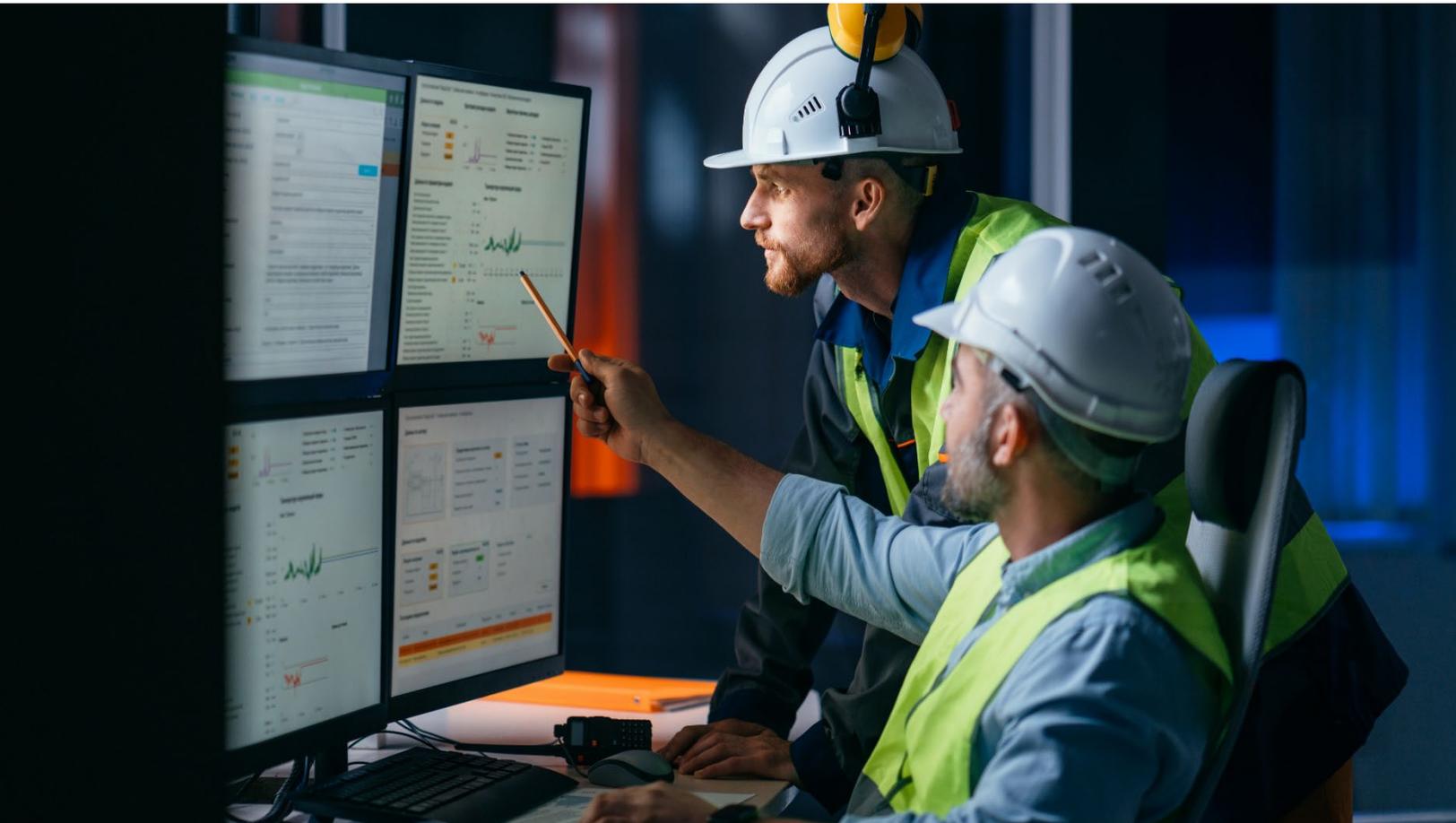
	DX(Digital Transformation)	AX(AI Transformation)
추진방향	디지털 기반 역량 확보	디지털 기반 역량 통합(End to End)
특징	업무 효율성 증대, 가치사슬 최적화, 정형 업무의 자동화	고객경험강화(초개인화), 비즈니스 모델 혁신(On-demand), 비정형 업무 자동화
활용 기술	빅데이터, RPA(업무 프로세스 자동화)	기계 학습, 생성형 AI
활용 솔루션	완성형 솔루션(기성품)	맞춤형으로 설계된 특화 솔루션

자료: 한국무역협회(2025), 삼일PwC경영연구원

03

국내외 스마트제조 육성 정책:

독일, 미국, 일본, 중국, 한국



3.1 해외 스마트제조 정책 분석: 독일, 미국, 중국, 일본

글로벌 제조업은 이제 단순한 자동화 단계를 넘어, 데이터·AI·연결성 중심의 스마트제조(Smart Manufacturing) 시대에 접어들었다. 독일이 '11년 'Industry 4.0'을 국가전략으로 발표한 이후, 미국의 'Manufacturing USA', 중국의 '중국제고 2025', 일본의 'Connected Industries' 등, 자국의 산업구조와 기술 역량에 맞춘 스마트제조 혁신 전략을 잇따라 내놓았다.

글로벌 스마트제조 패러다임은 개별 공장의 자동화 → 산업 생태계의 연결 → 국가 간 데이터 협력으로 진화하고 있다. 즉, '공장을 스마트하게 만드는 것'을 넘어 '산업 전체를 네트워크로 엮는 것'이 핵심 경쟁력으로 부상하고 있는 것이다. 이러한 글로벌 정책 흐름을 주의 깊게 살펴봄으로써, 본 보고서는 국내 제조업의 전략적 방향을 설정해보고자 한다.

3.1.1 독일

**독일: 민관협력으로
시작해 글로벌
표준화로 진화한
본보기**

독일은 '산업계 자율 + 정부 지원 + 국제 표준 주도'라는 삼박자를 완성했다. '11년 하노버 산업 박람회(IFA)에서 산업협회(BITKOM, VDMA, ZVEI)¹⁾가 주도해 Industry 4.0이라는 개념을 최초로 제시했고, '13년 이후 정부가 적극 개입하면서 산업계, 정부, 학계간의 협력 체계인 'Platform Industry 4.0'을 출범시켰다. 이 플랫폼은 1,000개 이상의 민관 컨소시엄을 통해 중소기업부터 대기업까지 포괄하는 협력 생태계로, 공장 인프라와 ICT 기술을 융합해 지능형 생산 시스템을 구축하며 제조업의 디지털 전환을 목표로 하는 범국가적 시행 프로젝트이다. 해당 플랫폼은 이후 '15년 'RAMI 4.0(Reference Architecture Model for Industry 4.0)²⁾을 발표해 글로벌 표준 참조모델을 제정함으로써, '스마트제조'의 공통 언어'를 만든 주도국으로 자리 잡았다.

주목할 점은 독일은 표준화에서 그치지 않고, 이후 **표준화-실증-확산 3단계 연계를 통한 체계적 정책 추진 시스템을 구축**했다는 것이다. '표준화위원회 인터스트리 4.0(SCI 4.0, Standardization Council Industrie)'을 통해 독일 주도 글로벌 표준을 확산했으며, '랩스 네트워크 인터스트리 4.0(LNI 4.0, Labs Network Industrie)' 주도하에 실증 테스트베드 네트워크를 운영했다. 그리고 **'Manufacturing-X' 프로젝트를 통해 'Catena-X' 데이터 공유 생태계³⁾를 다수 산업 분야로 확장**시켰다. 독일은 이 Manufacturing-X 프로젝트를 통해 기업 간 데이터를 안전하게 교환할 수 있는 '공통 인터페이스(MX-Port)'를 개발하고, 한국·미국·일본 등 10여 개국이 참여하는 국제 협의회 'IMX Council'를 출범시켜 차세대 제조업 데이터 표준의 글로벌 롤메이커 지위를 확보했다.

중소기업 지원도 독일의 핵심 강점이다. '미텔슈탄트 4.0(Mittelstand 4.0)' 역량센터를 전국 24 곳에 설치해 무료 컨설팅, 테스트베드, 디지털 역량 교육을 제공하고, '디지털 Jetzt' 프로그램을 통해 설비·소프트웨어 투자비의 최대 45%를 직접 지원한다. 또한 AI 도입을 돕는 'KI für KMU' (중소기업을 위한 AI) 프로그램⁴⁾, 사이버보안과 지속가능성 보고서 작성 지원 등 지원 범위를 잇따라 확장 중이다.

1) ICT산업협회(BITKOM), 기계공업협회(VDMA), 전기전자협회(ZVEI)

2) 복잡한 제조 시스템을 한눈에 볼 수 있게 만든 3차원 모델(계층, 생애주기, 계층구조 축으로 분류); 서로 다른 기계나 소프트웨어가 원활하게 대화하고 협력할 수 있도록 공통의 언어와 구조를 제공하는 표준 가이드라인 역할을 함. 국제표준화기구(ISO/IEC)에서 RAMI 4.0을 글로벌 참조모델로 채택

3) 독일 자동차 산업을 중심으로 구축된 개방형 데이터 공유 생태계로, BMW, Benz 등 주요 기업들이 참여하여 공급망 전반의 데이터를 투명하고 안전하게 공유하고 활용하며, 탄소중립 목표 달성 및 공급망 효율화를 목표로 함

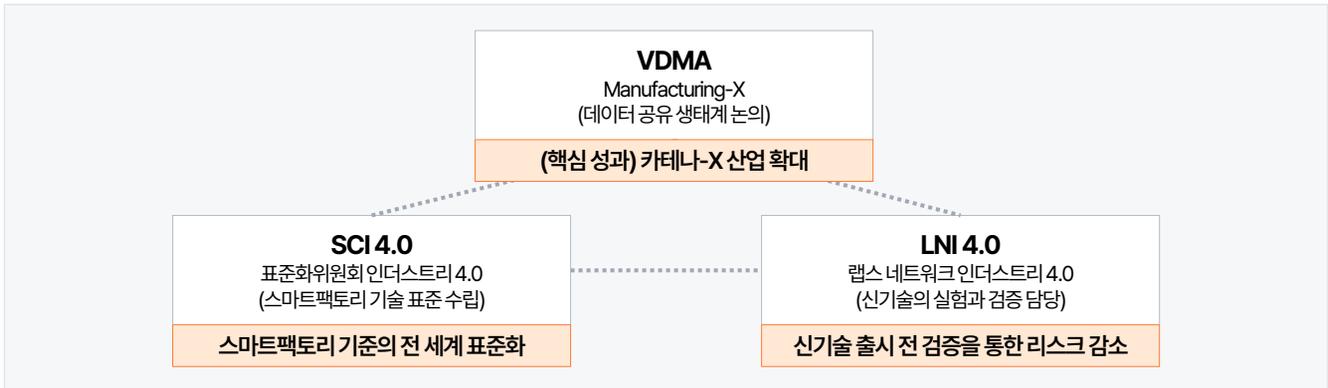
4) 미텔슈탄트 디지털(Mittelstand Digital) 네트워크의 일환으로 운영되는 중소기업대상 AI 도입 지원 프로그램. KI-Trainer(AI 트레이너) 시스템, 업종의 특성에 맞는 AI 솔루션 제시, 실무 중심 교육 등을 포함

독일 스마트제조 정책 발전 과정

연도	주요 이정표	핵심 키워드	추진 내용
2011	Industry 4.0 개념 최초 제시	-	· 하노버 산업박람회에서 "4차 산업혁명" 개념 발표 · 제조업과 IT 기술 융합 선언
2013	Platform Industry 4.0 출범	민관협력 체계	· 산업계, 정부, 학계가 함께하는 협력 기구 설립 · 스마트팩토리 정책 공동 추진
2015	RAMI 4.0 참조모델 제정	글로벌 표준화	· 스마트팩토리 구축을 위한 국제 표준 규격 개발 · 전 세계 공통 기준 마련
2016	Mittelstand 4.0 센터 운영 시작	중소기업 지원	· 전국 27개 중소기업 디지털 전환 지원센터 설치 · 무료 컨설팅 제공
2019	Industry 4.0 2030 비전 발표	글로벌 연결	· 개별 공장을 넘어 전 세계 제조업체가 연결되는 디지털 생태계 구축 목표 제시
2020	디지털 Jetzt 프로그램 출시	직접 재정지원	· 중소기업의 디지털 장비 구입과 직원 교육에 직접 보조금 지급하는 재정지원 사업
2023	Manufacturing-X 이니셔티브 본격 추진	데이터 공유	· 1억5천만 유로(약 2,100억원) 투자로 기업 간 안전한 데이터 공유 시스템 구축
	IM-X Council 발족	국제 공조 체계	· 한국, 미국, 일본 등 10여 개국과 함께하는 국제 제조업 데이터 협력체 설립
2025	MX-Port 개념 공개 예정	제조업 인터넷	· 전 세계 공장이 서로 데이터를 주고받을 수 있는 '제조업 인터넷' 기술 표준 발표

자료: 스마트제조혁신추진단(2025), 삼일PwC경영연구원

독일 스마트제조 정책 지원 체계



자료: 스마트제조혁신추진단(2025), Deutsches Institut für Normung (www.din.de), 삼일PwC경영연구원

독일 미텔슈탄트 디지털 프로그램(중소기업 특화 전국 지원 네트워크) 현황



항목	내용
프로그램명	미텔슈탄트-디지털(Mittelstand-Digital)
목적	중소기업의 디지털 전환 지원 및 인더스트리 4.0 확산
지원 센터수	24개 ('25년 11월 기준)
지원 내용	무료 디지털 전환 컨설팅, 교육-훈련 프로그램, 실증 프로젝트
특화 서비스	IoT 도입 지원, UI/UX 구현, 제조 표준화, AI 기술 적용
지원 방식	지역별 맞춤형 서비스, 현장 밀착 자문 (무료 지원)

자료: <https://www.mittelstand-digital.de/>(Landkarte der Zentren im Netzwerk)

3.1.2 미국

미국: 연구소 네트워크 중심의 '기술 생태계 국가'

미국의 스마트제조 정책은 '기술개발 → 테스트베드 → 산업 확산(네트워크 구축)'이라는 단계적 구조를 중심으로 발전해왔다. '11년 상무부 산하 국립표준기술연구소(NIST)가 첨단제조국가프로그램사무국(AMNPO¹⁾)을 설립하면서 여러 부처의 제조 관련 정책을 총괄·조정하는 체계를 갖추었고, '12년에는 3D프린팅을 전문으로 하는 'America Makes'를 출범시켜 기술별 특화 연구소 모델을 처음 도입했다. 이후 '14년 미국 제조업 활성화 및 혁신법(RAMI Act²⁾)이 제정되면서 제조혁신연구소(MII³⁾) 설립의 법적 근거가 마련되었고, '15년에는 'Manufacturing USA'라는 이름 아래 전국 단위의 제조혁신 네트워크가 공식적으로 출범했다.

이 시기를 기점으로 로봇, 복합소재, 디지털제조, 스마트섬유 등 18개 분야별 연구소가 설립되었고, 특히 '16년에는 스마트제조 전문연구소(CESMII⁴⁾)가 추가되어 공장 내 데이터 기반 AI 활용 및 자동화 실증 프로젝트가 본격화되었다. 이후 '20년대 들어 제조혁신의 범위는 바이오, 사이버보안 등 국가안보와 보건 분야까지 확장되었으며, '24년에는 CESMII와 전국 제조현장지원망(MEP⁵⁾)이 파트너십을 구축하면서 연구소의 첨단 기술을 중소 제조기업에 전파하는 체계를 마련하였다.

이러한 일련의 정책은 단순한 연구개발 지원을 넘어, 기술 개발과 실증, 확산이 유기적으로 연결된 생태계를 형성했고, 그 결과 중소 제조기업의 생산성과 품질이 실질적으로 개선되는 성과를 거두었다*.

*'24년 MEP 네트워크는 중소 제조기업과 함께 150억 달러 신규 및 유지 매출, 50억 달러 신규 투자, 26억 달러 비용 절감, 108,000개 일자리 창출 및 유지 성과를 달성

미국 스마트제조 정책 'Manufacturing USA' 발전 과정

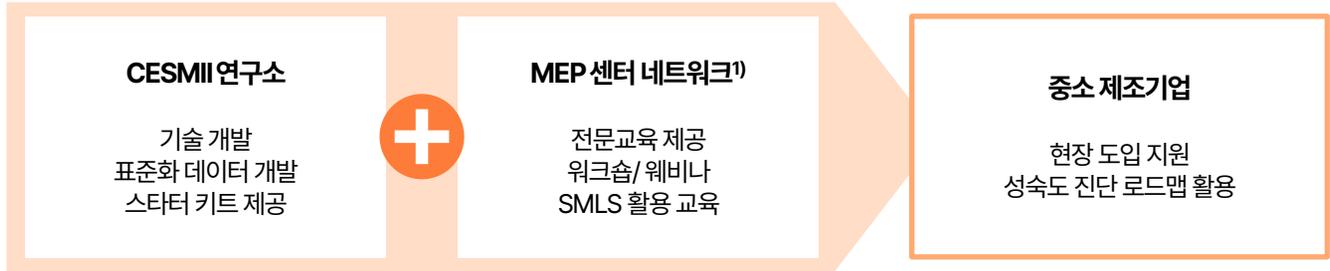
*'12~'15년: 초기 구축 → '16~'20년: 다분야 확장 → '21~'24년: 체계 완성

연도	주요 이정표	핵심 키워드	추진 내용
2012	America Makes 설립	적층제조 선도	· 첫 번째 MII로 3D 프린팅 분야 특화 연구소 출범
2015	Manufacturing USA 본격화	네트워크 확장	· AIM Photonics 등 포토닉스 분야 연구소 추가
2016	핵심 분야 연구소 집중 설립	기술 다양화	· CESMII(스마트제조), AFFOA(스마트 섬유) 출범
2020	바이오제조 분야 확장	팬데믹 대응	· BioMADE, CyManII 등 바이오·사이버보안 분야 추가
2023	반도체 제조 디지털 트윈	최신 기술 통합	· SMART USA 설립으로 18개 MII 네트워크 완성
2024	CESMII-MEP 파트너십	현장 확산 체계	· 연구소-확산기관 연계 모델 구축

자료: 스마트제조혁신추진단(2025), 삼일PwC경영연구원

- 1) AMNPO: Advanced Manufacturing National Program Office
- 2) RAMI Act: Revitalize American Manufacturing and Innovation Act
- 3) MII: Manufacturing Innovation Institute
- 4) CESMII: Clean Energy Smart Manufacturing Innovation Institute
- 5) MEP: Manufacturing Extension Partnership

미국 CESMII-MEP 파트너십을 통한 중소 제조기업 현장 지원 프로그램



- ✓ CESMII 개발한 스마트제조 상호운용성 플랫폼(SMIP)*을 MEP 센터를 통해 중소기업에 직접 제공하여 기존 제조 시스템과 신규 스마트제조 기술 간 연결성 확보
- ✓ 중소기업이 부담 없이 스마트제조 기술을 시험해볼 수 있는 스타터 키트를 무료로 제공해 초기 도입 비용 부담 완화

파트너십 구분	파트너십 주요 내용
전문 교육	MEP 센터 대상 스마트 공장 전문교육
현장 교육	지역 제조업체 대상 워크숍 및 웨비나 개최
시스템 활용 교육	스마트 제조 학습 시스템(SMLS) 활용 교육
진단 서비스	스마트 제조 성숙도 진단 및 로드맵 제공
기술 지원	스마트제조 상호운용 플랫폼(SMIP)과 스타터 키트 공유

*SMIP(Smart Manufacturing Innovation Platform): 스마트 제조를 위한 데이터-모델-애플리케이션을 공유하고 연결하는 클라우드 기반 생태계. 플랫폼의 목적: 표준화된 데이터 모델 제공(제조 현장의 다양한 장비와 시스템을 쉽게 연결), 애플리케이션 공유, 협업 촉진, 비용 절감

1) 전국 51개의 MEP 센터는 연방-주정부 공동 자금지원 방식으로 운영되며(연방정부 1억 달러 투자 + 주정부/민간 펀드), 중소기업체를 대상으로 생산성 향상, 품질 개선, 신기술 도입 지원, 인력 훈련, 공급망 연결 등 종합적 맞춤형 서비스를 제공

3.1.3 중국

중국: 중앙집권적 추진 체계와 '양에서 질'로의 전환

중국은 정부 주도의 강력한 톱다운 체계 속에서 국가 전체의 산업 디지털화를 빠르게 추진해왔다. 중국의 스마트제조 정책은 **전략 수립 → 시범 구축 → 표준화 → 전국 확산**으로 이어지는 체계적인 프로세스를 기반으로, 국가 차원에서 산업 전체의 경쟁력을 끌어올리는 구조를 갖춘 것이 특징이다. 정부는 '15년 '중국제조 2025'를 발표하며 스마트제조를 핵심 전략산업으로 지정하였고, 공업정보화부(MIIT¹⁾)가 중앙정부와 지방정부, 국영기업을 일원화해 관리하는 체계를 구축했다.

이러한 **중앙집권적 구조는 단기간에 양적 성과를 창출했다.** '16년 '스마트제조 발전계획('16~'20)'을 통해 매년 국가급 스마트팩토리 시범사업을 추진하였으며, 시범공장을 중심으로 한 모델 확산과 성과 복제를 핵심 정책으로 삼았다. 결과적으로 '23년 기준 국가급 스마트팩토리 421곳, 5,500건의 스마트제조 우수 시나리오가 전국적으로 복제·확산되는 성과를 얻었다. 뿐만 아니라, 중국정보통신연구원(CAICT²⁾)이 구축한 '국가 스마트제조 데이터 공공서비스 플랫폼'을 통해 2,000여 개 프로젝트, 12만 건 제품 사례, 1.7만 개 솔루션 공급업체 데이터를 통합 관리하고자 했다.

'20년 이후로는 **'양적 확대'에서 '질적 심화'로 전환**하는 전략을 펼쳤다. 중국은 **단순 자동화 단계를 넘어 AI, 디지털 트윈, 5G 통신기술을 결합한 고도화 단계로 진입**하고자 했다.

특히 '21년 제14차 5개년 계획에서는 '연간 매출 2,000만 위안 이상 제조기업의 70%를 디지털·네트워크화 한다'는 구체적인 목표를 설정하며 질적 전환을 선언했다. 공신력 있는 스마트제조 성숙도 평가체계(GB/T 39116-2020)³⁾ 또한 제정되어, 전국 기업들이 동일한 기준으로 디지털화 수준을 진단받고, 더 많은 기업이 고도화 수준(4급: 최적화, 5급: 업계 선도)의 스마트제조를 달성할 수 있도록 하였다.

