

# 제조 AX 확장을 위한 피지컬 AI 적용 모델에 관한 연구 -천안·아산 제조현장을 중심으로-

이근호\*

백석대학교 컴퓨터공학부 교수

## A Study on a Physical AI Application Model for Extending Manufacturing AX

-Focusing on the Cheonan-Asan Manufacturing Sites-

Keun-ho Lee\*

Professor, Division of Computer Engineering, BaekSeok University

**요약** 천안 지역 제조기업 23개사에 대한 수요조사를 토대로 사물인터넷·인공지능 데이터 분석 중심의 3단계 제조 AX 교육 모델을 제안한 바 있다. 그러나 해당 모델은 데이터 수집·분석과 전략 수립에 초점을 맞추어, 실제 제조 현장에서 로봇과 자동화 설비를 통해 물리적으로 작업을 실행하는 단계까지는 포함하지 못하는 한계를 지닌다. 최근 비전-언어-행동(VLA) 모델과 파운데이션 로봇 정책의 발전에 힘입어, 인공지능이 화면 안의 판단을 넘어 물리 세계에서 직접 인지·판단·행동하는 '피지컬 AI'가 제조 자동화의 새로운 축으로 부상하고 있다. 본 연구는 기존 IoT 기반 제조 AX 교육 모델을 피지컬 AI 요소로 확장하여, 인지-판단-실행-순환의 4계층 기술 스택과 4단계 교육 모델을 제안한다. 본 연구의 확장 모델은 기존 모델 대비 물리적 실행 역량과 안전·거버넌스 지표를 추가함으로써, 지역 제조업의 데이터 기반 전환(DX)을 넘어 실제 자동화 실행 역량까지 아우르는 지속 가능한 제조 AX 인재 양성 체계의 기반을 제공한다.

**주제어** : 피지컬AI, 제조 AX, 비전-언어-행동모델, 디지털트윈, 사물인터넷

**Abstract** A prior study proposed a three-phase manufacturing AX education model centered on Internet of Things (IoT) and artificial intelligence (AI) data analysis, based on a demand survey of 23 manufacturing companies in the Cheonan region. However, that model focused on data collection, analysis, and strategy formulation, and did not extend to the stage of physically executing tasks through robots and automation equipment on the actual manufacturing floor. With recent advances in Vision-Language-Action (VLA) models and foundation robot policies, "Physical AI" — artificial intelligence that perceives, reasons, and acts directly in the physical world rather than merely making judgments on a screen — has emerged as a new axis of manufacturing automation. This study extends the existing IoT-based manufacturing AX education model with Physical AI elements, proposing a four-layer technology stack (Perception-Cognition-Action-Feedback) and a corresponding four-phase education model. By adding physical execution capability and safety/governance indicators to the existing model, the proposed extended model provides a foundation for a sustainable manufacturing AX talent development system that encompasses not only data-driven transformation (DX) but also actual automation execution capability for regional manufacturing industries.

**Key Words** : Physical AI, Manufacturing AX, Vision-Language-Action Model, Digital Twin, IoT

이 연구는 2026학년도 백석대학교 대학연구비 지원에 의하여 이루어졌음.

\*교신저자 : 이근호(leekeunho1004@gmail.com)

접수일 2026년 08월 04일 수정일 2026년 08월 14일 심사완료일 2026년 08월 21일

## 1. 서론

천안 지역 제조기업 23개사, 67명을 대상으로 실시한 수요조사를 토대로 IoT·AI 기초, 제조 데이터 분석·활용, 제조 AX 실전 적용의 3단계(Phase 1~3)로 구성된 제조 AX 교육 모델을 제안하였다[1]. 해당 모델은 역량 갭 분석(평균 2.25점/5점)과 기술 동향 분석을 교차하여 교육 과정을 도출함으로써 현장 수요 반응성을 확보하였다는 점에서 의의가 크다. 그러나 이 모델은 IoT 센서 데이터의 수집·분석과 AI 예측모델 구축, AX 전략 수립 등 '판단'과 '분석' 영역에 초점이 맞추어져 있어, 도출된 인사이트를 실제 설비·로봇을 통해 물리적으로 실행하는 단계까지는 포괄하지 못한다는 한계를 지닌다. 즉 데이터 기반 디지털 전환(DX)의 완성도는 높으나, 물리적 자동화 실행(Physical Execution)의 관점은 상대적으로 취약하다.

한편 2025년을 전후하여 인공지능 산업의 무게중심은 텍스트·이미지를 다루는 생성형 AI에서, 로봇·자율이동체 등 물리적 개체를 통해 현실 세계를 인지하고 직접 행동하는 '피지컬 AI(Physical AI)'로 확장되고 있다. 세계경제포럼(WEF)과 보스턴컨설팅그룹(BCG)은 피지컬 AI를 '지능형 로보틱스가 디지털 세계와 물리적 세계를 연결하여 산업 운영의 유연성을 높이는 새로운 자동화 국면'으로 정의하고, 초기 도입 기업의 생산성·품질·안전성 향상 사례를 제시한 바 있다[2]. 국내에서도 국회미래연구원이 '피지컬 AI 시대, 제조업 혁신 방안' 보고서를 통해 국내 제조업이 인구구조 변화로 인한 인력 부족, 미·중 기술패권 경쟁, AI로 인한 제조 패러다임 전환이라는 복합적 위기에 직면해 있음을 진단하고, 피지컬 AI를 통한 제조업 혁신의 필요성을 제기하였다[3]. 국제로봇연맹(IFR)에 따르면 한국은 근로자 1만 명당 산업용 로봇 대수가 세계 최고 수준으로, 고도화된 자동화 인프라를 기반으로 한 피지컬 AI 상용화 잠재력이 높은 것으로 평가된다[4].

특히 충청남도 천안·아산 지역은 삼성전자, 삼성SDI, 삼성디스플레이 등 대기업 생산거점과 자동차부품, 전자전기, 기계·금속 분야의 수백 개 중소·중견 제조기업이 집적된 충청권 핵심 제조 클러스터이며, 최근 스마트팩토리·반도체·스마트모빌리티를 핵심 산업으로 하는 '천안 미래모빌리티 국가산업단지'가 추진되고 있고 천안 제 6 일반산업단지 조성도 진행 중이다