중국 스마트제조 정책 발전 과정

연도	주요 이정표	핵심 키워드	추진 내용
2015	중국제조 2025 발표	제조업 혁신 전략	· 스마트제조, 산업인터넷 핵심 분야 지목
2016	스마트팩토리 시범사업 시작	현장 디지털화	· MIIT 중심 전국 시범공장 구축
2017-2019	인터넷+제조업 가속화	기술 융합	· 인터넷 기술과 제조업 결합 촉진
2020	제조업 DX 전략 구체화	디지털 전환	· 경영 및 공정 전반 최적화 전략
2021	제14차 5개년 계획 수립	양적 → 질적 전환	· 규모 이상 기업 70% 디지털화 목표
2022	국가 데이터 플랫폼 확장	종합 지원 체계	· 스마트제조 데이터 자문 공공서비스 구축
2023	시범공장 추가 지정	대규모 확산	· 5,500건 우수 시나리오 축적

자료: 스마트제조혁신추진단(2025), 삼일PwC경영연구원

- 1) MIIT: Ministry of Industry and Information Technology
- 2) CAICT: China Academy of Information and Communications Technology
- 3) 스마트제조 도입 수준 측정을 위해 제정된 '지능제조 능력 성숙도 모델(智能制造能力成熟度模型)'로, 제조기업의 스마트화 역량을 5단계로 구분하고 각 단계별 달성 기준을 명확히 제시. 1급(계획): 스마트제조 도입을 위한 기본 전략과 계획 수립 → 2급(표준화): 생산 공정과 관리 시스템의 표준화 달성 → 3급(시스템 통합): 각 부문별 시스템 간 연결과 통합 구현 → 4급(최적화): 데이터 기반 의사결정과 공정 최적화 달성 → 5급(선도): 업계 선도 수준으로 지능형 자율 운영과 혁신 주도 역량 확보 등으로 구분

3.1.4 일본

일본: 민간 자율협력과 '연결 산업' 중심의 독자적 모델

일본의 스마트제조 정책은 정부 주도보다는 **현장 중심의 민간 주도 거버넌스**가 핵심이다. '15년 '로봇혁명이니셔티브(RRI¹⁾)'와 '산업밸류체인 이니셔티브(IVI²⁾)'를 출범시켜 정부가 세부 방향을 정하기보다, 기업과 엔지니어들이 자율적으로 협업 시나리오를 만들고 정부는 이를 지원하는 형태로 거버넌스를 구축했다. 이러한 방식은 기업 간 협업을 통해 실제 생산 현장에서 적용 가능한 유스케이스(Use case)³⁾를 도출하도록 유도했으며, 약 250여 개 기업이 참여한 다양한 프로젝트를 통해 디지털 제조의 기반이 확대되었다.

'17년에는 'Connected Industries'를 발표하며 제조업을 넘어 의료, 물류, 모빌리티 등 다른 산업과의 연결을 강조했다. 이는 일본의 스마트제조 정책이 단순한 효율 개선을 넘어 산업 간 가치 창출로 방향을 전환한 계기가 되었다. 이후 '18년 후쿠시마 로봇 테스트필드 등 **현장 실증 거점이 조성되면서 기업들이 실제 환경에서 기술을 시험·확산할 수 있는 기반이 마련되었고, 중소기업의 참여가 활성화**되었다. 특히 정부는 '스마트 제조 지원팀'⁴⁾을 조직하여 지역 중소 제조업체를 대상으로 IoT 도입 및 활용을 지원해주는 프로그램을 운영했다. 이 또한 중앙 집중식 지원보다는 지역별 분산형 지원 체계를 통해 각 지역의 산업 특성과 중소기업 니즈에 맞는 맞춤형 솔루션을 제공하는 방식이었다.

'20년 이후에는 제조업 디지털전환(DX) 전략이 구체화되며 데이터 기반 공정 최적화가 주요 과제로 부상했다. '23년에는 독일 Catena-X 등 **글로벌 데이터 스페이스와 연계하는 '우라노스 에코시스템(Ouranos Ecosystem)'을 발표**하면서 국경을 넘어 데이터를 공유하는 단계로 발전하였다. 그리고 이후 우라노스 에코시스템과 독일 Catena-X간 상호운용성 실증에 성공하며 일본은 글로벌 데이터 협력 허브 지위를 확보할 수 있었다.

일본 스마트제조 정책 발전 과정

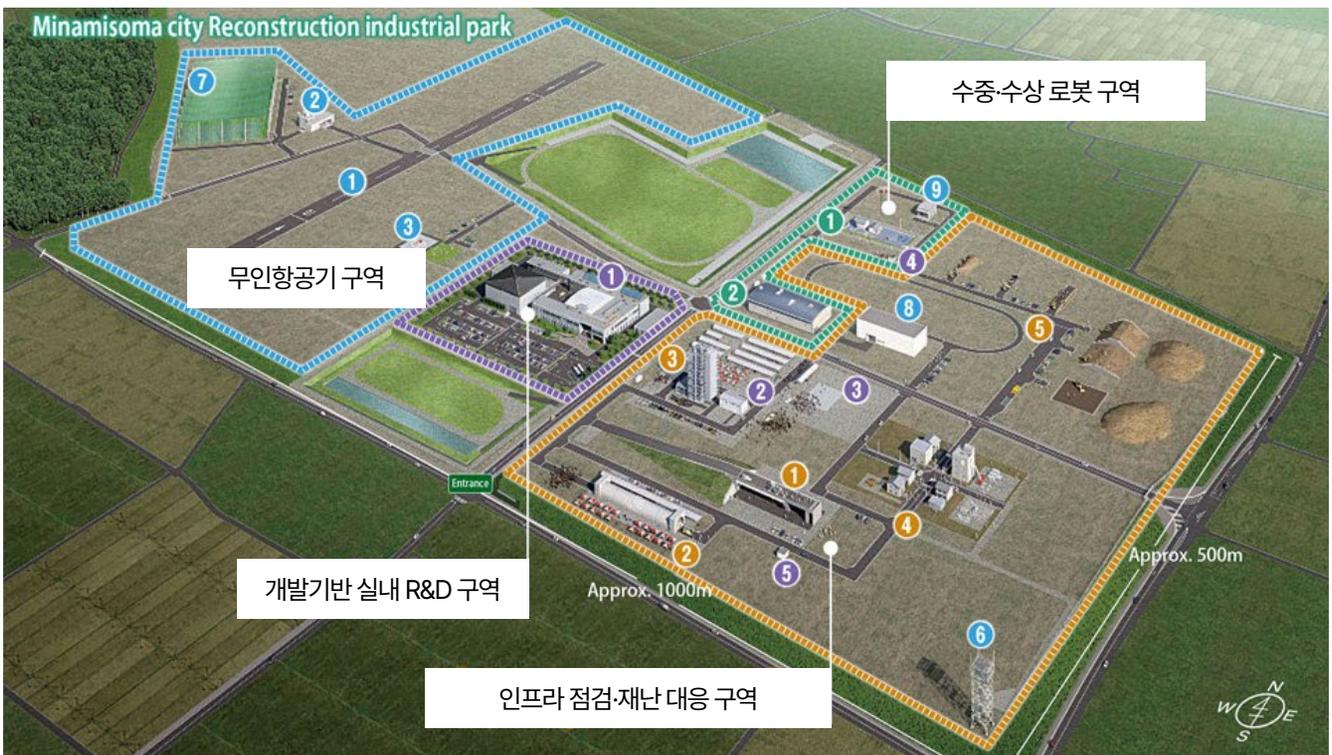
연도	주요 이정표	추진 내용
2015	RRI(로봇), IVI(밸류체인) 출범	· 로봇 혁명 이니셔티브 협의회와 산업 밸류체인 이니셔티브 발족으로 민간 협력 기반 구축
2016	일본-독일 협력 시작	· RRI 중심 독일과 협력 협정 체결
2017	Connected Industries 발표	· METI 주도로 사람·기계·시스템·기업 간 연결을 통한 새로운 비전 제시
2018	후쿠시마 로봇 테스트 필드 조성	· 50만 m2규모 로봇·드론 실험장 구축
2020	제조업 DX 전략 구체화	· 경영·공정 전반의 최적화와 데이터 활용 중심의 디지털 제조 전략 추진
2023	Ouranos Ecosystem 출범	· G7 디지털기술장관 회의 계기 신산업 데이터 연계 이니셔티브 발표
2024	5단계 DX 성숙도 모델 발표	· METI·NEDO 공동으로 스마트 매뉴팩처링 구축 가이드라인 발간
	ABtC 플랫폼 가동	· 자동차 배터리 CFP 데이터 공유 플랫폼 정식 운영

자료: 스마트제조혁신추진단(2025), 삼일PwC경영연구원

1) Robot Revolution Initiative: 로봇 제조 기업뿐만 아니라 수요 기업, IT 기업, 대학, 연구기관이 참여하는 체제로, 로봇 관련 규제 완화와 기술 개발을 촉진
 2) Industrial Value Chain Initiative: 일본기계협회가 주도하는 산학협력기구로, 기업들이 현장에서 직면하는 스마트제조에 관한 각종 과제를 도출·해결
 3) Use Case: 시스템과 사용자의 상호작용을 다이어그램으로 표현한 것
 4) 스마트 제조 지원팀: 경제산업성이 전국 지방경제산업국을 통해 운영하는 중소 제조업체 대상 IoT 도입 지원 프로그램, 전문 컨설턴트가 직접 기업을 방문하여 현장 진단부터 시스템 통합업체 연결까지 원스톱 서비스를 제공

일본의 후쿠시마 로봇 테스트필드 현황

구분	내용
목적	재난-인프라 대응, 드론/로봇 R&D, 성능평가, 조종 훈련 등 실환경 재현 실증 인프라
구역 구성	무인항공기 구역, 인프라 점검·재난 대응 구역, 수중·수상 로봇 구역, 개발기반 실내 R&D 구역
실증 환경	가상의 홍수 도시, 터널·교량·플랜트 모형, 실내 수조(수압·물량), 활주로·격납고, 기상관측 시스템
사용자 범위	국내외 대학, 연구기관, 로봇·드론 기업, 재난-인프라 서비스 기업 등 실증 희망 단체
활용 실적	2020년 이후 30,000명 이상 연구자 방문, 240회 이상 실증 테스트 수행
스마트제조 연계	드론 기반 인프라 점검, 자율운행 UGV 물류 등 스마트 제조 요소 실증과 현장 자율화 연구 기지 역할



자료: The Fukushima Innovation Coast Framework, 스마트제조혁신추진단(2025), 삼일PwC경영연구원

3.1.5 국가별 스마트제조 정책 요약

국가별 접근은 명확히 구분된다. 독일은 산업 표준과 데이터 연계체계를 중심으로 유럽 전체의 스마트제조 방향을 주도하고 있으며, 미국은 기술 혁신을 선도하는 연구소 네트워크를 중심으로, 연구개발·실증·중소기업 확산이 유기적으로 연결된 시스템을 구축했다. 중국은 강력한 정부 주도의 시범공장 정책과 표준화·복제 전략을 통해 전국 단위의 디지털 제조 생태계를 가장 빠르게 확산시켰다. 그리고 일본은 정부가 방향만 제시하고 민간이 자율적으로 실증과 연결을 이끌어가는 구조로, 데이터 기반의 공급망 협업과 국제 연계를 중시하고 있다.

각각의 정책은 국가 산업 구조와 행정 시스템에 맞춰 설계되었지만, 공통적으로는 제조 경쟁력 강화를 위해 기술, 데이터, 사람을 연결하는 방향으로 진화하고 있다.

주요국별 스마트제조 정책 요약

구분	독일	미국	중국	일본
대표 정책 (시기)	Industrie 4.0 ('11)	Manufacturing USA ('15)	중국제조 2025 ('15)	Connected Industries ('17)
정책 특징	“국제 표준 주도 모델” 산업 전반의 디지털 통합과 표준화 선도	“민관협력 기술 혁신 네트워크 모델” R&D-실증-확산을 연결한 협력체계	“국가주도 복제-확산 모델” 정부가 산업 전체를 끌어올리는 구조	“현장-연결 중심 모델” 민간이 주도하고 정부는 지원하는 자율형 체계
정책 주도 주체	연방정부+ 산업·학계 컨소시엄	연방정부 + 민간 연구소·대학	중앙정부 + 지방정부·국유기업	경제산업성+ 민간 컨소시엄
추진 방식	민관 공동 로드맵 기반의 표준-플랫폼 중심 모델	기술혁신 네트워크형 (연구소 중심)	톱 다운 국가주도형 (시범공장-표준-확산)	현장 실증-연결 중심형 (민간 주도)
핵심 전략 및 수단	① 중소기업 육성을 위한 미텔슈탄트 4.0 역량센터 ② Manufacturing-X 개방형 데이터 공유 생태계 구축 ③ RAMI 4.0 참조모델 개발	① 18개 제조혁신연구소 네트워크 구축 ② CESMII(스마트제조 연구소) 운영 ③ MEP를 통한 중소기업 기술 확산	① 국가급 스마트팩토리 시범사업 추진 ② 산업인터넷-AI-5G 융합 촉진 ③ GB/T39116 성숙도 평가 표준화	① 민간협업 구조 ② 산업 간 데이터 공유 ‘Connected Industries’ 추진 ③ 후쿠시마 실증단지, 우라노스 데이터 에코시스템
핵심 목표	데이터·표준 통합을 통한 산업생태계 디지털 전환	첨단기술의 산업화·중소기업 확산	제조산업 전반의 자동화·지능화·표준화	산업-공급망 간 데이터 기반 가치창출

자료: 삼일PwC경영연구원

3.2 국내 스마트제조 정책 분석 및 진단

한국: 정부 주도와 민간 협력 중심의 단계적 혁신 모델

국내 스마트제조 정책은 제조 경쟁력의 구조적 한계를 돌파하기 위한 산업혁신 전략으로 출발했다. '10년대 초반, 저성장과 중국의 제조력 추격 속에서 정부는 제조현장의 디지털 전환을 국가 과제로 삼고 '14년 '제조업혁신 3.0'을 통해 스마트팩토리 보급 정책을 추진했다. 초기 정책은 자동화·IoT 도입 등 생산 효율 개선에 초점을 맞춘 스마트제조혁신 1.0 단계로, 중소기업 중심의 보급형 혁신이었다.

그러나 단순 자동화로는 경쟁력 제고가 한계에 부딪히자, 정부는 '17년 이후 스마트제조혁신 2.0을 통해 기업 데이터와 플랫폼 기반의 지능화로 방향을 전환했다. '스마트제조혁신 비전 2025', '중소기업 스마트제조혁신 전략' 등은 개별 공장 단위를 넘어 공급망 전반의 연결성과 데이터 흐름을 강화하며, 제조 데이터를 새로운 생산요소로 인식하기 시작했다. 그리고 '20년 이후로는 AI 기술을 정책 중심축으로 삼았다. 중소벤처기업부는 'AI-데이터 기반 제조혁신 고도화 전략'을 통해 데이터를 자산화하여 공정 예지와 품질 향상에 활용하는 기반을 마련했다. 그리고 '25년 10월에는 'AI 기반 스마트제조혁신 3.0 전략'을 발표하며 '30년까지 AI 스마트팩토리 1.2만 개 구축과 제조기업의 AI 도입률 10% 달성을 목표로 제시했다.

이처럼 **국내 정부는 보급·정보화 → 데이터 지능화 → AI 통합의 단계를 거쳐 제조업의 디지털 체질을 재편해왔다.** 아직 중소기업의 기술 격차, AI 활용 수준 등의 과제가 남아 있지만, 국내 스마트제조 정책은 제조강국의 체질을 데이터 중심의 지능형 산업구조로 전환하고자 하는 시도를 했다는 점에서 의미가 있다고 볼 수 있다.

국내 스마트제조 정책 발전 과정

구분	시기	정책명/행사	추진 내용
스마트제조혁신 1.0 (보급·정보화 단계)	2014 ~ 2016	스마트팩토리 보급·확산 계획 (제조업혁신 3.0' 실행대책)	· 2020년까지 스마트팩토리 1만 개 보급 목표 · 센서·IoT·자동화 설비 중심의 정보화 시작 · 중소기업 중심 보급형 사업
	2015	스마트팩토리 기술개발 로드맵	· 기술수준 진단 및 선진국 90% 수준 달성 로드맵 · 표준·데이터 인프라 기초 설계.
스마트제조혁신 2.0 (지능화·데이터 기반 단계)	2017	스마트제조혁신 비전 2025	· 스마트팩토리 3만 개 보급 목표 상향 · 데이터·플랫폼 개념 도입, 공급망 연계 강조
	2018	중소기업 스마트 제조혁신 전략	· '22년까지 스마트팩토리 3만 개 보급 + 스마트산단 10개 + 인력 10만 명 양성
	2019	제조업 르네상스 비전·전략	· 국가 차원 제조혁신 비전 선포 · 스마트팩토리·스마트산단 확대, AI 기반 지능화 추진.
	2020	AI-데이터 기반 중소기업 제조혁신 고도화 전략	· '마이제조데이터(My Manufacturing Data)', KAMP(제조 AI 플랫폼) 도입 · AI 모델 적용, 5G + AI 스마트팩토리 1,000 개('25) 목표
스마트제조혁신 3.0 (AI 통합 단계)	2024	지능형 제조혁신 생태계 고도화 방안	· 스마트 제조 4대 핵심 영역에 대한 전략적 지원 강화 · '27년까지 25,000개 중소 제조기업의 디지털 전환 지원
	2025	AI 기반 스마트제조혁신 3.0 전략	· '30년까지 AI 스마트팩토리 1.2만 개, AI 도입률 10%, 제조 AI 전문기업 500 개 육성 목표 · AI-데이터 완전 통합, 공급망 지능화, 디지털트윈 확산

자료: 중소벤처기업부, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

**한국의 현주소:
스마트팩토리 보급은
시작됐지만, 생태계는
아직 미숙**

정책의 영향으로 스마트팩토리 구축 기업의 생산성 향상과 품질 개선이 실증되었으며, 제조데이터를 활용한 예측 유지보수와 공정 최적화 등 새로운 가치창출 사례가 늘고 있다. 다만, 중소기업의 약 80%가 여전히 자동화 수준에 머물러 있어 AI 활용의 성숙도는 낮은 한계가 지적된다. 기술도입 중심의 지원이 조직 혁신이나 인력 양성까지 확장되지 못했고, 데이터 표준화, 공유 생태계, 글로벌 연계 역량도 미흡하다.

앞서 다른 주요국과 비교하면, 국내 정책은 질적 성숙도와 지속가능한 생태계 구축 측면에서 한계가 존재한다고 판단된다. 이에 따라 향후 정책은 단순 보급 중심에서 벗어나 기업별 스마트제조 성숙도 제고, 데이터 플랫폼 활성화, AI 전문인력 확충, 대기업-중소기업 공급망 연계로 진화해야 할 것이다.

국내 스마트제조 정책의 주요 문제점을 아래와 같이 진단해 보았다.

① 단기 프로젝트 중심의 정책 구조와 기술 내재화의 한계

개별 공장 단위의 단기 지원 사업에 치중되어 산업 간 연결이나 데이터 생태계 구축이 미흡한 실정이다. 정부 보조금 의존도가 높은 상황에서 지원 사업이 2~3년 단위로 단절되다 보니, 기업들이 중장기적인 기술 축적이나 솔루션 내재화에 큰 어려움을 겪고 있다.

② 민간 협력의 약세와 현장 중심성 부족

정부 주도의 하향식 구조로 인해 산업계, 학계, 연구기관 간의 실질적인 협력이 제한적인 수준에 머물러 있다. 특히 데이터 품질 저하나 인력 부족과 같은 실제 제조 현장의 고질적인 문제들이 정책 설계 단계에 충분히 반영되지 못해 현장과의 괴리가 발생하고 있다.

③ 표준화 및 데이터 거버넌스 미비

독일의 RAMI 4.0이나 일본의 IV와 같은 국가 차원의 공통 데이터 표준 체계가 부재하여 산업 전반의 효율이 저하되고 있다. 산업별 플랫폼이 각기 다른 규격으로 운영됨에 따라 데이터의 상호운용성이 낮아, 기업 간 데이터 공유와 생태계 확장에 걸림돌이 되고 있다.

④ 중소기업의 디지털 역량 격차 및 사후 관리 부족

단순 설비 자동화는 진전되었으나 AI 및 데이터 분석을 수행할 전문 인력과 노하우는 여전히 부족한 상태다. 스마트팩토리 구축 이후에도 체계적인 사후 관리와 운영 전략이 뒷받침되지 못해 시스템이 방치되는 사례가 늘어나며 디지털 전환의 질적 성장을 저해하고 있다.

⑤ 전문 인력 양성 및 지역 기반 인프라의 불균형

스마트제조 교육 시설과 테스트베드가 특정 지역에 편중되어 수도권과 비수도권 간의 디지털 전환 격차가 심화되고 있다. 지역별로 고른 인프라가 부재함에 따라 비수도권 제조 기업들의 인력난이 가중되고 있으며, 이는 국가 전체의 균형 있는 제조 혁신을 방해하고 있다.

국내 스마트제조 정책 모델은 독일의 표준화 구조 + 미국의 혁신체계 + 중국의 추진력 + 일본의 현장성을 균형 있게 벤치마킹할 필요가 있다. 이를 통해 **한국은 '데이터와 AI가 산업현장을 스스로 학습하는 지능형 제조국가'로 발전할 수 있을 것이다.**

국내 스마트제조 정책 발전을 위한 벤치마킹 방향 제시: 표준 + 혁신 + 확산 + 지속성 4축의 균형있는 조합 고려

전략축	벤치마킹 1순위	보완 참조	국내 정책 방향 예시
표준-데이터 인프라	독일 (RAMI 4.0, OPC-UA 주도)	일본 (현장 유스케이스에서 표준 도출)	<ul style="list-style-type: none"> · IIoT 플랫폼 혼선을 막기 위해 데이터 모델을 먼저 정립 · 국내의 중소-뿌리기업 중심 특성을 고려해 '현장 시나리오 → 표준화' 접근 병행
핵심기술-테스트베드	미국 (제조혁신연구소, CESMII 등)	독일 (시험, 실증랩 네트워크)	<ul style="list-style-type: none"> · 주력 제조 분야별(디지털트윈, 로봇, K-반도체, 방산-배터리) 연구소와 실증라인 구축하고 산단-캠퍼스-특구에 연계 · 연구과제를 넘어 민간기업 협업 및 장비공유 의무화 등으로 기술이 현장으로 확산되도록 설계
현장 확산-보급 속도	중국 (국가급 시범공장 복제 및 확산)	일본 (중소기업 맞춤형 현장지원)	<ul style="list-style-type: none"> · "스마트팩토리 보급 몇 개" 식의 계량목표 보다 산업별 레퍼런스 패키지를 지정 · 업종별 우수 사례 몇 개 선정하여, 정부 보조금 및 컨설팅 연계로 확산 속도 제고
중소기업 진입장벽 완화	일본 (현장 실증거점, 작은 PoC 반복)	미국 (MEP, 지역기반 제조 컨설팅망)	<ul style="list-style-type: none"> · 계단형 DX 설계: '작게 도입 → 효과 검증 → 2차 자동화' 단계적 접근 · 지원체계 상시화: 지역별 DX지원센터, 스마트팩토리 코디네이터 운영
글로벌 연계-수출성	독일 (EU 표준과 연동)	일본 (Catena-X, 데이터 스페이스 연계)	<ul style="list-style-type: none"> · 국제 표준 생태계(예: OPC-UA, Gaia-X)에 참여 · 국내 시범공장 설계 시 글로벌 연동 요구사항 반영해 '한국 공장 = 글로벌 호환'이라는 신뢰 확보
정책 지속성 정치적 내구성	중국 (중장기 일관성)	독일 (산업계와 공동 로드맵)	<ul style="list-style-type: none"> · 10년 단위 제조DX 로드맵 고정, 정권 변경에도 안정적인 정책 구조 설계 필요 · 산업계-학계 공동으로 발표하는 등, 목표, 지표, 표준을 장기적으로 고정시킬 수 있는 방안 마련

자료: 삼일PwC경영연구원

04

기업 사례: 제조 대기업 vs 중견·중소기업

Case study를 통해
국내 중소기업의 현실 분석



대기업/ 중견기업 제조업에 스며든 AI의 활약기

제조업 현장의 목소리

국내 제조업체에 AI가 도입되면서 “기계가 인간의 일을 뺏는다”나, “기계가 인간의 짐을 덜어준다”는 두가지 의견이 대립되고 있다. 그 결과가 무엇이든 간에 확실한 것은 제조공장에서의 긍정적인 모습이 많다는 것이다. 이 변화는 기업 규모에 따라 다르게 나타난다.

대기업 제조사

공장 여러 곳을 연결해 초대형 AI 두뇌를 하나 만든다. 마치 스타크래프트의 “전장 전체를 내려다보는 사령관” 같은 느낌이다. 예를 들어, A 대기업의 자동차 엔진 공장을 보자. 기계가 돌아가는 소리, 진동, 온도 등의 데이터를 수집해 AI 모델에 학습시키면:

AI: “3번 설비, 다음 주 수요일쯤 베어링 마모로 멈출 것 같은데요.”

작업자: “그걸 어떻게 알아?”

AI: “지난 6개월간 비슷한 패턴을 가진 설비 146건과 유사도가 89%입니다.”

기계가 멈춘 뒤에 대응하던 과거와 달리, 미리 부품을 바꿔 공정 중단 비용을 크게 줄인다. 이것이 바로 대기업식 AI의 힘이다. 예지보전이다.

일부 전자 및 화학 대기업에서는 이미 AI가 공정 조건(온도·압력·혼합비 등)을 실시간으로 조정하는 실험을 운영 중이다. 이제 공장이 인간의 지시를 ‘따르는’ 곳이 아니라 AI가 자율적으로 ‘생각하고 판단하는 곳’으로 진화하는 중인 것이다. 대기업은 AI를 통해 공장 전체 최적화, 여러 공장 간 통합관리, 고급 로봇 및 자율제어 시스템 같은 scale-up 전략을 추구하고 있다.

중견 제조사

반면, 중견기업은 대기업처럼 거대한 시스템을 구축하진 못한다. 하지만 오히려 그 덕분에 가볍고 빠르게 AI를 현장에 투입한다. 중견기업의 AI는 ‘전체를 컨트롤하는 두뇌’라기 보다는, 현장의 기계 하나하나를 혁신하는 똑똑한 조수에 가깝다. 예를 들어, B 중견 부품업체에서 AI를 처음 적용한 프로세스는 품질 검사였다. 현장의 베테랑 작업자는 이렇게 말한다, “나는 30년 경험으로 불량률 한 눈에 알아보는데, 회사가 AI에게 이걸 가르친다네.” 하지만 막상 AI를 쓰고 나니 사람보다 더 미세한 변화도 캐치한다. 이로써 기존 10명 투입하던 것을 AI 도입 후에는 2명만 모니터링함으로써 인력과 비용이 감소하고, 불량률 20~30% 감소시킬 수 있었다. 중견기업답게 작지만 강력한 임팩트를 만들고 있다.

이처럼 중견 및 중소기업의 AI 도입은 대기업처럼 공장 전체를 아우르는 통합 플랫폼 구축보다는, 개별 공정·설비 단위의 문제를 즉각적으로 해결하는 ‘현장 밀착형 AI’ 중심으로 전개되고 있다. 이들 기업은 제한된 투자 여건과 숙련 인력 부족을 고려해, 품질 검사 자동화, 공정별 데이터 수집·시각화 같은 실시간 모니터링 솔루션을 우선 도입하며 점진적으로 디지털 역량을 고도화하고 있다.

4.1 글로벌 제조 대기업들의 제조 AI 활용 현황

대기업은 제조 AI를
핵심 인프라로 삼으며
현장 표준화를 마련 중

글로벌 제조 대기업들이 정의하는 제조 AI는 더 이상 '파일럿 기술'이 아니라, 제조 운영 전반을 재설계하는 핵심 인프라로 자리 잡고 있다. 최근 공통된 흐름은 생성형 AI, 디지털 트윈, 로봇틱스, 자율시스템 등을 개별적으로 도입하는 것이 아니라, 설계-생산-품질-유지보수 전 과정을 하나의 데이터 흐름으로 연결하고, 이를 바탕으로 의사결정 속도와 실행력을 구조적으로 높이는 것에 있다. 특히 디지털 트윈을 통해 공정과 설비를 가상 환경에서 먼저 검증 및 최적화하고, 생성형 AI를 자연어 기반 코파일럿으로 결합함으로써, 현장에서 반복되던 분석, 문서화, 지식 발굴 업무가 크게 단순화되고 표준화되는 방향으로 진화하고 있다.

또한, 제조 AI는 특정 KPI 개선을 넘어, 현장 운영의 불확실성을 줄이고 복잡성을 관리하는 수단으로 활용되고 있다. 제조 대기업들은 제조 AI를 통해 공정 변경이나 수요 변동에 대한 대응력을 높이고, 숙련 인력 의존도가 높던 판단과 작업을 조직 차원의 자산으로 전환하려 한다. 예를 들어 메르세데스-벤츠는 공장 디지털 트윈과 생성형 AI를 결합해 품질·공정 이슈 대응을 가속화하고 있으며, 현대차는 AI·로봇·시뮬레이션을 통합한 스마트팩토리를 통해 제조 운영의 표준 모델을 확장하고 있다. 이처럼 대기업들은 제조 AI를 제조 현장에서 운영 방식 그 자체를 바꾸는 공통된 전환 축으로 활용하고 있다.

제조 분야 선도기업들의 AI 솔루션 적용 사례

구분	기업(국가)	적용 예시	활용 도구 또는 파트너십
자동차	메르세데스 - 벤츠(독일)	· 지능형 차량 생산, 디지털 트윈 적용, 실시간 의사결정 · 차량 인포테인먼트 시스템	· 마이크로소프트 Azure
	제너럴 모터스 (미국)	· 자동차 생산 공장 내 도색 품질 관리 공정 적용 · 생성형 AI 기반 차량용 인포테인먼트 서비스	· 마이크로소프트, 구글
	볼보(스웨덴)	· 차량 고장, 서비스 향상을 위한 예측 분석 · 각종 문서 처리 간소화를 위한 Azure AI 서비스 기반 사용자 지정 플랫폼	· 테라데이터
	현대차(한국)	· AI, ICT, 로봇틱스 등 첨단 기술 융합 인간 중심 제조 시스템 · 음성인식 기술 접목 소프트웨어 중심 차량(SDV) 탑재	· 보스턴 다이나믹스 · 포티투닷 ChatBaker
에너지 및 전력	지멘스(독일)	· 기계 상태 확인 및 예지보전을 위한 불규칙성 검출 · 전력망 제어 및 모니터링을 통한 신뢰성 확보 · 프로그래밍 코드 생성 및 최적화, 오류 제거, 해석 시간 단축	· 센서와 통신 기능을 갖춘 AI 기반 스마트 박스 · 마이크로소프트 제조업 AI
	야스카와 전기 (일본)	· 제품 피킹, 외관 검사, 품질 예측 · 성능 향상을 위해 필요한 데이터를 AI로 생성	· 알리움
제약	암젠(미국)	· 신약개발을 위해 분자 스크리닝 및 최적화 모델을 학습하는데 걸리는 시간 단축	· 엔비디아 Bio NeMo
	대웅제약(한국)	· 다양한 신약 후보를 빠르게 발굴, 특허까지 가능한 선도물질 확보 등 신약개발의 속도와 효율 향상	· 화학물질 DB DAVID · AI 신약개발 시스템 DAISY
반도체 및 전자제품	엔비디아(미국)	· 노광장비 공정에서 원하는 웨이퍼 이미지 형성을 위한 마스크 패턴 예측 · 머신러닝 기반 데이터 보호, 현장 설비 운용 분석	· cuLitho 라이브러리
	어플라이드 머티어리얼즈 (미국)	· 웨이퍼 검사 장비에 적용 · 데이터 형성과 분석 및 결합 실시간 분류	· AI(x) 플랫폼

자료: KOITA(기술과 혁신 Vol. 474, 2025), 언론종합, 삼일PwC경영연구원

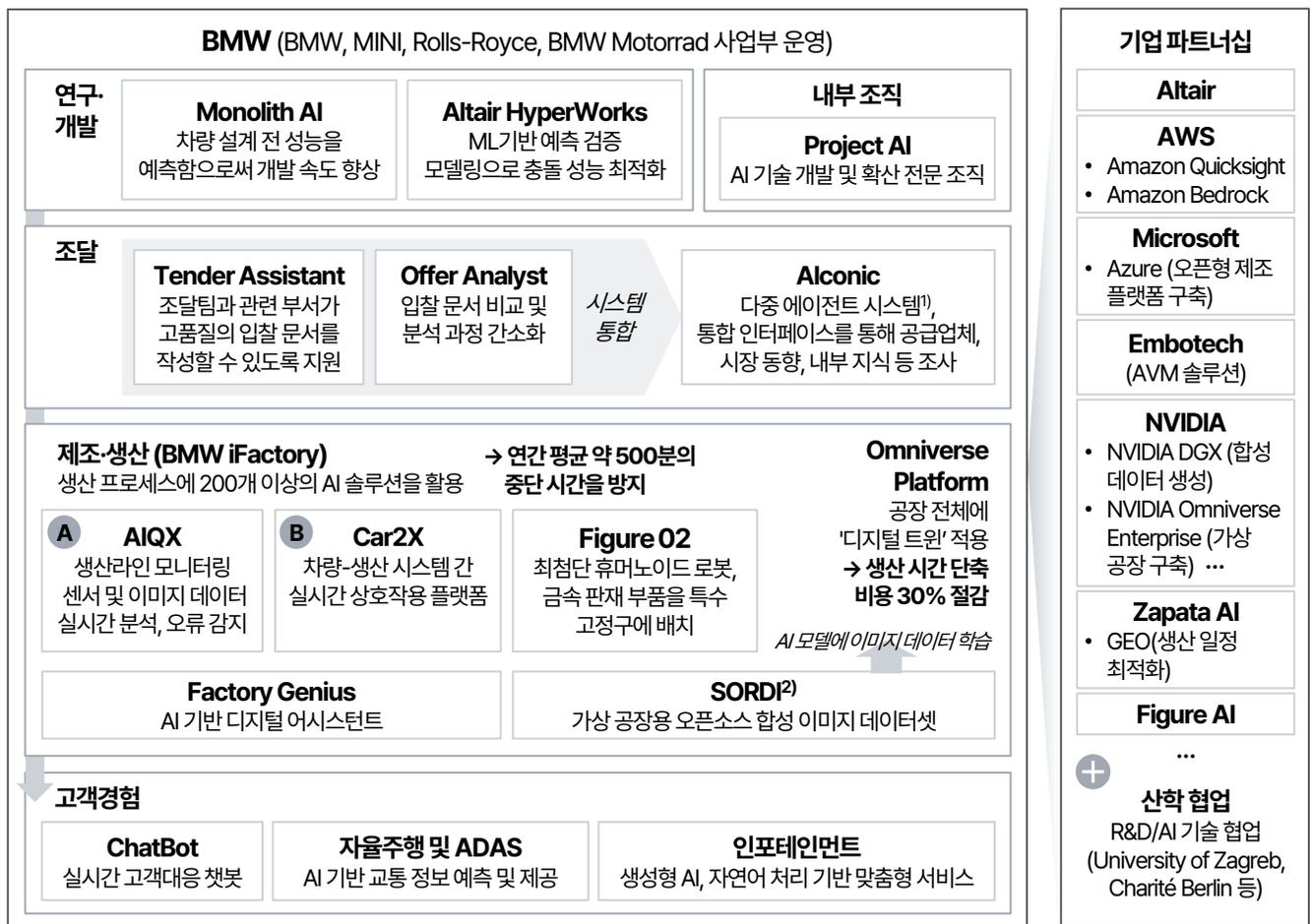
4.1.1 해외 기업 사례 ①: BMW (자동차 제조)

BMW 그룹은 '19년부터 AI를 제조 공정에 통합하기 시작하여 생산 효율성 최적화, 품질 관리 강화, 공급망 관리 개선 등을 이루었다. 현재 가치 사슬 전반에 걸쳐 AI를 확장 중이며, 중장기적으로 그룹내 모든 프로세스를 AI 기반으로 실행시키는 것을 목표로 두고 있다.

BMW 그룹은 내부 AI 전문 조직뿐만 아니라 외부 전문 AI 솔루션 업체들과의 협업을 통해 AI 역량을 키우고 있다. 특히 생산 공정 프로세스에 기술을 집중 투자하여, 제조사의 생존과 직결될 수 있는 '품질 관리'와 '생산 효율화' 역량을 강화함으로써 자사 경쟁력을 키우고 있다.

BMW의 업무 프로세스별 주요 AI 솔루션 활용 현황

**(Illustrative) 데스크탑 리서치 기반 예시적 사례임을 참고*



자료: BMW, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

A

Artificial Intelligence Quality Next: 품질 관리 공정 자동화

- 1) (이미지 데이터 식별) 컨베이어 벨트 공정의 카메라 시스템과 센서 구축 → 데이터 실시간 분석 → 이상 감지 → 즉시 보고
- 2) (음향 데이터 식별) 차량 좌석에 마이크 설치 → 주행 소음 녹음 → 음향 분석 및 분류 → 이상 감지 → 즉시 보고

B

차량이 스스로 자체 분석을 수행하고, 공장 직원들과 실시간으로 상호작용하는 체계

- 1) (조립 오류 식별) 차량의 계획된 조립 상태와 실제 조립 상태를 비교 → AI로 gap을 식별 → 시스템에 보고 → 조립 오류 즉시 수정
- 2) (주변 환경 분석) 내장된 카메라로 생산 라인의 앞에 있는 차량을 스캔 → AIQX 광학 품질 관리 시스템으로 이상 식별 → 즉시 보고
- 3) (주차 위치 식별) 차량이 전체 생산 프로세스를 파악 → 직원에게 구체적인 조립 지침 제공 → 계획된 주차 공간으로 안내

- 1) Multi Agent System) 여러 개의 자율적인 인공지능(AI) 에이전트가 상호작용하며 공동의 목표를 달성하기 위해 협력하는 분산형 시스템
- 2) Synthetic Object Recognition Dataset for Industries: BMW가 자체 구축한 세계 최대 오픈 소스형 합성 이미지 데이터셋. AI가 쓸 수 있는 이미지 데이터만 80만 개가 넘어, AI가 가상 공장에서 객체를 효율적으로 인식하는데 도움을 줌

BMW의 AIQX , Car2X 기술: 함께 활용되어 생산 라인에서의 문제를 사전 예방



- 딥러닝 알고리즘을 기반으로 자동화된 품질 관리 수행
- AI 기반 이미지 분석 후 오류를 실시간 감지하고, 어쿠스틱 애널리틱스(Acoustic Analytics)로 주행 소음을 객관적으로 점검
- 생산이 끝난 차량은 AIQX의 도움으로 계획된 출고장까지 빠르게 안내됨

- 클라우드를 통해 차량과 생산 시스템이 실시간으로 소통하며 정보를 주고받는 기술
- 차량에 내장된 카메라로 옆 차량을 스캔하고, AI 알고리즘을 통해 이상을 찾아냄. 직원과 생산 시스템에 오류 사항을 빠르게 알려 품질 문제를 조기에 예방

자료: BMW, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

SORDI 데이터셋을 활용한 AI 기반 스마트 제조



- 80만 개 이상의 합성 이미지와 80종 객체 데이터를 활용해 품질 검사-물류 작업용 AI 모델을 신속하게 훈련
- NVIDIA Omniverse 기반 가상 공장과 디지털 트윈 기술을 결합해 생산 공정 시뮬레이션 및 비용 효율성 강화

BMW의 Figure 02 휴머노이드



- 판금 부품 적재 작업을 지원
- 10시간 교대 근무로 9만 개 이상 부품 적재, 3만 대 이상 X3 차량 생산 지원
- 5mm 공차 내 정밀 배치와 99% 이상 정확도 달성, 생산 라인 효율성 향상에 기여

자료: BMW, Figure, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

해외 기업 사례 ②: BASF (화학 제조)

BASF는 화학 산업에서 디지털 전환을 선도하는 기업으로, AI를 핵심 기술로 활용하여 업무 전반의 효율성을 제고하고 있다. 자체 개발한 AI 시스템뿐만 아니라 외부 기업과의 협력을 통해 다양한 솔루션을 도입하고 있으며, 이를 연구개발(R&D), 생산, 품질관리, 공급망 등 전사적 프로세스에 적용하고 있다. 특히 BASF는 R&D에 집중 투자하여('24년 기준 R&D 비용 약 2조 9,884억원) 고객에게 혁신적이고 지속가능한 제품을 개발하고 개선하는데 초점을 두고 있다.

BASF는 AWS, Microsoft 등 글로벌 대기업뿐만 아니라 AI 전문 스타트업 및 대학과도 활발히 협업하며 디지털 혁신을 가속화하고 있다. 스타트업의 민첩한 기술력과 BASF의 산업 전문성을 결합해 예측 유지보수, 품질 이상 탐지, 수요 예측 등 고도화된 AI 적용 분야에서 시너지를 창출하고 있으며, 이러한 개방형 혁신 전략은 BASF의 기술 도입의 속도와 범위를 확대하는 데 핵심적인 역할을 하고 있다.

BASF의 업무 프로세스별 주요 AI 솔루션 활용 현황

(Illustrative)



자료: BASF, 언론종합, 삼일PWC경영연구원

4.1.2 국내 기업 사례 ①: 삼성전자 (반도체 제조)

*글로벌 100대 혁신기업 2025'1위 달성(시장조사기관 Clarivate)

삼성전자는 전사 디지털 전환과 AI 기반의 비즈니스 혁신 전략으로 글로벌 혁신기업 1위를 기록한 바 있다('25.03). 실제로 삼성전자는 AI로 성장하는 'AI-driven company'로 도약하기 위한 조직개편을 진행함과 더불어, 전사관리, 연구개발, 설계, 제조 등 전 과정에 AI를 단계적으로 적용함으로써 업무 효율을 높이고 생산성을 향상시키고 있다.

특히 삼성전자는 '25년 10월 엔비디아(NVIDIA)와 협력해 'AI 팩토리(AI 반도체 공장)'를 구축한다고 발표한 바 있다. 이는 엔비디아로부터 GPU를 받아 AI를 설계·제조 전반의 공통 인프라로 내재화해 생산성과 품질을 높이는 동시에, 엔비디아와의 전략적 파트너십을 통해 AI 반도체 및 시스템 사업의 중장기 성장 기반을 강화하려는 행보로 해석이 된다.

삼성전자(DS 부문)의 업무 프로세스별 주요 AI 솔루션 활용 현황

(Illustrative)



1) Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis: 칩을 만들기 전에 가상으로 전기적 동작을 테스트하는 시뮬레이션

2) AI Energy Saving Manager

자료: 삼성전자, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

국내 기업 사례 ②: 포스코 (철강 제조)

*15년 연속 '세계에서 가장 경쟁력 있는 철강사' 1위 선정(철강 전문 분석기관 World Steel Dynamics)

포스코는 생성형 AI를 전사 디지털 전환 전략의 일환으로 도입해, 설계-엔지니어링-운영 전반에서 축적된 현장 지식과 업무 데이터를 활용하고 있다. 또한, 외부 클라우드 및 AI 기업과 협력해 AI 기반 엔지니어링 솔루션을 개발하고, 지식집약적 업무에 적용함으로써 숙련 인력의 경험을 조직 차원의 지식 자산으로 체계화하고 있다.

포스코는 실시간 공정 제어 및 자동화와 피지컬 AI를 통한 자율 제어까지 포함하는 통합형 AI 기반 '인텔리전트 팩토리'를 구축하고 있다. 특히 AI를 활용해 생산 공정을 실시간으로 분석하고, 품질 이상과 설비 변동을 사전에 감지하고 대응함으로써 변동성이 큰 철강 생산 환경에서도 일관된 품질을 안정적으로 유지할 수 있는 운영 구조를 구축하고 있다.

포스코의 업무 프로세스별 주요 AI 솔루션 활용 현황

(Illustrative)



1) Machine Learning Operations: 머신러닝 모델의 개발부터 배포, 모니터링, 재학습까지 전 과정을 자동화하고 통합하는 운영 체계
 자료: 포스코, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

대기업에게 제조 AI는 미래 기술이 아닌 현재의 경쟁 수단

이처럼 대기업 제조 현장에서는 이미 AI가 생산성과 품질 경쟁력을 높이는 핵심 도구로 활용되고 있다. 제품 기획과 설계 단계에서는 생성형 AI, PLM(제품수명주기관리) 시스템 등을 결합해 설계 기간을 단축하고, 생산 단계에서는 MES(생산관리시스템), ERP(전사적 자원관리) 등과 연계된 AI 기반 데이터 분석을 통해 공정 최적화와 불량률 감소를 실현하고 있다. 나아가 대기업들은 예지 보전, 품질 예측, 디지털 트윈 등 차세대 제조 AI 기술까지 도입하면서, AI는 단순 자동화 수준을 넘어 기업의 비즈니스 성장 전략 전반에 깊이 관여하고 있음을 확인할 수 있다. 대기업은 이미 데이터가 축적된 통합 시스템을 기반으로 AI를 도입하고 시범하는 단계를 넘어 활용하는 단계에 진입했다고 볼 수 있다. 이들에게 AI는 더 이상 미래 기술이 아닌 현재의 경쟁 수단으로 자리 잡은 것이다.

반면에 국내 중소기업의 AI 전환은 여전히 초기 단계에 머물러 있으며, 이로 인해 대기업과 중소기업 간 디지털 전환 격차는 구조적으로 확대되고 있다. 다음 장에서는 국내 중소기업의 현실에 대해 구체적인 사례를 기반으로 더 자세히 알아보겠다.

4.2 국내 중소기업 사례

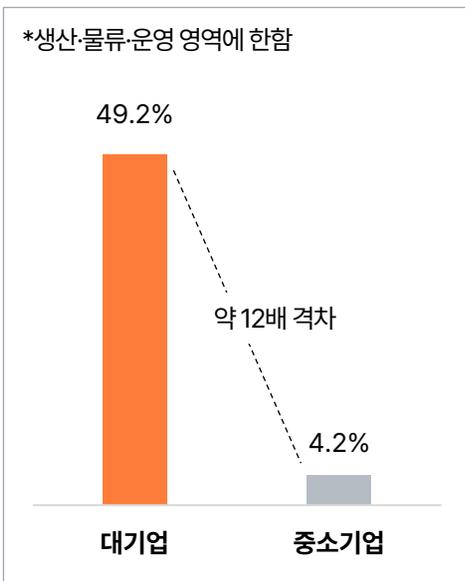
중소기업은 대기업의 수년 전 수준을 따라가려는 단계

제조 중소기업의 현실은 대기업과 크게 다르다. 다수의 중소기업은 AI를 도입하고 싶어도 어디서부터 시작해야 할지조차 판단하기 어려운 상황에 놓여 있다. 중소기업의 AI 활용률은 극히 낮은 수준에 머물러 있으며, AI를 실제 생산·운영에 적용하지 못하고 있는 기업이 대부분을 차지한다. 실제 조사에 따르면 생산·물류·운영 영역에서 중소기업의 AI 활용도는 4.2%로, 대기업(49.2%)에 크게 못 미치는 것으로 나타났다¹⁾.

특히 스마트팩토리 수준에서 대기업과 중소기업의 격차는 매우 뚜렷하다. 대기업은 이미 MES, PLM, ERP가 유기적으로 연동된 통합 제조 IT 체계를 갖추고 있는 반면, 제조 중소기업의 스마트팩토리 구축 수준은 상대적으로 기초 단계에 머무르는 경우가 많다. 중소기업의 경우 설비 일부에 센서를 부착해 데이터를 수집하거나, 단순 생산 실적 관리 수준의 MES를 도입한 정도에 그치는 사례가 다수다. 특히 PLM 시스템의 경우, 표준화된 프로세스와 연계 시스템을 전제로 설계되기 때문에 이를 구축해 제품 설계부터 생산, 사후 관리까지 데이터를 연결해서 활용하는 중소기업은 매우 제한적이다. 이로 인해 AI를 적용하기 위한 양질의 데이터 축적 자체가 어려운 구조가 형성되고 있으며, 이는 다시 AI 도입 지연으로 이어지는 악순환을 낳고 있다.

즉, 현재 제조 중소기업의 AI 전환 수준은 대기업이 이미 수년 전에 구축한 디지털 제조 기반을 이제 막 따라가려는 단계에 가깝다고 평가할 수 있다. 대기업은 AI를 활용해 비즈니스 성장을 가속화하는 국면에 진입한 반면, 중소기업은 AI 전환의 출발선에서 인프라와 역량 부족으로 어려움을 겪고 있는 것이다.

대기업과 중소기업의 AI 활용 비율 격차



자료: 대한상공회의소, 삼일PwC경영연구원

국내 주요 대기업 - 엔비디아간 협업 내용

대기업들은 엔비디아와 협력·GPU를 공급받게 됨에 따라('25.10 발표), AI 기반 지능형 팩토리 역량을 제고 → 중소기업간 격차 확대

기업	GPU 도입 규모	활용 방안
삼성전자	5만장	반도체 AI 팩토리 구축(설계, 공정, 품질 관리 등 반도체 제조 전 과정에 AI 적용)
SK	5만장	AI 팩토리 구축 반도체 제조, 통신 인프라 공동 개발
현대차	5만장	피지컬 AI 분야 인프라 구축 자율주행 기술 개발
LG전자	-	피지컬 AI 모델 및 로봇틱스 개발 디지털 트윈 기술 활용한 스마트팩토리 솔루션 고도화

자료: 과학기술정보통신부, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

1) 대한상공회의소 '기업의 인공지능 전환 실태와 개선방안'(25.11) *국내 504개 제조기업을 대상으로 설문조사 진행('25.10.21~11.3)

**정부는 중소기업의
스마트팩토리 구축을
지원 중이며,
우수사례를 선정함**

이에 국내 중소기업은 정부의 지원이 필수다. 실제로 정부는 2015년부터 중소·중견기업의 제조현장에 적합한 형태의 스마트팩토리를 구축하고 고도화하는 것을 지원하는 '스마트제조혁신 지원사업'을 추진 중이다(중소벤처기업부 산하 제조 혁신 지원 전문 기관인 스마트제조혁신추진단(이하 KOSMO)이 주관). 해당 사업에 지원한 중소기업은 정부와 대기업으로부터 스마트팩토리 구축 비용의 일부(또는 전부)를 지원받을 수 있으며, 구축 이후 사후 서비스 및 인재 교육까지 제공받을 수 있는 것으로 알려져 있다.

특히 KOSMO에서는 추진 성과를 널리 알리기 위해 매년 우수구축사례를 선정하고 있다.

*우수구축사례들은 부록에서 확인 가능

**다만 중소기업
스마트팩토리
우수사례마저
대기업과 비교불가**

우수 사례로 선정된 곳들은 대부분 MES/POP, ERP 구축 또는 고도화를 위해 정부 지원을 받았다. 그 외 자체 설비와 시스템간 연동, 데이터 수집 및 저장, 모니터링 및 분석 등의 문제도 해결하기 위해 지원을 받은 것으로 보인다. 여기서 재확인할 수 있는 것은 대기업과의 격차다. 우수 사례로 뽑힌 중소기업들은 그 자체 만으로 상당한 투자와 노력에 대한 대가였으나, **대기업과 비교해봤을 때는 이마저 대기업이 한창 전에 구축한 디지털 제조 기반의 시작점에 불과한 수준인 것이다.**

다크 팩토리(Dark Factory)¹⁾가 논의되고 있는 상황에서, 일부에서는 정부가 선정한 우수사례(MES/POP 등)에 대해 이걸 과연 현재 제조업계에서 추구하는 최첨단 스마트팩토리라고 부를 수 있는가?라고 의문을 가질 수도 있다. 하지만 본 보고서는 거기에 초점을 두었다. 스마트팩토리 우수사례로 선정된 중소기업들마저 대부분 자동화 또는 실시간 모니터링 단계(기초~중간 단계)밖에 못 미치고 있다는 것이 현실이라는 점이다.

대표적인 사례로 ① 자동차 부품 제조 회사 태정기공, ② 반도체 부품 가공 전문기업 에스와이텍, ③ 완제 의약품 제조기업 신신제약을 들며, 이들은 구체적으로 어떤 방식으로 스마트팩토리를 도입했는지 살펴보겠다.

이들 사례를 보고 앞서 다룬 대기업 사례와 비교하며 중소기업의 스마트팩토리 현실을 직접 판단을 해보길 바란다.

1) 24시간 무인으로 가동되는 완전 자동화 생산 공장으로 운영 비용 절감과 높은 생산성을 달성하는 미래형 제조 시설. 사람이 전혀 투입되지 않아 불을 꺼 필요도 없어 있어 '불 꺼진 공장' 또는 '암흑 공장'으로도 불림

① 태정기공: MES·AI 기반 품질 예측 및 향상

자동차 부품을 생산하는 태정기공은 **수작업 중심의 생산관리와 공정 데이터 관리 체계 미흡으로 인한 품질 편차 및 생산성 한계를 개선하기 위해 스마트팩토리를 도입하였다.**

태정기공은 그나마 AI 솔루션을 도입한 사례로 주목할 만 하겠다.

특히 **'디엠테크솔루션'과 협력**한 점이 주목할 만한데, 해당 기업은 MES/POP, AI, 디지털 트윈 등 다양한 제조 관리 솔루션을 공급해주는 곳이다. 태정기공은 이와 같은 공급기업의 도움을 받아 CNC 가공설비의¹⁾ 데이터를 실시간으로 수집·분석하는 데이터 통합 환경과 AI 기반 품질 예측 체계를 구축하였으며, 이를 통해 공정 표준화와 설비 운영의 가시성을 높일 수 있었다. 그 결과 불량률이 크게 감소하고 생산성이 향상되는 성과를 거두었으며, 품질 신뢰도 제고를 통해 수주 경쟁력 또한 강화되는 효과를 얻었다²⁾.

② 에스와이텍: 설비 관제 시스템 도입

반도체 소자인 실리콘 관련 제품을 가공·생산하는 에스와이텍은 **기존의 문서 기반 실적 관리 체계로 인한 실무자간 데이터 불일치, 생산 현황 파악의 어려움, 높은 불량률 등의 문제점들을 해결하기 위해 스마트팩토리 도입을 추진했다.** 또한 생산설비를 확충함에 따라 이를 더 체계적으로 관리하기 위한 고도화된 생산관리 관제시스템 및 자동화 시스템이 필요하게 되어 '21년 MES 구축 → '23년에 CMMS(설비관리시스템)³⁾를 도입 및 네트워크 증설을 추진했다.

에스와이텍 또한 **더모모스라는 스마트제조 전문기업과 협력**하여 스마트팩토리를 성공적으로 구축할 수 있었는데, 더모모스의 'Smart DX Solution'이라는 제조 현장 및 운영프로세스 관리 솔루션을 활용한 것으로 파악된다. 이를 통해 에스와이텍은 신규 생산설비의 데이터를 실시간으로 수집·분석하여 생산량과 설비 가동률을 높일 수 있었다

③ 신신제약: 업무 표준화 및 효율화

국내 최초 파스인 '신신파스'를 출시한 의약품 기업 신신제약은 글로벌 헬스케어 기업으로 거듭나고자 하는 목표 **아래 품질 관리 및 생산능력을 확충하기 위해 스마트팩토리를 도입을 추진했다.** 기존에는 품질 관리와 생산 데이터 관리를 수작업으로 진행했으며, 품질 관리체계가 확립되어 있지 않아 글로벌 규제기관(미국 식품의약국(FDA), 유럽 의약품감독국(EMA) 등)의 각종 인증 및 규제 대응이 쉽지 않았다.

이에 신신제약은 **GMPIT라는 제약바이오 전문 IT 솔루션 업체와 협력**하여 LIMS(실험실정보 관리시스템)⁴⁾, QMS(품질경영시스템), EDMS(전자문서관리시스템), ELN(전자연구노트)⁵⁾ 등 구축을 실시했다. 이를 통해 신신제약은 생산 공정 전반에 걸쳐 표준화된 업무 프로세스 및 품질관리체계의 고도화를 이룰 수 있었으며, 그 결과 제조 리드타임 단축, 불량률 감소 등의 효과를 볼 수 있었다.

- 1) Computer Numerical Control: 컴퓨터로 수치 정보를 입력해 공작기계를 자동으로 제어하는 가공 설비로, 도면 정보를 기반으로 절삭 위치, 이동 속도, 회전 각도 등을 수치 데이터로 입력받아 금속이나 플라스틱 소재를 자동으로 가공
- 2) 제너럴모터스(GM)의 전기 픽업트럭 허머(Hummer)의 배터리 적재 고정용 부품을 수주해 '31년까지 최대 2,000억 원의 매출고 기대
- 3) Computerized Maintenance Management System: 기업의 설비와 자산에 대한 점검, 정비, 수리, 교체 이력 등 유지보수 전반의 정보를 디지털로 통합 관리하는 시스템
- 4) Laboratory Information Management System: 실험실에서 발생하는 샘플, 시험 의뢰, 결과 데이터, 기기 및 시약 관리 등 모든 정보를 체계적으로 기록, 추적, 관리하는 솔루션
- 5) Electronic Laboratory Notebook: 연구 데이터를 디지털로 관리하는 시스템

4.2.4 중소기업 사례 요약

중소기업의 스마트팩토리 수준은 기초~중간 단계

모든 중소 제조기업을 다룰 수는 없으나, 정부가 지원해서 우수 스마트팩토리 도입 사례로 뽑힌 기업들을 분석해 봤을 때 확인할 수 있는 주요 공통점이 있다. ① 기존에 수기로 작업하던 것을 전산화·자동화하는 절차를 거쳤으며, ② ERP, MES 등 기존 설비 네트워크와 연동하여 통합 관리할 수 있는 기본 제조 시스템을 도입하였고, ③ 이를 제조 분야 IT 솔루션 전문기업과 협력하여 수행했다는 것이다. 중소기업들은 자체 역량으로는 부족하기 때문에 전문기업의 도움을 받아 자동화 및 통합 분석·관리 역량을 갖추었으며, 이를 통해 생산성과 품질을 높일 수 있었다.

다만, 이들이 도입한 솔루션은 대기업들이 도입하는 AI 기술의 수준과는 확연히 다르다는 것을 재확인할 수 있다. 대기업의 스마트팩토리는 (생성형)AI가 스스로 판단하고 제어, 생산하는 지능형 제조 체계에 이르렀다면, **중소기업의 스마트팩토리는 데이터 수집 및 분석을 기반으로 설비 통합 관리와 공정 자동화를 실현하기 시작한 단계**라는 것을 이번 사례를 통해 확인할 수 있다.

디지털화 수준이 낮은만큼, 일부 인프라 개선이 실적에 영향을 미칠 수 있으나

주목할만한 점은 태정기공, 에스와이텍, 신신제약 모두 스마트팩토리 도입 기간동안 실적이 개선되는 추이를 보였다. 특히 에스와이텍의 경우 지속적인 공장 확장으로 생산시설 규모가 약 40% 증가함에 따라 매출 규모도 급격히 성장하는 양상을 보였으며, 신신제약도 생산 시설을 극대화함에 따라 실적이 나아지는 추세를 보였다. **중소기업들은 비록 대기업에 비해 스마트팩토리 수준은 낮으나, 자동화 기술에 가장 덜 노출되었던만큼 가장 많이 영향을 받을 것으로 판단된다.**

이를 지속하지 못하는 사례가 대다수

다만, 이와 같은 실적 개선 현상은 모든 스마트팩토리 도입 중소기업에게 똑같이 나타난다는 것은 **아님**을 강조하고 싶다. 정부의 도움으로 스마트팩토리를 구축했으나, 그 지원이 끝나고 난 뒤 제대로 운영을 하지 못하고 결국 제자리로 돌아가는 사례들이 대다수이기 때문이다. 이와 같은 현실은 뒤에 나오는 Case Study를 통해 구체적으로 알아보겠다.

태정기공, 에스와이텍, 신신제약의 실적 추이 (단위: 억 원)



*태정기공의 실적은 '23년부터 확보가 가능
자료: DART, 잡코리아, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

Case Study 1 제조 중소기업 대상 설문조사(1/7)

참여 기업들의 주력 업종

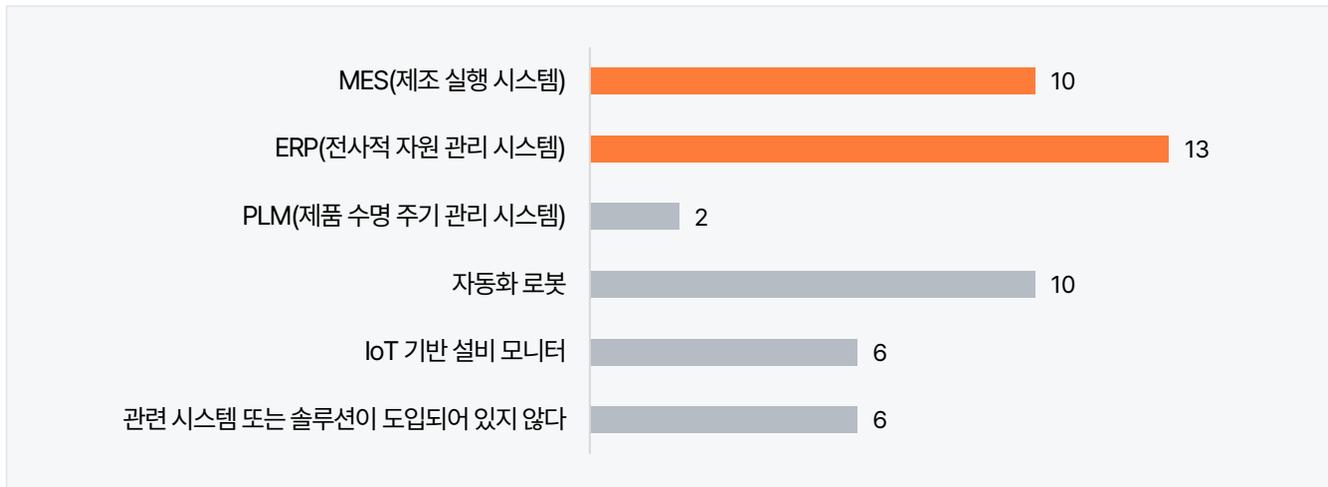
자동차 부품	2
기계/설비	5
전자/전기	7
화학/소재	5
의류/생활소비재	4
기타	6
총	29

국내 중소기업들의 현실에 대해 좀 더 자세히 알아보기 위해 저자는 총 29곳 중소기업의 주요 임원을 대상으로 2025년 9월부터 10월에 걸쳐 설문조사를 진행했다. 본 설문조사는 표본 수 측면에서 국내 중소기업 전체를 대표한다고 보기는 어렵다. 다만, 본 설문조사에 참여한 기업임원들이 실제 제조, 운영 현장에서 스마트팩토리 및 AI 도입 여부를 직접 판단하고 실행(또는 보류)해 온 의사결정 주체들이라는 점에서, 통계적 일반화보다는 현장 기반의 질적 시사점을 도출하는데 목적이 있다.

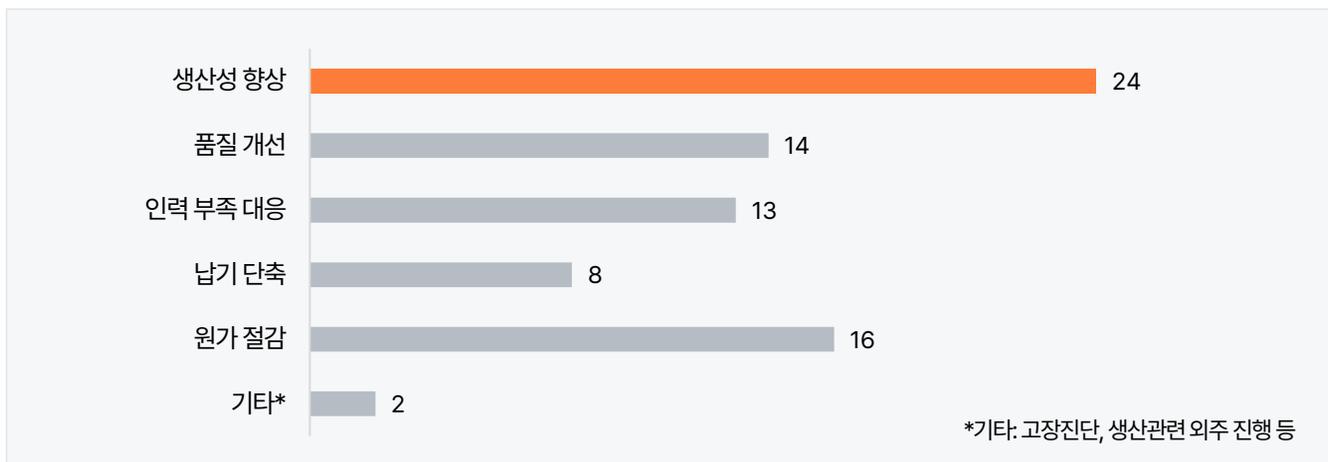
특히 본 설문조사는 '도입 성공 사례'를 선별적으로 수집한 것이 아니라, AI 도입을 고민하는 이유, 시도했으나 확산되지 못한 경험, 아직 필요성을 느끼지 못하는 인식까지 포함한 비가공(raw) 응답을 그대로 반영했다는 점에서 중소기업이 처한 디지털 전환의 현실을 보다 입체적으로 보여준다.

1. 스마트팩토리 도입 관련 *질문 모두 복수 응답이 가능하여 응답 문항의 합계가 100%(29)를 초과할 수 있음

1. 현재 귀사에 도입된 스마트팩토리 시스템은 및 솔루션은 무엇입니까? (단위: 응답자 수)



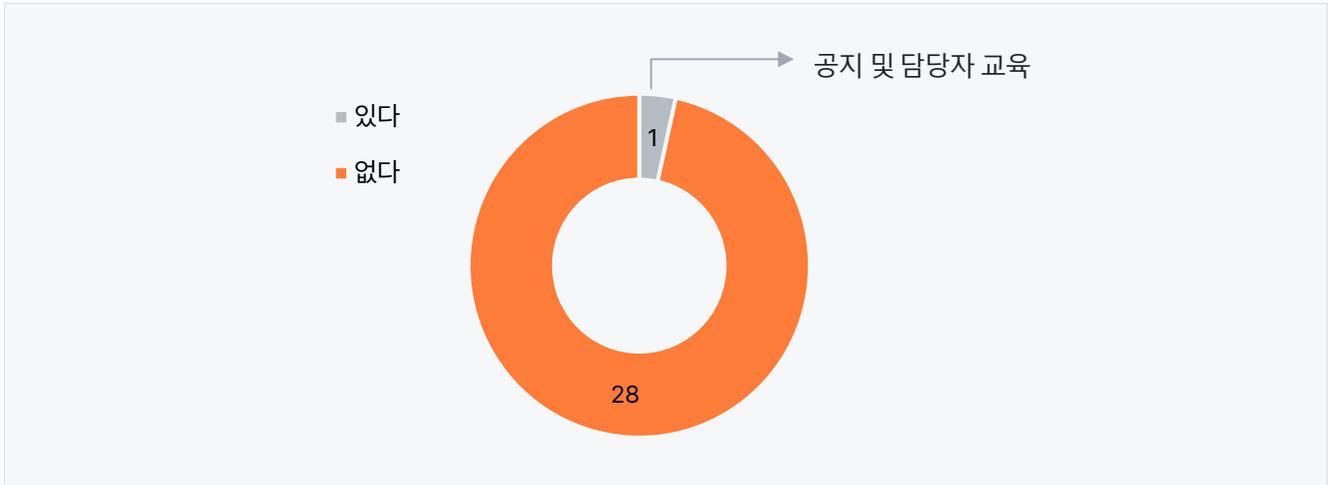
2. 스마트팩토리 도입 목적은 무엇이었습니까? (단위: 응답자 수)



제조 중소기업 대상 설문조사(2/7)

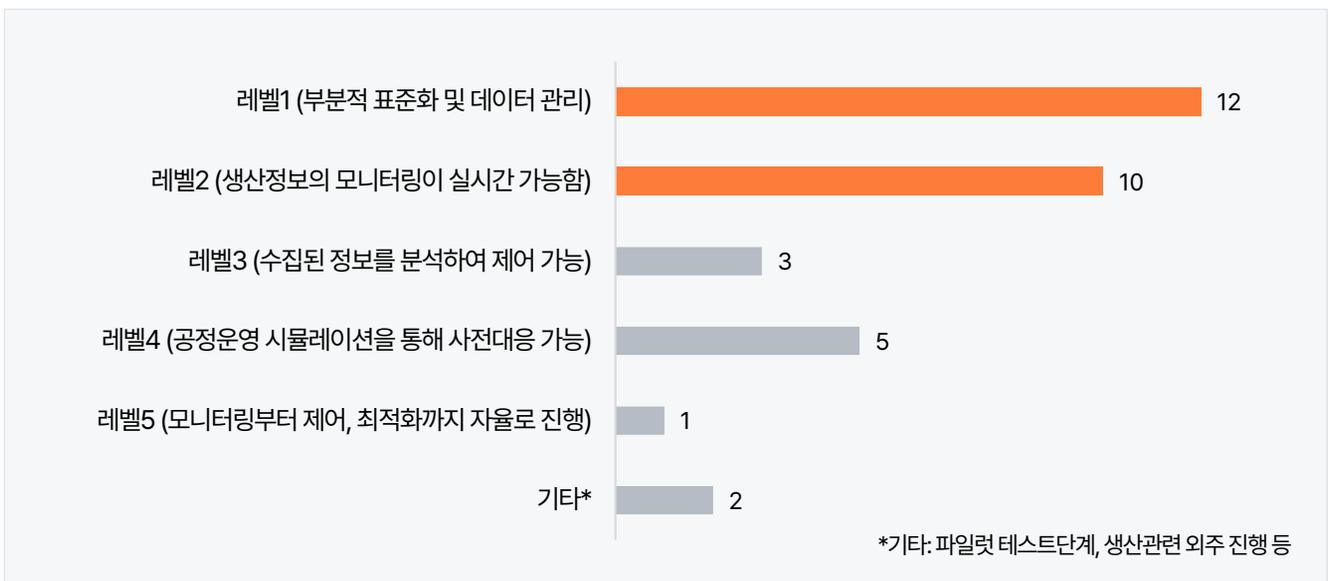
3. 귀사의 고객센터에서 스마트팩토리/AI 기술 도입 관련 지침이 있습니까?

(단위: 응답자 수)



4. 귀사 내 현재 스마트팩토리 수준은 어느 정도입니까?

(단위: 응답자 수)



[참고] 기업 스마트팩토리 역량 수준 정의

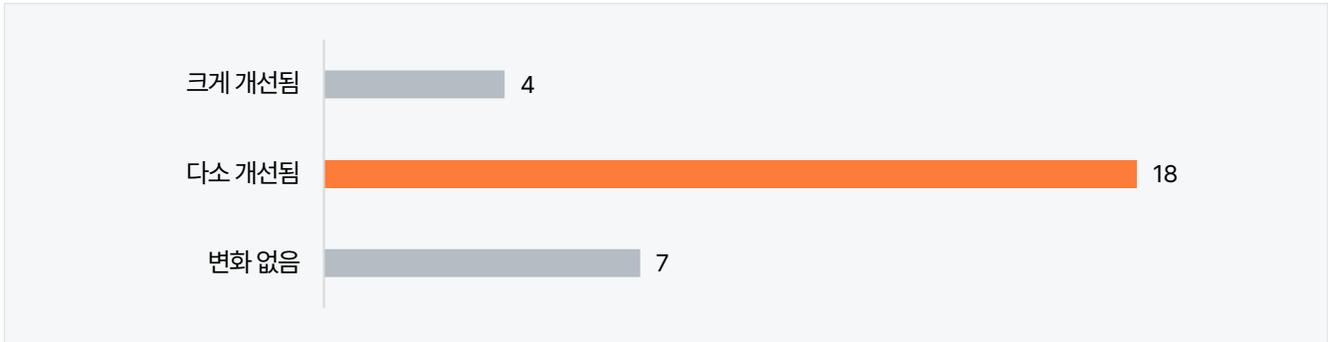
구분	수준 정의	표준	IoT 대상	특성	조건(구축 수준)	주요 도구
고도화	레벨5	자율운영	작업자, 설비, 자재, 운전조건+환경	맞춤 및 자율(맞춤형)	모니터링부터 제어, 최적화까지 자율로 진행	인공지능(AI), AR/VR, CPS 등
중간2	레벨4	최적화	작업자, 설비, 자재, 운전조건	최적화 (최적화됨)	공정운영 시뮬레이션을 통해 사전대응 가능	센서 제어기, 최적화 도구
중간1	레벨3	제어	작업자, 설비, 자재	분석(분석)	수집된 정보를 분석하여 제어 가능	센서+분석도구
기초	레벨2	모니터링	작업자, 설비, 자재	측정(측정됨)	생산정보의 모니터링이 실시간 가능함	센서
	레벨1	점검	자재	식별(확인됨)	부분적 표준화 및 데이터 관리	바코드 RFID

자료: 중소기업기술정보원

제조 중소기업 대상 설문조사(3/7)

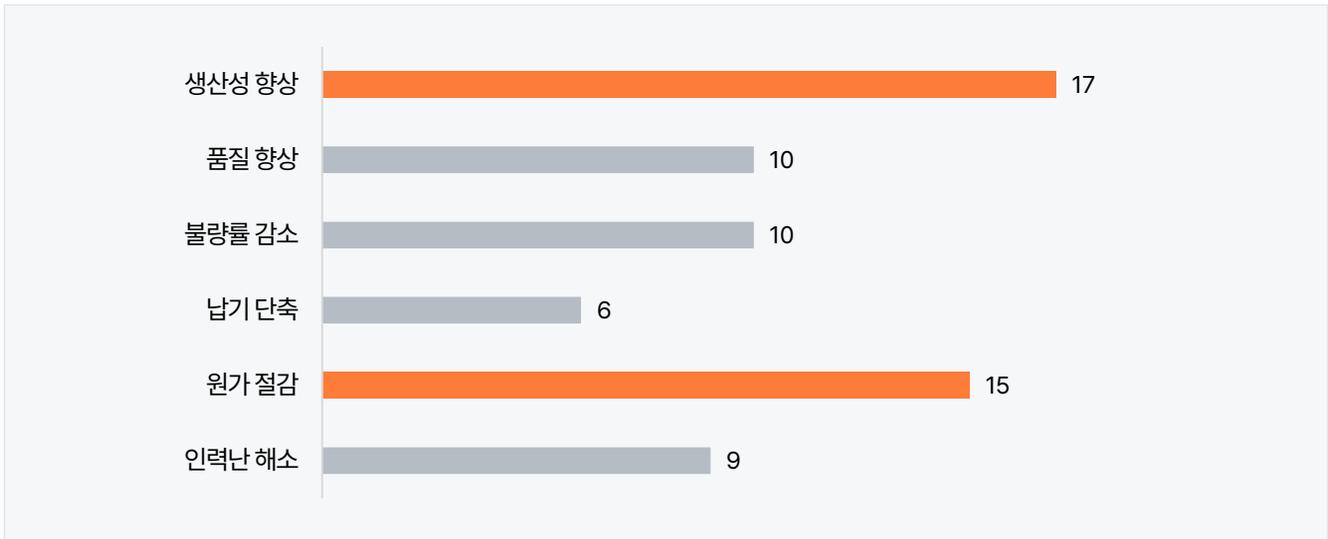
5. 스마트팩토리 도입 이후 실적(매출/영업이익)에 실제로 기여했습니까?

(단위: 응답자 수)



6. 현재까지 가장 큰 효과는 무엇입니까?

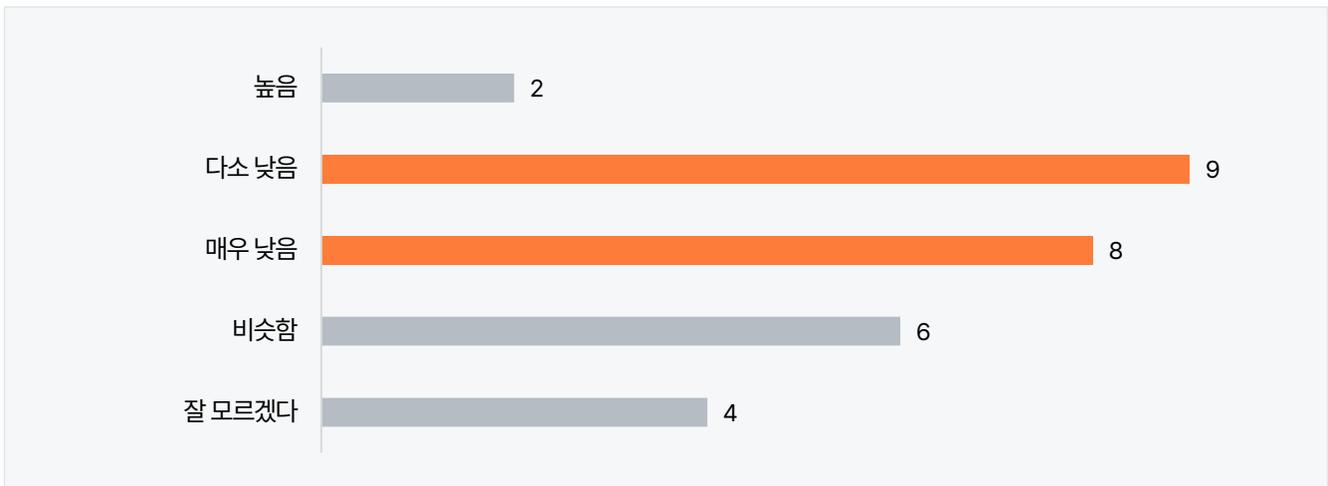
(단위: 응답자 수)



2. 생성형 AI 기술 도입 관련

1. 동조업계 대기업 대비 귀사의 AI 활용 수준을 어떻게 평가하십니까?

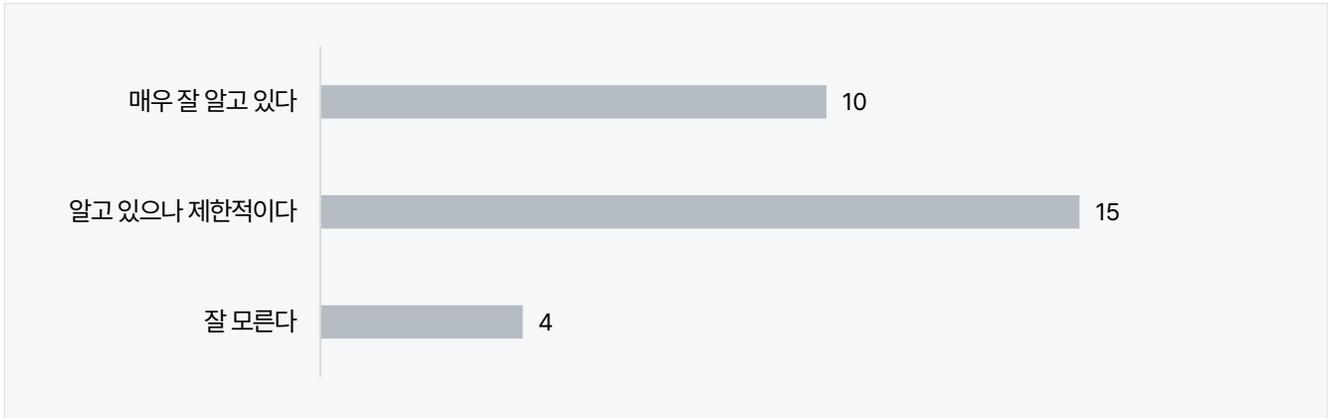
(단위: 응답자 수)



제조 중소기업 대상 설문조사(4/7)

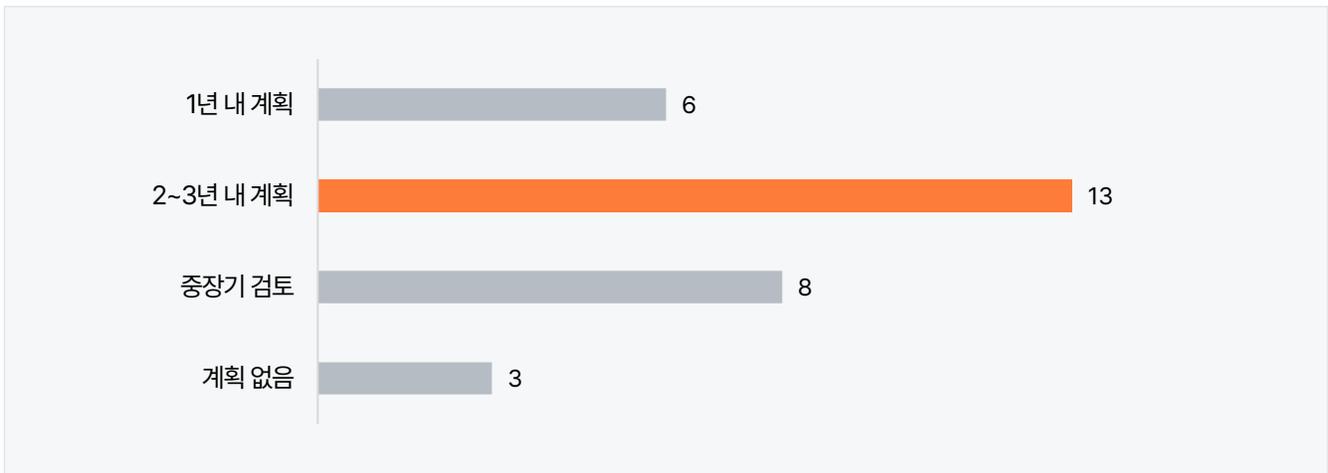
2. 생성형 AI와 해당 기술을 도입함으로써 얻을 수 있는 효과에 대해 잘 알고 있습니까?

(단위: 응답자 수)



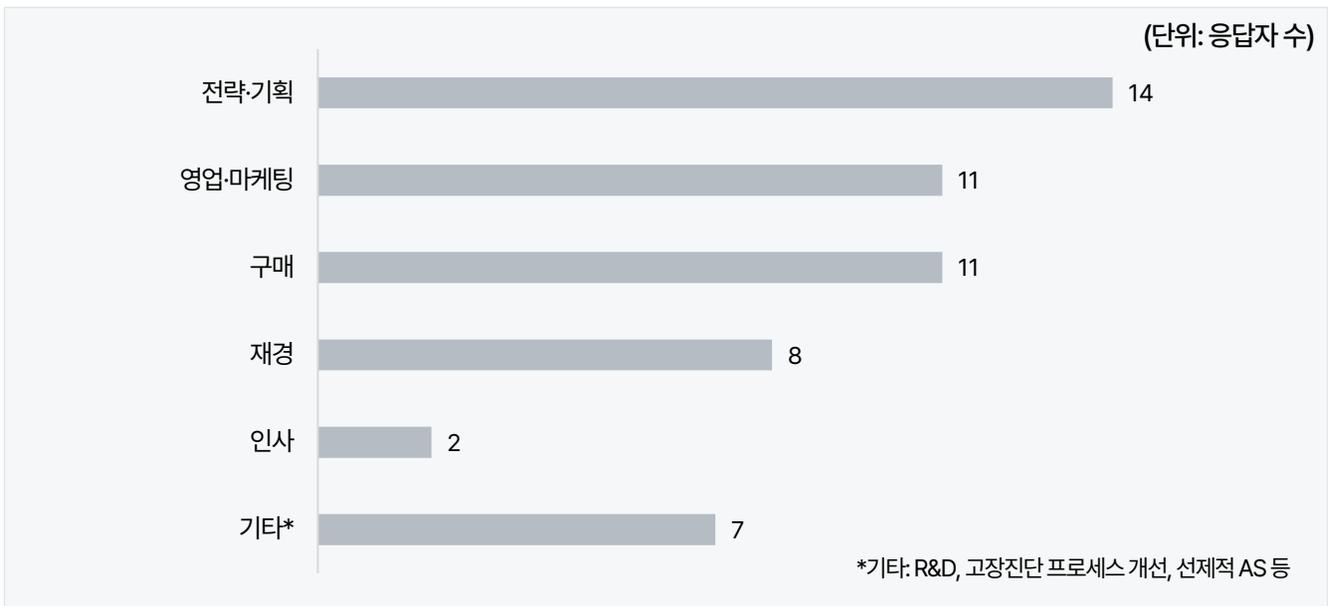
3. 향후 생성형 AI 도입 계획이 있으십니까?

(단위: 응답자 수)



4. 향후 생성형 AI 도입 의사가 있다면, 전사 업무 측면에서 가장 우선 적용하고 싶은 분야는 무엇입니까?

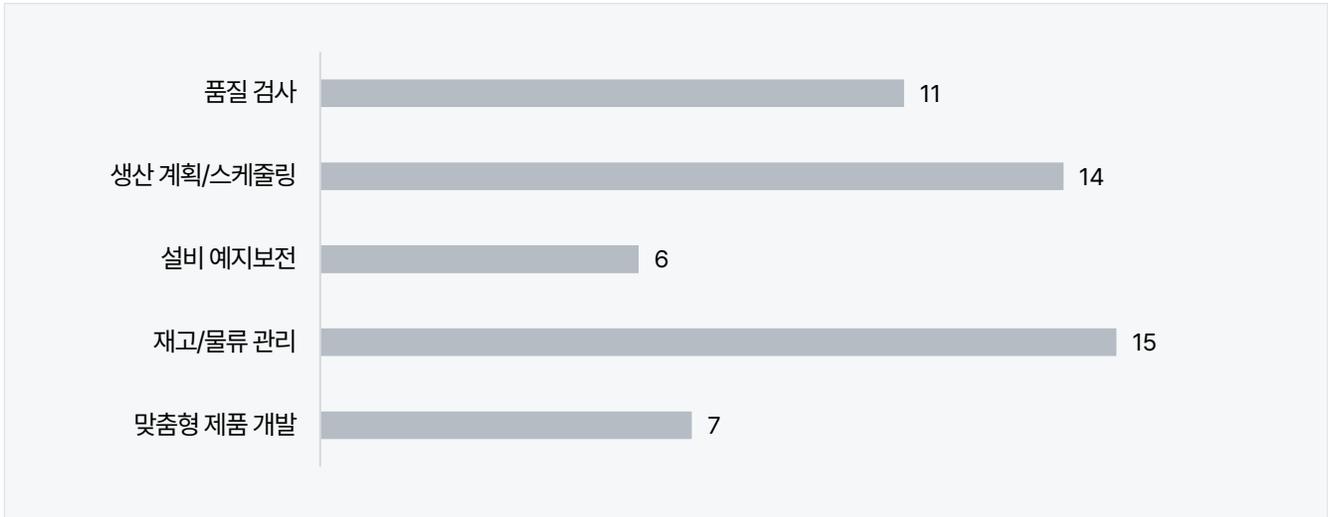
(단위: 응답자 수)



제조 중소기업 대상 설문조사(5/7)

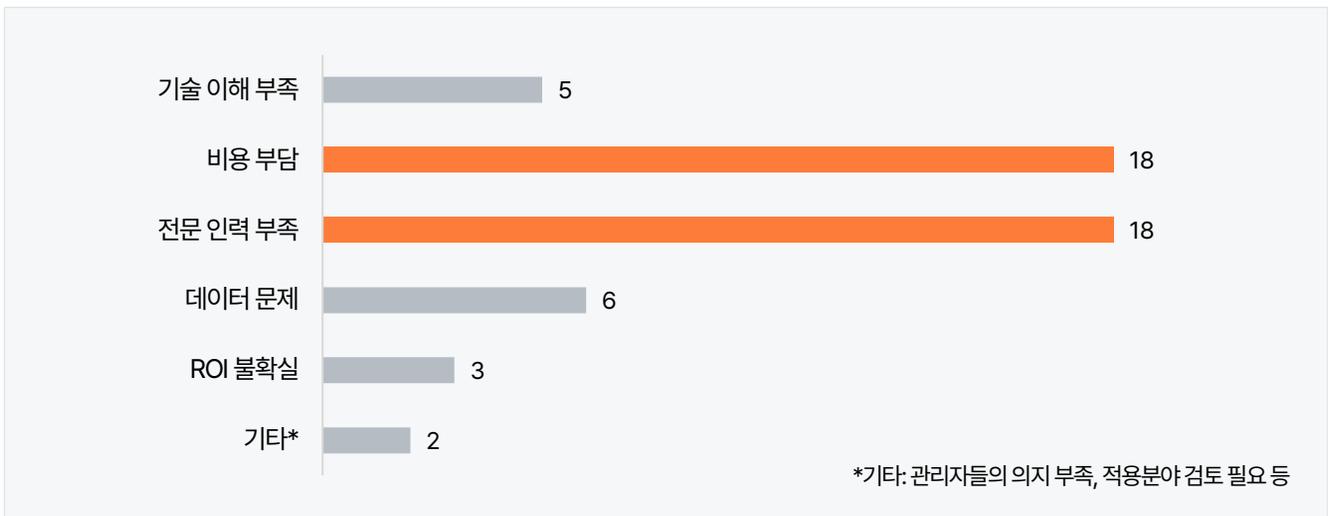
5. 제조 공정 측면에서는 생성형 AI를 가장 우선 적용하고 싶은 분야는 무엇입니까?

(단위: 응답자 수)



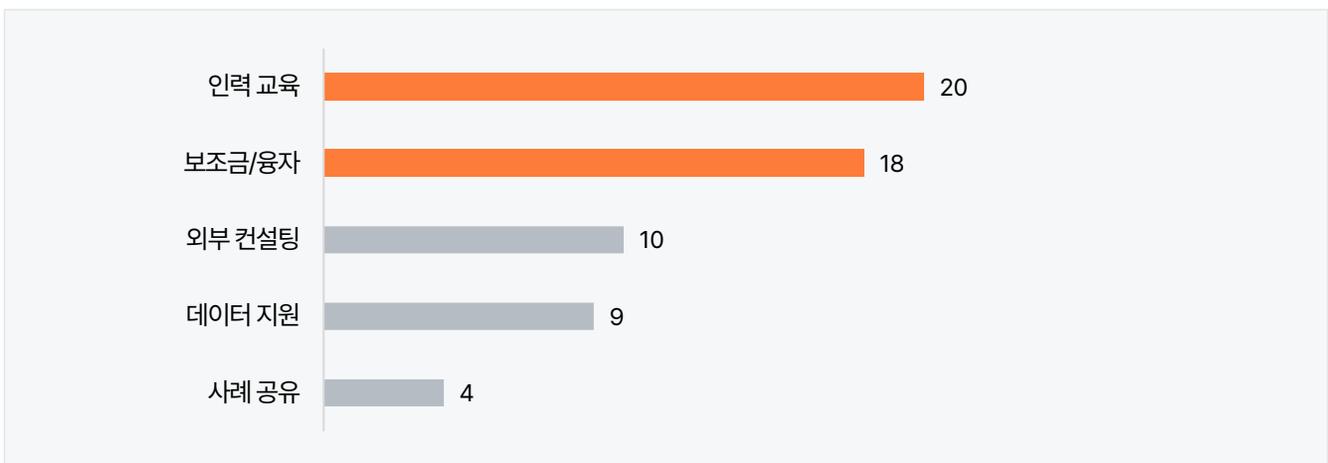
6. 아직 생성형 AI를 도입하지 못하는 주요 이유는 무엇이라고 생각하십니까?

(단위: 응답자 수)



7. 생성형 AI 도입 시 가장 필요한 지원은 무엇입니까?

(단위: 응답자 수)



제조 중소기업 대상 설문조사(6/7)

중소기업의 생성형 AI 도입 관련 응답자들의 comment (raw)

- 생성형 AI를 단순한 사무자동화 측면에서 접근하는 정도가 아닌 실제 사업화(예를 들어 단행본 도서 제작 시 생성형 AI 전면 활용 통한 자동화 등)에 연결시키려는 검토를 진행한적이 있음. 이를 위해 POC 관련 외부 컨설팅이 1차적으로 선행되어야 하겠고, 활용과 관련된 내부 도서기획자에 대한 교육이 필요하다고 판단 됨. 초기인 만큼 보조금 혹은 융자 형태의 지원이 있다면 기술도입을 위한 내부 설득이 용이할 것이라고 판단 됨

- AI 기술은 전문성이 요구되는 분야이므로, 기존 직원들의 AI 활용 능력을 키우는 교육이 매우 중요합니다. 적절한 교육 없이는 AI 시스템을 제대로 활용하기 어렵고, 도입 효과가 반감될 수 있습니다. 또한, 외부 컨설팅이나 데이터 지원, 사례 공유도 중요하지만, 근본적으로는 재정 지원과 인력 역량 강화가 우선되어야 AI 도입의 실질적 성과를 낼 수 있다고 생각합니다

- 동종업계에 중소/중견기업에서 생성형AI를 도입한 사례가 전무하고, 막대한 비용을 투자해 도입을 한다 해도 기계 설비가 고장났을때 수리기간동안 매출을 못 일으킬 수 있는 부담감이 크다

- 아무래도 중소기업 입장에서 비용부담이 가장 큰 걸림돌인 것은 분명합니다. 비용부담이 경감될 수 있다면 AI 도입을 주저할 이유는 없을 것입니다. 또 도입된 AI를 잘 활용할 수 있도록 인력교육에 대한 지원도 꼭 필요하다고 하겠습니다

- 실제로 생산현장에 AI를 도입하고 싶지만 비용이 만만찮고, 각 제품에 맞는 데이터도 수집, 가공해야해서 그 시간과 인제도 감당하기가 중소기업 입장에서는 쉽지가 않습니다

- 도입 시 중소기업 입장에서 초기 비용이 부담. 중소기업보다 좀 더 가공이 수월하고 활용성이 높은 양질의 데이터가 더 필요함. 그걸 토대로 제대로 교육을 시켜줄 수 있어야 실제 생산성이 증대

- AI는 결국 사람이 얼마나 잘 이해하고, 얼마나 좋은 데이터를 주느냐에 따라 성과가 달라집니다. 직원 교육을 통해 구성원들이 AI를 두려워하기보다 적극적으로 이해하고 활용할 수 있도록 해야 하며, 동시에 신뢰할 수 있는 데이터가 충분히 지원되어야 AI 기술이 실제 현장에서 의미 있게 쓰일 수 있습니다. 이 두 가지가 함께 갖춰져야만 조직 차원에서 AI 도입 효과를 극대화할 수 있다고 생각합니다

- 관리자급에서 AI를 잘 모르고 관심도 없다. AI에 부정적이며 배우려고 하지 않는다. 경영진에서 강제로 도입해도 관리자급에서 함께 노력하지 않으면 결국 폐기될 확률이 높기에 이들에 대한 교육이 선행되어야 한다고 생각한다.

- 사내에 관련 전문가가 없기에 시작점 파악이 어렵습니다. 어디서부터 어디까지 자동화가 가능한지, 어떤 개선이 가능한지부터 파악이 필요

- AI 도입은 향후 산업 전반에 필수 불가결한 것으로 판단되고 당사의 신규 사업에 도입을 고려하고 있음. 보다 효과적인 활용을 위해 외부 전문가의 컨설팅이 꼭 필요해 보임

- 소기업에서 도입하기엔 다소 비용 부담이 있습니다. 이 부분만 해소가 된다면 적극 검토하고 싶습니다

- 업계별로 AI를 효율적으로 활용하는 방법에 대한 사례나 교육이 선행되어야 그에 맞는 투자가 이루어질 수 있을 것이라 생각

- 실질적 도움을 위해 자사 시스템에 맞도록 구축하는 것이 필요해보입니다

- 생성형 AI는 사용자의 이해도에 따라 그 효율성이 크게 바뀌기 때문에 관련 직무에 대한 교육 및 자료가 필요함

- AI라는 부분은 아직 중소기업에서 구현시키기에 정보가 매우 적다

- 생성형AI 활용을 위한 컨설팅이 되어야 현장에서 바로 적용가능하며, 이에 따른 비용 또한 절실

- AI 기술을 필드에서 접목시킬 수 있는 교육 필요

- 재정적 부담 및 전략방향 설정의 어려움

- 개발비용지원 및 인력확충

- 서버구축 및 빅데이터 확보

- 클라우드 사용비용 지원 등

- AI 사용교육

제조 중소기업 대상 설문조사(7/7)

3. Summary

- ✓ 응답자 대부분 MES, ERP 등 생산·재고·구매·납기 등 기본 운영 프로세스의 가시성 확보에 초점을 맞춘 솔루션 중심으로 스마트팩토리를 구축한 것으로 나타났다. 이는 대부분 중소기업들이 혁신 및 자동화(고도화)보다 기초 운영 체계 정립(디지털화)에 집중되고 있음을 의미한다.
→ 스마트팩토리 수준이 레벨1(부분적 표준화 및 데이터 관리)에 머물러 있으며, 생산 흐름의 표준화·정형화가 먼저 필요하고, 설비투자보다 데이터 기반 운영 관리가 우선 과제
- ✓ 응답자들은 생성형 AI에 대한 인지도는 있으나 도입 효과 및 활용 방안에 대한 이해 부족으로 실제 활용 수준이 낮아, 기술 격차가 더 벌어질 위험이 있다. 다만 대부분 2~3년내로 생성형 AI 도입 계획이 있는 것으로 보아, 점진적 변화를 통해 리스크를 최소화하는 방향으로 접근하고자 하는 것으로 해석된다.
→ 효과·사례 중심의 교육·컨설팅과 업종 특화형 AI 솔루션 제공이 향후 확산의 핵심 요인이 될 것
- ✓ 응답자들은 대부분 제조 공정 측면에서 재고/물류 관리와 생산 계획/스케줄링 위주로 우선 생성형 AI 기술을 적용할 의향이 있다고 함. 이는 제조 전체 밸류체인 중 AI 도입 효과(ROI)가 가장 빠르고 크며, 데이터 기반 의사결정이 중요한 영역부터 우선 적용하겠다는 것으로 해석된다.
→ 생산성·납기·비용 측면에서 즉각적인 성과를 만들고자 함
- ✓ 응답자 대부분 생성형 AI를 도입하지 못하는 이유를 비용 부담과 전문인력 부족을 들었다. 비용이 큰 장애라는 것은 모델 구축, 시스템 통합, 라이선스 구매, 데이터 정제 등이 모든 과정이 중소기업의 자금 구조에 맞지 않다는 뜻이며, 전문인력 부족은 단순히 채용이 어렵다는 문제가 아니라, AI 기술을 중소기업이 수행하기엔 너무 복잡하고, 유지보수 부담이 크다는 의미로 해석된다.
→ 실제 핵심 문제는: 데이터 정합성 부족, 분절된 시스템(ERP, MES, 엑셀 혼재), 낮은 클라우드 도입률, 즉, AI 도입의 기초 체력(foundation)이 없다는 의미
- ✓ 중소기업은 AI의 필요성은 알고 있으나, 비용·인력·인프라 측면에서 도입 역량이 부족하기 때문에 중소기업 맞춤형 경량·저비용·저복잡 AI 모델이 필요

Case Study 2 중소기업 현장 방문기(1/2)

앞선 설문조사에서 확인된 중소기업의 스마트팩토리 및 AI 도입 인식과 실태를 구체화하기 위해, 단일 사례 연구로서 경북 경산시 소재의 S사의 제조 현장 방문 결과를 보여주고자 한다.

S사는 고기능성 강화 플라스틱을 제조하는 중소기업으로, 사출·압출 공정을 중심으로 한 생산라인을 운영하고 있다. 저자가 직접 확인한 바에 따르면, 해당 기업의 스마트팩토리 구축은 설비 자동화와 공정 안정화에 초점을 둔 형태였으며, 주요 생산 설비는 플라스틱 압출·재활용 분야에서 글로벌 공급 실적을 보유한 A사의 장비를 활용하고 있었다. 해당 설비는 원료 투입부터 가공·배출까지의 공정을 자동화함으로써 인력 의존도를 낮추고, 생산 품질의 균일성과 작업 효율을 제고하는데 강점을 가진 기술로 알려져 있으며, S사 역시 이러한 자동화 설비를 최근에 확장한 신규 공장에 도입하여 기본적인 생산 효율 개선과 공정 표준화를 달성한 상태였다(본사 대비 생산량 3배 증가).

다만, 본 현장 사례에서 확인된 스마트팩토리의 수준은 **설비 자동화 및 생산 모니터링 단계에 국한되어 있었으며**, 제조 데이터를 기반으로 한 고도화된 지능형 제조 AI 기술 - 공정 데이터의 실시간 분석을 통한 조건 자동 조정, 불량 발생 가능성에 대한 예측, 혹은 자율적 의사결정 기능 -은 적용되지 않은 것으로 판단된다. 이는 **앞선 설문조사에서 다수의 중소기업이 응답한 “스마트팩토리를 도입했으나 실질적으로는 자동화 설비 중심에 머물러 있다”**는 인식과 **일관된 결과로, 단일 기업의 특수 사례라기보다는 구조적 경향으로 해석될 수 있다.** 특히 이러한 도입 수준은 중소벤처기업부가 추진해 온 스마트팩토리 보급·확산 정책이 주로 설비 자동화와 공정 가시화 단계에 초점을 맞춰 설계되어 온 점과도 맞닿아 있다.

본 사례는 **중소기업의 스마트팩토리 도입이 기술 의지의 부족보다는, 정책, 비용, 인력, 운영 리스크를 감안한 합리적 선택의 결과로서 ‘자동화 및 모니터링 단계’에 집중되고 있음**을 보여준다.

다음 장에서는 해당 기업 실무자들의 스마트팩토리 도입 경험과 정부 규제 및 지원사업의 현실에 대한 의견을 들여다보겠다.

S사의 제조 현장 (신축 공장을 방문하여 설비가 전부 배치된 상태가 아님)



자료: 삼일PwC경영연구원

중소기업 현장 방문기(2/2)



S사 대표

제조 공장 허가·규제 이슈

“ 공장을 등록하고 운영하기 위해서 허가를 받아야 하는 기관이 약 58군데나 된다. 산업안전보건공단, 환경공단, 환경청, 경산시, 경제자유구역청 등 각종 기관들의 규제에 따르기 위해 거쳐야 하는 절차가 너무 길고 복잡하다.

이런 절차가 보다 효율적으로 원스텝으로 이루어질 수 있으면 좋을 것 같아 건의를 해봤으나 잘 이루어지지 않는 상황이다.

우리는 업계 최초로 순환자원 인증도 받았으나, 정부 기관에서는 사업 내용을 제대로 인지하지 못해(순환 자원마저 원료로 이해) 환경청의 폐기물 강제법 적용을 받게 되었다. 이 때문에 수많은 동종업계 소기업이 폐업했는데, 우리 최근 매출이 50% 감소한 것도 이 때문이라고 볼 수 있다.

정부 규제가 업계 현실을 따라가지 못한다고 생각한다.

정부 스마트팩토리 지원사업의 실태

정부의 스마트팩토리 지원은 실무와 동떨어져 있다고 생각한다. 컨설팅 시장 내 비전문가, 과제비 집행 등 실효성 부족 문제가 빈번하다.

실제로 동종업계 지인이 스마트팩토리를 도입한 뒤 지원업체에게 TS(Technical Service)를 요청하니 비용 2억을 더 요구했다고 들었다. 소위 '경영 컨설턴트'라고 불리는 사람들이 현장 전문가 행세를 하며 제대로 된 서비스는 제공하지 못하고 있는 게 현실이다. 우리가 진정으로 필요로 하는 현장 전문가들의 지원이 절실하다. ”



S사 현장 실무자

공정 자동화·생산성 향상 실현

“ 기존에는 사람이 직접 투입해 작업 효율이 인력과 원료 특성에 따라 달라졌고, 생산량 변동 및 손실과 산업재해 위험이 높았다.

현재 신공장에 무인화·자동화 라인을 도입하여 기존 대비 생산성 3배를 달성했다. 현재는 설비 3개 라인(52t 생산량 발생)에 인력 8명 정도면 관리할 수 있는 상황으로, 향후 100% 무인화로 전환할 가능성이 높다.

그리고 중앙제어장치에서 전 라인의 상태를 실시간 모니터링이 가능하며, 모바일 기기를 통한 원격 모니터링 지원하나, 데이터 유출 방지 위해 인터넷 연결은 제한하고 있다. 특히 요즘 어려운 석유화학 분야에서 우리같이 투자를 하는 중소기업은 많지 않을 것.

데이터화

중소기업의 경우 데이터의 종류가 너무 많기 때문에 정확한 데이터화가 어렵다. 우리는 자체 연구소를 통해 원료 데이터를 모두 테스트하고 표준화했으며, 생산에 필요한 기본적인 데이터는 이미 다 신규 설비에 적용시킨 상태다. ”

05

결론 및 시사점



5.1 결론

본 보고서는 국내 대기업과 중소기업의 AI 도입 및 활용 현실을 진단하고, 중소기업들의 구조적 한계를 분석하였다. 분석 결과, 글로벌 제조업은 디지털 전환(DX)을 넘어 AI 전환(AI)으로 급속히 이동하고 있으나, 국내 제조업의 근간을 이루는 중소기업 다수는 여전히 초기 단계에 머물러 있는 것으로 나타났다. 이는 단순한 기술 도입의 지연을 넘어, 중장기적으로 국가 제조 경쟁력 자체를 위협하는 구조적 리스크로 작용할 가능성이 크다.

AI는 기술이 아니라 제조 운영의 인프라

제조 AI는 선택적 혁신이 아니라 운영체계의 재설계다. 한국은 주력 산업의 글로벌 경쟁 압력, 고원가 구조, 숙련 인력 감소, ESG 요구 등 복합 도전에 직면해 있으며, 제조 AI의 전사적/생태계적 도입 없이는 지속 가능한 경쟁우위를 방어하기 어렵다. 이러한 **한국 제조업이 글로벌 경쟁에서 우위를 지속하려면, 기술 도입 이전에 AI-ready 인프라(데이터·표준·인력)를 먼저 구축하고, 공급망 단위의 플랫폼 전략으로 격차를 해소해야 한다.**

격차는 '기술 부족'보다 '토대 부족'에서 나온다

국내 현실 진단

■ 제조 AI 활용 수준의 양극화:

선도 대기업은 공정 효율, 품질 안정, 예지정비 등에서 성과를 창출 중이나, 중소 제조기업은 도입률과 내재화 수준이 여전히 낮다. 필요성은 공감하지만 데이터 품질/통합·인력·투자 장벽으로 실행이 지연되고 있다. 이는 개별 기업 이슈를 넘어 산업 생태계 차원의 경쟁력 리스크로 확대되고 있다.

■ 핵심은 데이터:

제조 AI의 성패는 데이터의 품질·표준·가용성에 좌우된다. 센서 오류·누락·용어 불일치·맥락 부족 등으로 데이터 신뢰성이 낮으면, PoC(Proof of Concept)가 양산 확대로 이어지지 못한다. → **데이터 리니지·거버넌스를 전제로 한 표준화 및 정비가 선행되어야 한다.**

글로벌 정책 벤치마킹 시사점

- **독일:** RAMI 4.0 기반 표준화-실증-확산과 Manufacturing-X/Catena-X로 데이터 공유 생태계를 국가 단위로 확장. 중소기업 대상의 현장 컨설팅과 테스트베드 지원 체계가 잘 갖춰져 있다는 점도 독일의 강점이다.
- **미국:** Manufacturing USA-CESMII-MEP 협업 체계 기반으로 기술개발-테스트베드-현장 확산이 유기적으로 연결된다. 연구소의 표준화 데이터-스타터 키트를 중소기업에 직접 전파한다.
- **중국/일본:** 중국은 시범공장→표준→전국 확산의 톱다운으로 속도를, 일본은 민간 주도 유스케이스-연결 생태계로 현장성을 확보한다.
- **한국:** ① 보급(1.0) → ② 데이터 기반 지능화(2.0) → ③ AI 통합(3.0)으로 진화했으나, 여전히 데이터 표준부재·중소기업 역량격차·정책 지속성 부족이라는 구조적 제약이 존재한다.
→ **향후 '표준·혁신·확산·지속성'의 4축을 균형 있게 결합해야 한다.**

5.2 시사점 및 대응 방안(1/3)

이에 주요 시사점과 함께 정부, 공급기업, 수요기업(대기업, 중견/중소기업), 전반적 생태계의 로드맵을 제시하고자 한다.

글로벌 수준의 '표준-실증-확산-지속성' 4단계 체계 구축

정부전략·정책방향

㉠ AI 제조 '성숙도 인증제' 도입을 통한 글로벌 신뢰 확보

공장 단위의 AI 활용 역량을 체계적으로 평가하기 위해 데이터와 모델의 표준화, 보안성, 실제 활용도 등을 종합적으로 검증하는 AI 인증제를 새롭게 신설한다. 이를 통해 국산 AI 기반 공장 모델의 완성도를 높이는 것은 물론, 국제 표준과의 연동을 추진하여 글로벌 시장에서 국내 제조 AI 기술의 객관적인 신뢰성과 경쟁력을 확보하고자 한다.

㉡ 테스트베드 네트워크의 국가 플랫폼화 및 제조 기반 확대

K-디지털팩토리, RIS(지자체-대학 협력기반 지역혁신) 사업, 산단 혁신 플랫폼 등 기존의 인프라를 유기적으로 연계하여 국가 차원의 통합 플랫폼을 구축한다. 산업별로 특화된 테스트베드를 다수 조성함으로써 기업들이 실질적인 기술 검증을 할 수 있는 환경을 제공하고, 전국적인 네트워크를 통해 국내 AI 제조 생태계의 기초를 견고히 확장한다.

㉢ 중소기업 중심의 AI 실증 확산 및 맞춤형 현장 지원

미국의 CESMII-MEP 모델을 벤치마킹하여 AI 모델과 데이터 표준을 공급기업에 개방함으로써 기술 진입 장벽을 낮춘다. 특히 자원과 인력이 부족한 중소 제조기업을 위해 기술 검증(PoC) 패키지를 지원하고 전문가를 현장에 직접 파견하며, 즉시 적용 가능한 AI 스타터 키트(Starter kit)를 제공함으로써 중소기업 현장에서의 실질적인 AI 확산을 도모한다.

㉣ 10년 단위 장기 로드맵 고정과 공동 거버넌스 운영

단기적인 성과에 치중하지 않고 정책의 일관성을 유지하기 위해 기존 사업들을 10년 단위의 장기 프로그램으로 과감히 전환한다. 대기업 및 학계와 긴밀히 협력하여 산업별 로드맵과 표준을 설정하는 공동 거버넌스를 구축·운영함으로써, 민관이 함께 지속 가능한 제조 혁신의 방향성을 정립하고 실행력을 극대화한다.

5.2 시사점 및 대응 방안(2/3)

표준·플랫폼·인력' 중심의 전사적 AI 전환

대기업 대응 방안

① AI-ready 공장 표준 확립을 통한 데이터 자산화

설비, 공정, 품질, 에너지 등 제조 전 범위에 걸쳐 파편화된 데이터 모델을 하나로 표준화하여 AI가 즉시 학습하고 활용할 수 있는 환경을 조성한다. 데이터 수집 주기와 품질 기준을 엄격히 설정하고, 메타데이터 구조 및 보안 체계를 내부 표준으로 정착시킴으로써 데이터의 신뢰성과 활용성을 극대화한 스마트 공장의 기반을 다진다.

② 공급망 단위 PoC 및 AI 플랫폼 확산을 통한 상생 생태계 구축

대기업 내부의 혁신을 넘어 협력사들과 공동 테스트베드를 구축하고 AI 플랫폼을 연동함으로써 공급망 전체의 지능화를 추진한다. 특히 'PoC-as-a-Service' 형태를 도입하여 소규모·저비용·고속 방식으로 파일럿 테스트를 수행함으로써, 협력사들이 초기 투자 부담 없이도 AI 기술의 실효성을 검증하고 빠르게 현장에 도입할 수 있도록 지원한다.

③ 디지털트윈 기반의 공정 최적화 및 고비용 프로세스 개선

실제 제조 현장을 가상 세계에 구현하는 디지털 트윈화를 통해 공정 전환(Changeover) 시간 단축과 같이 빈도가 높고 비용이 많이 발생하는 핵심 프로세스부터 집중적으로 개선한다. 생산 계획 수립부터 설비 제어, 공정 최적화에 이르기까지 전 단계를 AI 기반 시스템으로 전환하여 제조 효율성을 극대화하고 운영의 유연성을 확보한다.

④ 미래형 직무 재설계 및 전사적 AI 역량 강화를 위한 인재 양성

기존의 품질 및 설비 전문가들이 축적한 현장 지식을 AI 모델에 이식할 수 있도록 이들을 AI 트레이너 및 데이터 큐레이터로 전환하는 직무 재설계(Re-skilling)를 추진한다. 이와 함께 사내 AI 아카데미를 운영하여 전 직원이 인공지능 기술을 업무에 활용할 수 있는 역량을 갖추게 함으로써 소프트웨어 중심의 제조 문화로 조직 체질을 개선한다.

5.2 시사점 및 대응 방안(3/3)

‘빠른 성과 → 데이터 기반화 → 확장형 AI’ 단계 접근

중소기업 대응 방안

① 단기 성과 중심의 Quick-wins를 통한 AI 효용성 검증

대규모 인프라 구축에 앞서 카메라 기반의 외관 자동 검사, 실시간 설비 상태 모니터링, 간이 예측 유지보수와 같이 도입 즉시 가시적인 성과를 낼 수 있는 영역부터 우선 추진한다. 이를 통해 초기 투자에 대한 리스크를 최소화하고, 현장 작업자들이 AI 기술의 실질적인 유용성을 체감하게 함으로써 내부적인 수용성을 높이고 성공 사례를 조기에 확보한다.

② 제조 데이터 기반화를 통한 운영 프로세스의 표준화

설비 데이터의 자동 수집 체계를 마련하고 작업 지시서를 전산화하는 등 기존의 사람 의존적인 아날로그 프로세스를 데이터 중심의 디지털 프로세스로 전격 전환한다. ERP와 MES 등 기반 시스템 운영을 표준화하여, 경험과 감에 의존하던 의사결정 방식을 객관적인 데이터 분석 기반으로 고도화함으로써 제조 현장의 투명성과 효율성을 제고한다.

③ 외부 플랫폼 및 구독형 모델 활용을 통한 투자 부담 완화

자체적인 시스템 개발 대신 대기업이나 전문 기업이 제공하는 검증된 테스트베드, 스타터 키트, 레퍼런스 앱을 적극적으로 활용하여 기술적 진입 장벽을 낮춘다. 특히 초기 구축비와 운영비 부담을 줄이기 위해 구독형 솔루션이나 성과 연동형 비즈니스 모델을 선택함으로써, 적은 비용으로도 최신 AI 기술을 지속적으로 도입하고 유지할 수 있는 유연한 투자 구조를 확립한다.

‘국가 단위 제조 데이터·AI 상호운용성’ 확보

생태계 전체 대응 방안

① 대기업-중소기업 공동 테스트베드 운영을 통한 기술 동반 성장

개별 기업 단위의 파편화된 도입을 넘어, 주요 산업 단지를 거점으로 대기업과 중소기업이 함께 활용하는 디지털 트윈 및 AI 플랫폼을 공동으로 구축한다. 실제 제조 공정과 동일한 가상 환경에서 데이터 모델을 실증하고 공유함으로써, 중소기업은 고가의 인프라 구축 부담을 덜고 대기업은 공급망 전체의 지능화 수준을 상향 평준화하는 상생의 토대를 마련한다.

② 글로벌 데이터 연계 생태계 구축 및 제조 데이터 스페이스 설계

독일의 Catena-X나 일본의 Ouranos 등 글로벌 선도 데이터 생태계와의 상호운용성을 확보하여 국내 제조 기업들의 글로벌 시장 진입 장벽을 낮춘다. 특히 ‘한국형 제조 데이터 스페이스’를 설계함으로써 국내에서 생산된 모든 데이터가 국제 표준에 부합하도록 관리하며, 이를 통해 ‘한국의 공장은 곧 글로벌 시장과 호환된다’는 신뢰 체계를 확립하여 수출 경쟁력을 근본적으로 강화한다.

5.3 전략적 제언: 중견·중소기업 중심(1/3)

대기업은 이미 AI 기반 제조 혁신을 빠르게 진행 중이지만, 중소기업 다수는 아직 자동화 초기 단계에 머물러 있어 격차가 더 커지고 있다. 이 격차를 줄이기 위해서는 ① 데이터 기반 구축, ② 현장 중심의 실질적인 지원, ③ 표준화 및 생태계 정비, ④ 중소기업의 단계별 실행 전략, ⑤ 대기업·정부·공급기업의 협력이 필수적이다.

정부·공급기업·대기업·중견/중소기업간 협력 생태계



5.3 전략적 제언: 중견·중소기업 중심(2/3)

제조 AI 정책 목표 재설정 및 지원 체계 고도화

정부

✓ 성과 중심의 정책 목표 재설정

스마트팩토리 보급 정책을 단순 '도입 개수' 중심에서 '활용 수준 및 성과' 위주로 전환한다. 데이터 기반의 의사결정 고도화를 최종 목표로 설정하여, 기업이 실질적인 경영 혁신과 생산성 향상을 체감할 수 있도록 정책의 지향점을 재정립한다.

✓ 단계별 지원 구조 체계화 및 후속 거래 연계 의무화

자동화에서 데이터 정비, AI 활용, 판로 연계로 이어지는 단계별 지원 체계를 마련한다. 특히 기술 검증(PoC) 종료 후 실제 거래와 매출로 이어질 수 있도록 후속 지원을 의무화하여 중소기업의 지속 가능한 성장을 뒷받침한다.

✓ 중소기업 리스크 완화 및 경영 KPI 연동형 정책 설계

중소기업의 리스크를 줄이기 위해 성과 연동형 지원과 전문기관의 운영 동반 관리 모델을 도입한다. 모든 정책을 기업의 핵심 성과지표(KPI)와 직접 연계하여 설계함으로써 정부 지원이 실질적인 기업 경쟁력 강화로 직결되도록 유도한다.

✓ 데이터 인프라 중심 정책 강화 및 공유 환경 조성

공정 데이터 표준과 산업별 레퍼런스 데이터셋을 구축하여 데이터 활용의 문턱을 낮춘다. 개별 중소기업 단위를 넘어 산업 및 지역 단위의 데이터 공유 인프라를 조성함으로써 생태계 차원의 협력과 데이터 활용 효율성을 극대화한다.

중소기업 최적화 지원 전략 수립

공급기업 (IT 솔루션 기업)

✓ 중소기업 적합형 단계별 솔루션 설계

고도화된 AI 단일 패키지를 일시 도입하기보다 자동화에서 데이터 수집, 분석, 의사결정 지원으로 이어지는 단계형 솔루션을 중심으로 설계한다. 이를 통해 중소기업이 점진적으로 기술에 적응하고 각 단계의 성과를 확인하며 다음 단계로 나아갈 수 있도록 유도한다.

✓ 현장 현실을 반영한 컨설팅형 접근 및 대응 모델 구축

기술 공급에 앞서 개별 기업의 데이터 수집 가능성과 공정 표준화 수준을 정밀하게 진단하는 컨설팅을 선행한다. 특히 데이터 인프라가 취약한 저성숙 환경에서도 실질적인 효과를 낼 수 있는 맞춤형 대응 모델을 구축하여 현장 적응력을 높인다.

✓ 도입 장벽 완화를 위한 지속 가능한 수익 모델 지향

초기 구축 비용을 최소화하여 중소기업의 진입 장벽을 대폭 낮춘다. 단순한 일회성 구축 사업에 그치지 않고, 시스템의 운영 및 고도화 단계까지 공급기업이 동반하는 지속 가능한 수익 모델을 지향함으로써 안정적인 유지보수와 기술 성숙을 지원한다.

5.3 전략적 제언: 중견·중소기업 중심(3/3)

스마트팩토리 역량 확산 및 상생 협력 전략

대기업

✓ 공동 PoC 환경 제공을 통한 스마트팩토리 역량 확산

자사의 실제 제조 공정과 테스트베드를 개방하여 협력 중소기업 및 기술 공급기업이 함께 참여하는 공동 기술검증(PoC) 환경을 조성한다. 이를 통해 실제 현장에서의 기술 적용 가능성을 사전에 검증하고, 공급망 전체의 스마트팩토리 역량을 상향 평준화하는 기반을 마련한다.

✓ 중소 협력사 맞춤형 로드맵 설정 및 단계적 고도화 유도

설비 자동화 및 데이터 수집·표준화 가능 여부 등 현실적인 기술 기준선을 제시하여 협력사의 수준에 맞는 단계적 성장을 지원한다. 이는 중소기업이 느낄 수 있는 과도한 초기 투자 부담과 기술적 불안감을 완화하며, 안정적으로 디지털 전환 로드맵을 이행할 수 있도록 돕는다.

✓ 역량 우수 중소 협력사 대상 실질적 인센티브 및 보상 구조 마련

일정 수준 이상의 스마트팩토리 및 AI 역량을 확보한 중소 협력사에게 장기 거래 계약, 물량 우선 배정, 품질 평가 가중치 부여 등 명확한 보상을 제공한다. 실질적인 혜택 중심의 인센티브 구조를 설계함으로써 협력사가 자발적으로 제조 혁신에 참여하고 역량을 강화할 수 있는 동기를 부여한다.

실효적 AI 도입 및 자생력 확보 전략

중견/중소기업

✓ 단계별 도입 목표의 현실화 및 지속 가능성 확보

단순한 AI 도입보다는 '자동화, 데이터 축적 및 정합, AI 적용'으로 이어지는 단계적 전략을 수립한다. 특히 정부 지원 종료 이후에도 스마트팩토리를 안정적으로 유지할 수 있는 운영 방안을 선제적으로 고민하여 기술 도입의 연속성을 확보한다.

✓ 기초 운영 역량 강화 및 외부 생태계 연동

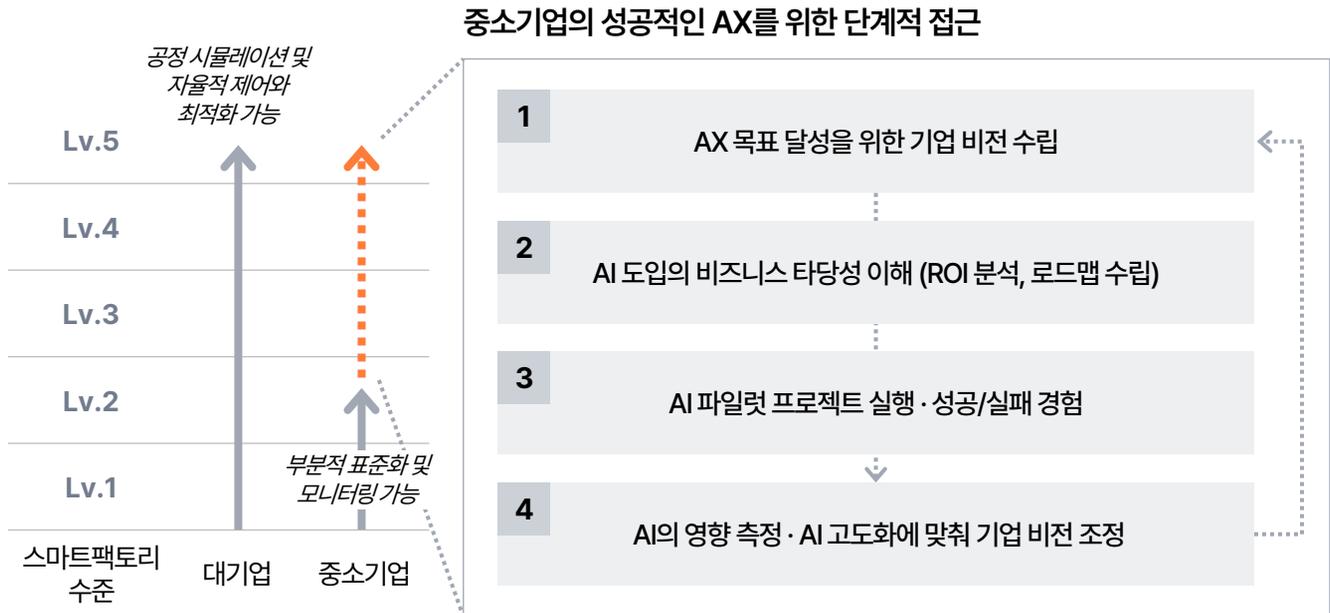
고급 AI 인력 확보에 치중하기보다 데이터 관리와 공정 이해 중심의 기초 운영 역량을 우선 확보한다. 데이터를 핵심 자산으로 인식하여 인프라 투자를 확대하고, 산업별 공동 플랫폼이나 컨소시엄에 참여함으로써 외부 자원을 적극적으로 활용한다.

✓ 성과 지표(KPI) 중심의 경영 의사결정 체계 구축

AI 기술 자체의 성능보다 불량률 감소, 가동 중단 시간 단축, 작업 시간 효율화 등 실제 경영 지표 개선 여부를 도입의 판단 기준으로 설정한다. 현장의 문제 해결과 직결된 성과를 중심으로 의사결정 체계를 구축하여 실질적인 수익성 개선을 도모한다.

5.3.1 중소기업의 AX를 위한 실행 전략

중소기업의 AX는 기술을 도입하는 과정이 아니라 운영 방식 전반을 데이터 기반으로 재편하는 전략적 변화이다. 이를 위해 먼저 기업의 방향성과 성과 목표에 맞는 비전을 설정하고, 각 과제가 실제 성과로 이어질지 사업적 및 기술적 타당성을 검토해야 한다. 이후에는 파일럿 프로젝트를 통해 리스크를 낮추며 실행 가능성을 검증하고, 성공과 실패 모두를 향후 확산 전략의 학습 자산으로 삼아야 한다.



단계	상세
① AX 목표 달성을 위한 기업 비전 수립	<ul style="list-style-type: none"> 기업의 운영모델(Operating Model)을 데이터 기반으로 재설계하는 전략 과제 기업의 성과를 좌우하는 핵심 지표 중 어디를 우선적으로 개선할지 명확히 하고, 측정 가능한 목표를 구체화
② AI 도입의 비즈니스 타당성 이해	<ul style="list-style-type: none"> AI 적용 후보 과제를 가치, 실현 가능성, 확산성 관점에서 선별. 각 과제에 대해 직접효과(비용 절감, 설비 정지시간 감소 등)와 간접효과(의사결정 속도, 품질 이력 추적성 등)를 반영한 ROI 모델 구축 단기 및 중장기 과제별 단계적 투자 로드맵과 KPI 체계를 연결
③ AI 파일럿 프로젝트 실행	<ul style="list-style-type: none"> 전사 확산보다 파일럿을 통해 기술·프로세스·조직 관점의 리스크를 완화 AI 모델 성능 자체보다, 결과를 통해 어떻게 의사결정이 진행되며, 결과를 어떻게 다시 데이터로 활용하여 AI 모델을 개선할지 등을 도출해내는 것이 중요 성공/실패 사례를 만들어 확산 가능한 참조모델과 내부 역량을 확보
④ AI의 영향 측정 · AI 고도화에 맞춰 기업 비전 조정	<ul style="list-style-type: none"> 성과를 객관적으로 측정하고 향후 투자 의사결정으로 연결 도입 이전 설정한 KPI를 기준으로, 개선도 및 재무효과를 정량화하고, 동시에 현장 수용성(조치 준수율, 작업자 만족도 등) 같은 운영지표를 함께 점검 성과 기반으로 기업 비전을 재조정하며 지속적으로 학습하고 확산하는 AI 내재화 루프(loop)를 구축

자료: CFO Fractional, 언론종합, 삼일PwC경영연구원

[Appendix 1] KOSMO 선정 스마트팩토리 우수구축사례(1/5)

기업	사업 영역	지원사업 기간	도입시스템	스마트팩토리 구축 비용*
대유에이텍	자동차 부품 제조업	2023~2024	MES 확대 구축, 제조데이터 수집 및 저장	2억 3097만원
원일산업	벨브제조	2022~2024	MES 구축	1억 9,545만원
태정기공	자동차 부품 제조	2022~2024	AI 기반 MES 고도화	4억원
미보	자동차 부품 제조	2022~2024	MES 고도화	4억원
아이디모드	의류 제조업	2022~2024	편직 설비 모니터링 및 각 공정 분석 시스템	4억3,810만원
신신제약	완제 의약품 제조업	2022~2023	실험실정보관리시스템(UMS)	1억 4665만원
삼우KJS텍	벨브제조	2022~2023	MES/POP ¹⁾ 구축	9,274만원
펠리시타로스터리	원두커피 가공업	2021~2024	자동로스팅, 자동포장, 자동출하, 품질관리 시스템	4억3,810만원
미래엔	교과서 출판	2021~2023	MES/POP 시스템 구축	4.4억원
정아정밀	자동차 부품 제조	2021~2023	MES(POP), SCM, 전기차 배터리 케이스 리크 공정 자동화	8억 9,200
에스와이텍	반도체 부품 가공	2021~2022, 2023~2024	MES(POP), PMS, TMS, CMMS ²⁾	4억8,800만원
웰메이드생활건강	기능성 화장품 및 의약품	2021~2022	MES 설비연동 고도화	4억원
에이엔폴리	친환경 바이오 신소재 전문연구개발업	2021~2022	POP 및 MES 일부	9,853만원
토비스	디스플레이 제조업	2021~2022	MES 구축	5억9,870만원
엘오티머트리얼즈	다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체소자 제조업	2020~2022	MES, ERP, G/W(그룹웨어)	2억 9,714만원
아침미소	식품(유제품)	2020~2021	확장형 MES	2억84만원
중앙CMI	소방 및 배관자재 제조업	2021	전체절곡기 연동 MES, 원가분석시스템 구축	3억9,995만원
네오네톨	자동차 부품, 조선기자재 일반기계부품 정밀주조	2019~2020	MES 구축	6억1,700만원
부성	염색가공면직물, 날염 제조 등	2018	MES 생산관리시스템	1억 900만원
아주화장품	고기능성 화장품	2018	ERP 전사적자원관리	1억 2,000만원
위니코니	물놀이 용품 제조	2018	MES 생산관리시스템	1억원
태경산업	합금철 생산	2018	MES 생산관리시스템	1억원
화신정공	자동차 부품 제조	2017	MES, 로봇 자동화 설비	1억 1,200만원
경성하이테크	HI-SAVER, FA 자동화	2014~2015	MES 구축	4천만원

*정부 지원금 + 자부담 모두 포함된 금액,

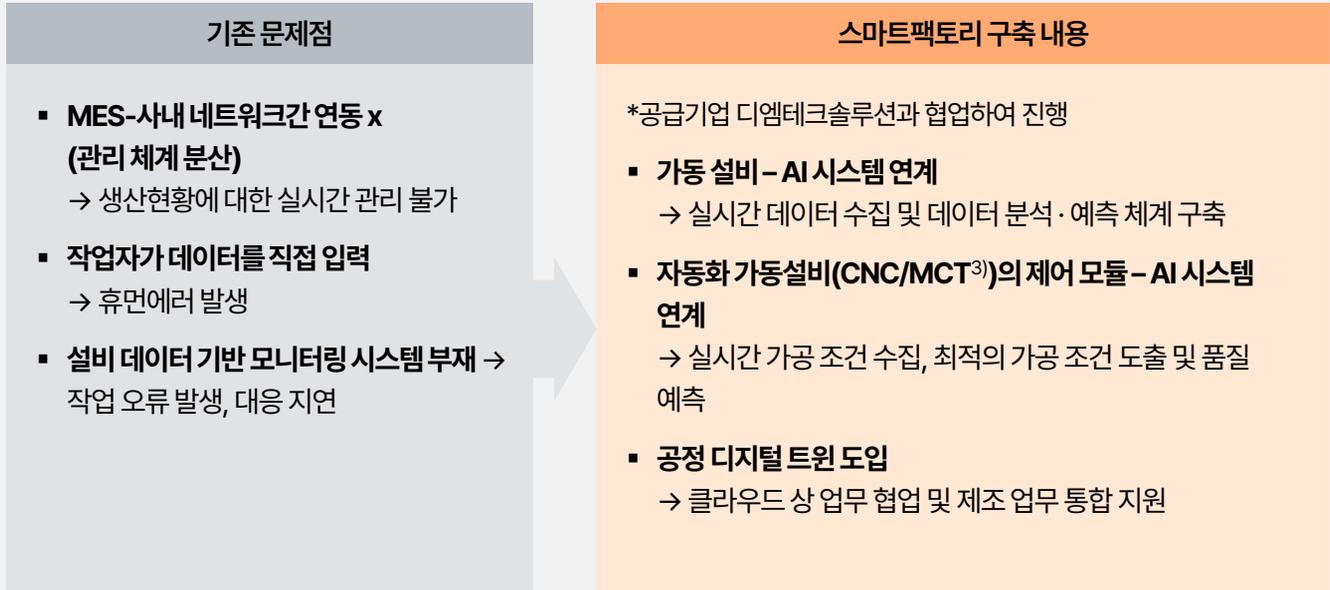
1) Point of Production: 생산 현장의 시점에서 발생하는 실시간 생산 정보(실적, 진행 상황, 불량 등)를 수집하고 시각화하는 현장 관리 시스템

2) Computerized Maintenance Management System: 설비, 장비 등의 유지보수 업무를 효율적으로 중앙 관리하고 자동화하는 솔루션

자료: KOSMO 스마트공장 사업관리시스템 (우수구축사례), 삼일PwC경영연구원

[Appendix 1] KOSMO 선정 스마트팩토리 우수구축사례(2/5)

태정기공 스마트팩토리 구축 내용 및 효과

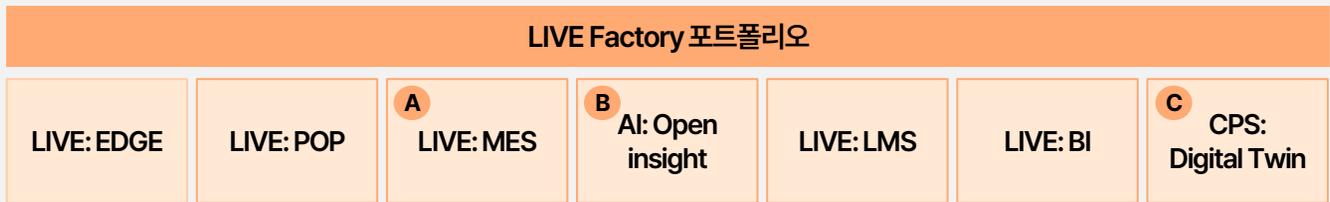


자료: KOSMO(우수구축사례), 삼일PwC경영연구원

1) Machining Center: CNC 기술을 기반으로 자동 공구 교환 장치(ATC)가 추가되어 다양한 가공을 한 번에 수행하는 기계 자체

[Appendix 1] KOSMO 선정 스마트팩토리 우수구축사례(3/5)

태정기공의 공급기업 '디엠테크솔루션'의 제품 포트폴리오 (LIVE Factory)



A LIVE: MES - 생산 전 과정을 하나의 시스템 안에서 효율적으로 관리할 수 있도록 돕는 제조 관리솔루션

① ERP·MES 통합형 시스템

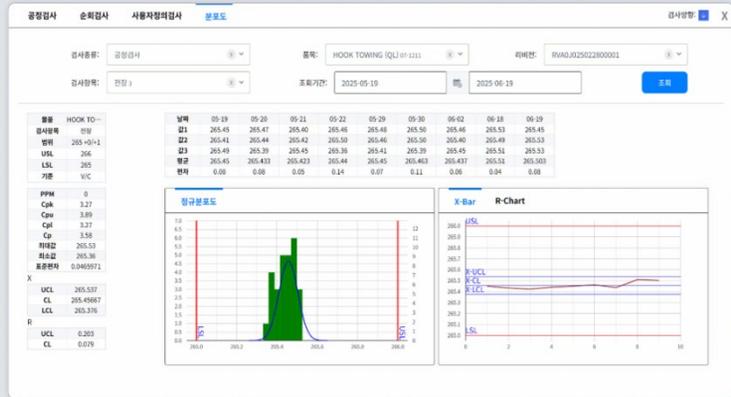
- ERP 기준 동기화, 실적정보를 연계하여 실시간 데이터 연계 제공

② 품질, 설비 SPC 관리 제공

- 누적된 검사 데이터 또는 실시간 검사데이터에 대한 통계적공정관리 (SPC)관리 기능 제공

③ 다양한 KPI 지표 표준화 및 관리

- 생산, 품질 등 관리 항목에 대한 대시보드 기능 제공



B AI : Open insight - AI 데이터 분석과 실시간처리를 지원, 기업의 설비와 품질, 공정 내 활용 시스템

제품 품질 분석 및 품질 예측 각 공정 별 운전 조건정보를 통해 조건과 불량과의 영향도 분석	최적 운전 조건 도출 설비 및 공정에서 제품의 불량 및 에너지 소비를 최소화	설비 이상 감지 및 고장 예지 설비 상태를 모니터링, 추이 분석 및 고장 패턴을 분석하여 고장 발생 시점을 예측
공정별 생산 시간 및 효율 분석 생산지연 감지, 생산성 분석, 병목 공정을 파악하여 인력 효율 개선	생산 스케줄링 및 자원 할당 품목별 생산 목표수량, 납기/재공/재고 현황, 설비 Capa 등을 반영, 소요시간/비용을 고려	고객 주문 및 클레임 분석 고객별 주문 내역 및 구매 패턴을 분석하여 생산 계획에 반영

C CPS: Digital Twin - 제조기업의 설비와 품질, 공정 내 활용가능한 지능형 운영 시스템

① 프로세스 상태 모델

- 현장의 제조 공정 및 설비 데이터를 실시간 수집하여 동기화 지원

② 직관적 현장 모니터

- 실시간으로 여러 공장의 설비 작동 상태를 확인

③ 그래픽 상태 모델

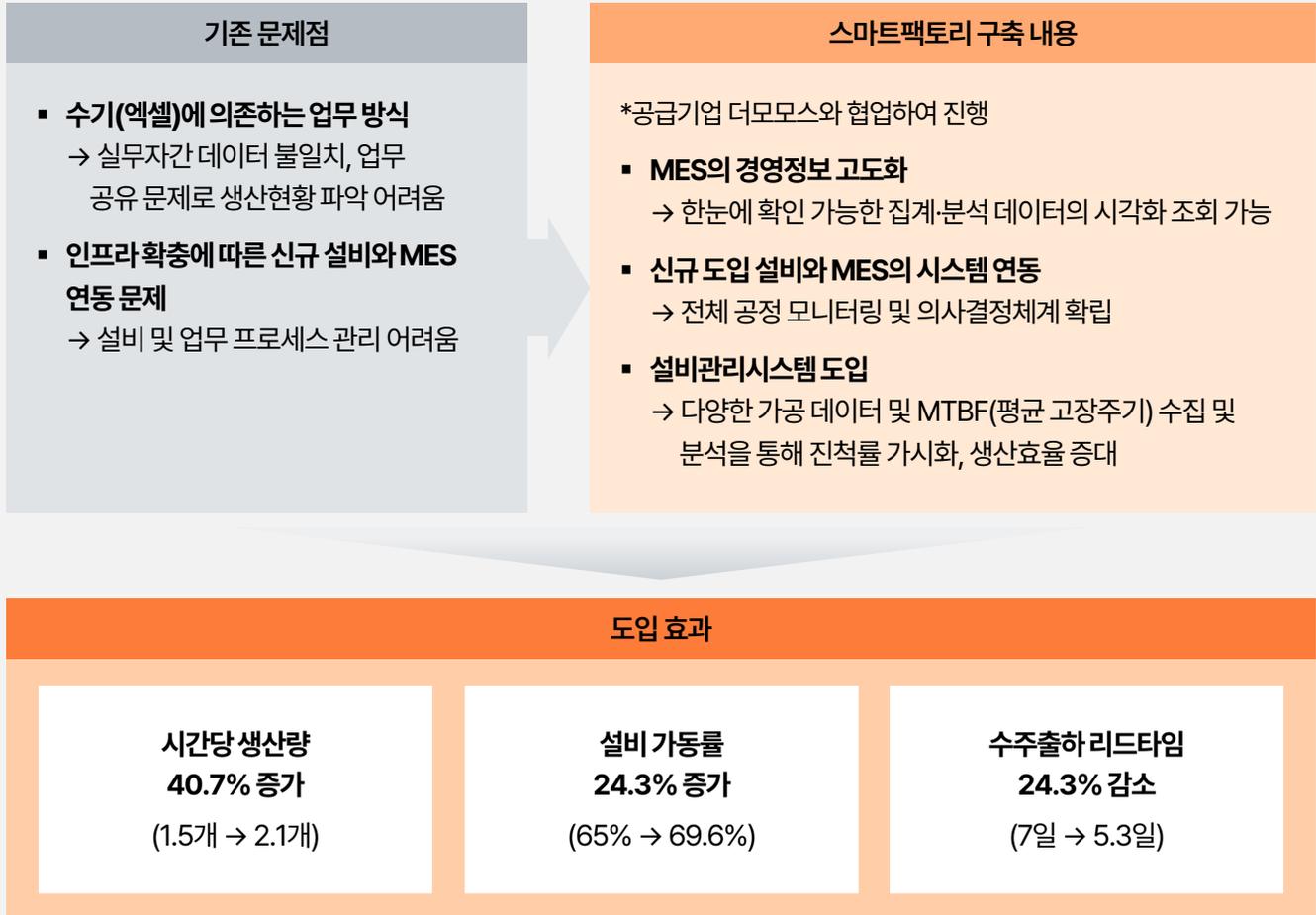
- 프로세스 상태 모델링과 연동하여, 현장과 동기화 운영되는 모습을 가상으로 구축



자료: 디엠테크솔루션, 삼일PwC경영연구원

[Appendix 1] KOSMO 선정 스마트팩토리 우수구축사례(4/5)

에스와이텍 스마트팩토리 구축 내용 및 효과



자료: KOSMO(우수구축사례), 삼일PwC경영연구원

에스와이텍 공급기업 '더모모스'의 Smart DX Solution 포트폴리오

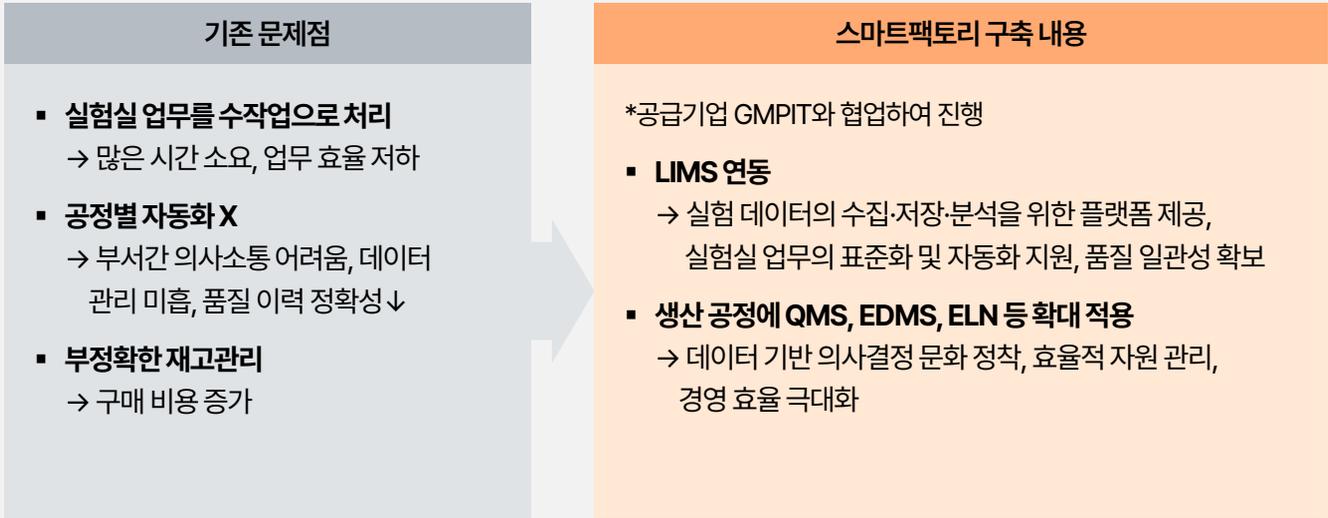


자료: 더모모스, 삼일PwC경영연구원

1) Factory Energy Management System: 공장 내 에너지 사용을 실시간으로 측정, 모니터링, 분석, 제어하여 에너지 효율을 최적화하고 비용을 절감

[Appendix 1] KOSMO 선정 스마트팩토리 우수구축사례(5/5)

신신제약 스마트팩토리 구축 내용 및 효과



자료: KOSMO(우수구축사례), 삼일PwC경영연구원

GMPIT 주요 제품: GMP(우수 의약품 제조 및 품질관리 기준) 요구사항을 만족하는 제약 솔루션 제공

제품	설명
EBRS	ERP, MES, LIMS, WMS 등 기존 GMP 통합 시스템과 연동되어 생산 이력의 추적성과 데이터 신뢰성을 향상
LIMS	검체 정보, 실험실 및 시험자 정보, 시험기기 정보 등 실험실 운영과 관련된 모든 데이터를 통합 관리
ELN	시험일지 및 시험기록서 관리를 체계적으로 지원하여 연구·시험 데이터의 신뢰성과 관리 효율을 높임
SDMS ¹⁾	시험기기 데이터 분석 시스템으로, 시험 수행 과정에서 발생하는 결과 데이터를 자동 수집·관리하는 솔루션
BTS 시스템	최소 포장단위별 일련번호 바코드를 기반으로 의약품 유통 전 과정을 관리하여 정확한 물류 추적성과 정부 정책에 부합하는 법규 대응을 지원

자료: GMPIT, 삼일PwC경영연구원

1) Scientific Data Management System: 실험실에서 발생하는 데이터를 자동으로 수집, 저장, 관리하여 연구 효율성과 데이터 무결성을 높이는 시스템

[Appendix] 주요 제조 AI 서비스 기업 (1/3)

기업명	주요 사업	상세
휴비즈ICT	사출제조공정 실시간 모니터링·시뮬레이션 시스템	<ul style="list-style-type: none"> 3D 비전 기반으로 생산 공정/설비 상태를 실시간으로 모니터링하고, 센서 데이터를 함께 수집·분석 전력선 통신 등 현장 연결을 활용해 설비/온도 등 주요 조건을 자동 제어 설비 가시성 향상, 온도 관리 정밀화, 유지보수 효율 개선에 도움
더 존 비즈온	ERP·MES 통합 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> ERP와 MES 데이터를 통합 연계해 생산계획-실적-자재-품질 정보를 하나의 플랫폼으로 관리 실시간 작업 지시/실적 수집과 데이터 정합성을 강화해 현장 대응 속도 향상
마키나락스	AI 에이전트 기술	<ul style="list-style-type: none"> 제조 특화 LLM/에이전트를 활용해 설비 고장 예측, 공정 운영 제어, 설계·제어 업무를 보조 PLC 코드 분석·변환, 공정 파라미터 분석 등 반복·복잡 업무를 자동화 다운타임 감소, 공정 자동화 수준 향상, 모델/업무 적용 속도 개선 효과 기여
임팩티브이	AI 기반 예측 플랫폼	<ul style="list-style-type: none"> 시계열 데이터를 자동 전처리하고 예측 모델을 생성해 수요·재고·생산 계획 수립을 지원 트렌드/변동성 분석과 시각화로 시장 변화나 생산 조건 변화를 빠르게 반영 계획 정확도 향상, 재고 최적화, 불확실성 대응 속도 개선에 도움
아하랩스	AI 모델 개발 및 운영 자동화(AIOps) 기술	<ul style="list-style-type: none"> 제조 데이터 수집부터 모델 배포·운영·모니터링까지의 흐름을 자동화해 운영 부담을 줄임 이상 탐지/원인 분석, RAG 기반 산업 지식 활용 등으로 현장 문의·장애 대응
토티	제4세대 공정 자동화 기술	<ul style="list-style-type: none"> 작업 시연/관찰 데이터를 빠르게 확보하고, 이를 학습 데이터로 전환해 로봇이 반복 작업을 학습 실시간 인식·제어, 반복 작업 자동 프로그래밍, 시뮬레이션 기반 학습을 통해 적용 시간을 단축
인터엑스	통합 AX 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 제조 전 주기를 아우르는 통합 AX 솔루션으로 품질 예측/분류, 공정 최적화, 비전 검사 자동화 등을 지원 디지털 트윈 및 지능형 공급망 연계로 생산조건 최적화, 실시간 품질 검토 강화
엠아이티	AI·XR 기반 가상화 및 스마트 팩토리 원스톱 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> XR + IoT + AI를 결합해 설비 모니터링, 안전/교육, 원격 협업, 품질 검수까지 하나의 플랫폼으로 지원 시각화 기반 운영과 VR/AR 교육, 원격 유지보수, CAD 연계 워크플로우 등 현장 적용성을 강화 현장 대응 속도 향상, 다운타임 절감, 작업자 역량 강화, 검수 효율/정확도 개선
아임토리	AI 품질 진단 시스템	<ul style="list-style-type: none"> 정형·비정형 제조 데이터를 통합 분석해 불량률 사전에 예측하고 이상 패턴을 조기 감지 양상불 모델 기반 불량 예측과 공정 변수 실시간 분석으로 리스크 큰 제품 선별 불량률 감소, 검사 자동화 촉진, 공정 안정성 강화 및 장기 이상 징후 조기 발견에 기여
버추얼랩	시뮬레이션 플랫폼, 데이터 기반 소재 연구개발 플랫폼	<ul style="list-style-type: none"> 클라우드 기반으로 소재 시뮬레이션과 AI를 결합해 R&D 데이터를 표준화 분자 수준 시뮬레이션/실험 데이터를 함께 활용해 신소재 특성 예측과 공정 조건 변화 시나리오 분석 지원 개발 기간 단축, R&D 비용 절감, 데이터 활용 효율 향상에 기여
와이더	스마트팩토리 지원사업 운영	<ul style="list-style-type: none"> 5G·AI·클라우드 기반으로 설비 데이터를 수집하고 MES 업무를 전산화해 공정 자동화를 지원 신규 스마트팩토리 구축 및 생산 공정 개선, 실적·자재·품질 관리 프로세스의 정합성 강화
인터엑스	대화형 인터페이스 기반 제조 현장용 에이전트	<ul style="list-style-type: none"> 자연어 입력을 활용해 설비 상태 파악, 원인 추정, 점검 항목 제안, 조치 가이드를 제공하는 현장용 AI 에이전트 음성/텍스트 기반으로 현장 진단과 권고를 빠르게 수행해 운영자 대응을 보조 작업자 의존도 감소, 설비 대응 속도 향상, 비가동 시간 최소화에도 도움

[Appendix] 주요 제조 AI 서비스 기업 (2/3)

기업명	주요 사업	상세
알엠텍	제조 운영 시스템	<ul style="list-style-type: none"> MES·POP·RFID 등 제조 운영 시스템을 구축/연동하고 유지보수까지 포함해 현장 운영을 체계화 공정, 작업자-설비 연동 및 모니터링을 통해 생산 흐름의 가시성 및 제어 향상 생산관리 효율 증대, 재고·설비 관리 수준 향상, 공정 운영의 표준화/일관성 확보에 기여
썬소프트	제조 프로세스 통합 운영 시스템	<ul style="list-style-type: none"> 생산·물류·부품 공급·품질 등 제조 전반을 연결하는 통합 운영 체계 지원 MES/POP 실적 수집, FIFO/LOT 추적, WMS(창고관리), 부품 서열/추적 등 물류-생산 연계를 강화 재고 정확도 개선, 오류·불량 감소, 공급/납품 프로세스 안정화에 도움
에이아이비즈	공정진단 AI	<ul style="list-style-type: none"> 시계열 데이터를 기반으로 공정 이상 징후를 실시간 탐지, 원인 분석까지 연결 양상·불·회귀·분류 모델을 활용해 품질 예측과 자동화 시스템 연동을 지원 불량 감소, 공정 안정성 확보, 사후 검사 대비 리드타임 단축 및 R&D/운영 효율 향상에 기여
씨메스	AI 기반 로봇 자동화 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 3D 비전 인식과 로봇 제어를 결합해 티칭 부담을 줄이는(티칭리스) 로봇 공정 자동화를 지원 부품 인식, 로봇 가이드스 정밀도 향상, 자동 경로 생성 등으로 조립·이송 공정의 실시간 대응 강화
나니아랩스	제품 설계 특화 생성형 AI 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 물리 기반 역학 모델과 생성형 AI를 결합해 제품 설계-검증-최적화 흐름을 지원하는 플랫폼 제공 설계 피드백, 생성 예측 모델, 고품질 합성 데이터 생성으로 데이터 부족 환경에서도 적용성 강화
엠아이큐브솔루션	스마트팩토리/AI 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 비전 기반 품질 검사와 공정/설비 데이터를 통합 분석해 결함 감지와 이상 탐지를 지원 설비 오류를 사전 예측하고 공정 조건 최적화와 연계해 운영 안정성을 강화
퓨처메인	AI 기반 설비 예지보전 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 설비 운영 데이터를 실시간 분석해 이상을 감지하고 자동 결함 진단 및 고장 가능성 판단을 제공 회전기계 데이터 분석 등 예지보전 기능을 온프레미스-클라우드 환경에서 유연하게 적용
4DIVISION (포디아비전)	AI 기반 시각 검사 시스템	<ul style="list-style-type: none"> 자체 개발 3D 센서 'TesseraVue'를 기반으로 시각 검사·치수 검사·로봇 가이드스까지 수행 현장에 바로 설치해 운용 가능한 형태로 검사 속도/정확도를 높이고 시스템 구축 비용을 절감
JUSTEK (저스텍)	초정밀 모션시스템	<ul style="list-style-type: none"> 반도체·디스플레이 공정용 나노 정밀도 모션 제어/스테이지 제어 기술 중심 진동 억제 알고리즘, 고정밀 위치 피드백, 초대형 스테이지 제어, 리니어 모터 기반 고속·고정밀 제어 등을 포함 미세 패턴 불량을 줄이고 고속 공정 대응을 지원
노조미네트웍스	CPS 보안 사이버 물리 시스템 AI	<ul style="list-style-type: none"> 제조-에너지-운송 등 CPS 환경에서 이상 징후 탐지와 보안을 함께 다룸 머신러닝 기반 이상 탐지와 실시간 분석을 통해 OT 네트워크/설비 데이터를 모니터링 비정상 패턴 탐지 → 조치/가이드 제안 흐름으로 사이버 공격 선제 차단 및 OT/IT 보안 수준 강화에 기여
MIR(미르)	공정 병목 현상 해결 스마트 물류 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 리니어 컨베이어-서보(servo)-드라이브를 결합해 공정 이송을 최적화하는 스마트 물류/이송 솔루션 고속 이송 및 라인 구성 유연성을 높이고(상황에 따라 로봇 없이도) 자기부상 기반 이송 시스템 등 적용 가능 생산 처리량 증대, 병목 완화, 공정 유연성 향상 및 (특히 제약 등) 청정 공정 대응에 도움

[Appendix] 주요 제조 AI 서비스 기업 (3/3)

기업명	주요 사업	상세
버넥트	로봇-센서-디지털 트윈 통합 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 설비 센서 데이터를 수집해 디지털 트윈 기반 모니터링, AI 이상 감지/경고 제공 센서 데이터 → 3D 환경 반영 → 이상 대응/알림 및 AR 연계 지원 등으로 현장 대응성을 강화
B&R산업자동화	실시간 스마트 비전 기술	<ul style="list-style-type: none"> 카메라 내장 엣지 프로세서에서 AI 추론을 직접 수행하는 비전 시스템 실시간 AI 추론, 하이브리드 검사(CNN+규칙 기반), OCR/세그멘테이션, GUI 기반 라벨링/학습 지원 반도체-의료기기-전자-식품-제약 라인 등에서 공정 중 검사 및 제어 연계를 통해 품질-생산성을 강화
빅웨이브로보틱스	다종 로봇 통합 관제 시스템	<ul style="list-style-type: none"> 제조-물류-서비스 현장의 이기종 로봇을 하나의 플랫폼에서 통합 제어-운영하는 로봇 관제 시스템 로봇시리얼 등록, 로봇-설비 연동, 노코드 워크플로우 운영 시나리오를 빠르게 구성/수정
아이티공간	AI 예지보전 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 산업 AI 기반으로 로봇-장비 데이터를 분석해 예지보전/사고 위험 예측을 지원 장비-설비 데이터 분석 → 이상 패턴 탐지 → 고장/사고 확률 예측 → 가이드 제공 흐름으로 운영설비 사고를 높은 정확도로 사전 예측
어드밴텍케이알	IoT-엣지 AI 결합 데이터 자동화 시스템	<ul style="list-style-type: none"> IoT 센서와 엣지 AI를 결합해 제조 현장의 데이터를 실시간 수집-분석-의사결정까지 현장(엣지)에서 수행 온도-진동-전력 등 설비 센싱, 게이트웨이 수집, 엣지 기반 이상 감지/예측 구조
오토메이션 애니웨어	에이전틱 자동화 프로세스	<ul style="list-style-type: none"> LLM과 AI 지식을 결합해 제조-공급망-운영 프로세스를 에이전트 기반 워크플로우로 자동화 수요 계획 자동화, 제품 개발 지원, 주문-고객 서비스 프로세스 자동 처리, AI-Agent 기반 업무 분배 지원
리쉐니에	AI 기반 설비 진단 기술	<ul style="list-style-type: none"> D.N.A.(Data-Network-AI)와 디지털 트윈을 결합해 설비 상태 모니터링과 수명 예측을 지원 센서 설치-수집-분석-알림까지 연결하고, 고장 징후를 1~2개월 선형 감지하며 대시보드로 실시간 관제
미라콤아이앤씨	제조 특화 AI 플랫폼	<ul style="list-style-type: none"> 제조 데이터 분석(Nextphere Analytics)과 자연어 Q&A(Nextphere Chat)를 결합한 제조 AI 플랫폼 전처리, ML/DL 예측 분석, 실시간 데이터 조회, 사내 문서 지식화, 자연어 질의응답 제공
라온피플	스마트 팩토리 AI 비전기술	<ul style="list-style-type: none"> AI 결합 분류 엔진과 영상 DB를 연동해 검사-분류-개선을 순환 자동화하는 품질 비전 시스템 실시간 결합 분류, 공정 피드백 루프 자동화, 개선 결과를 반영한 학습을 지원
유비씨	디지털 트윈 기반 자율제조 솔루션	<ul style="list-style-type: none"> 3D 가상공장(Octopus Studio)과 데이터 운영 허브(Octopus Hub)를 기반으로 DT-AI 자율제조를 구현 실시간 데이터와 3D 스캐닝을 연동하고, 액셀 플러그인 기반 시나리오 모델링으로 설비-로봇-작업자 배치 최적화 지원
뉴로메카	피지컬 AI 휴머노이드 플랫폼	<ul style="list-style-type: none"> 비전(VisionX) + 모방학습(MimicX)을 결합해 피지컬 AI 플랫폼 개발 18DoF 다관절 핸드 + 텔레오퍼레이션(원격조작) 기반으로 정밀 작업을 수행하고, 작업 데이터를 학습에 계속 활용
이스트	제조 공정 최적화 시스템	<ul style="list-style-type: none"> AI 비전 검사, 정밀 제어, 시스템 SW를 원스톱으로 제공하는 제조 자동화 솔루션 인라인 AI 검사, 공정 위험 최소화 제어, 현장 맞춤 설계-구축-개선을 함께 수행 비전-제어 시스템을 공정 조건에 맞게 유연 적용해 불량 검출 정확도 향상, 정지/재작업 감소, 구축 리드타임 단축

Business Contacts

AX Node

Assurance

이승환 Partner

seung-whan.lee@pwc.com

Physical AI & Robotics Center

PwC Consulting

김선호 Partner

sunho1.kim@pwc.com

Robotics

Assurance

김재현 Partner

jae-hun.kim@pwc.com

Author Contacts

이은영 상무

삼일PwC경영연구원
eunyoung.lee@pwc.com

최형원 연구원

삼일PwC경영연구원
hyungwon.choi@pwc.com

삼일PwC경영연구원

최재영 경영연구원장

jaeyoung.j.choi@pwc.com



PwC Korea의 간행물은 일반적인 정보제공 및 지식전달을 위하여 제작된 것으로, 구체적인 회계이슈나 세무이슈 등에 대한 PwC Korea의 의견이 아님을 유념하여 주시기 바랍니다. 본 간행물의 정보를 이용하여 문제가 발생하는 경우 PwC Korea는 어떠한 법적 책임도 지지 아니하며, 본 간행물의 정보와 관련하여 의사결정이 필요한 경우에는, 반드시 PwC Korea 전문가의 자문 또는 조언을 받으시기 바랍니다.

S/N: 2602W-RP-028

© 2026 PwC Korea. All rights reserved. PwC refers to the Korea group of member firms and may sometimes refer to the PwC network. Each member firm is a separate legal entity. Please see www.pwc.com/structure for further details.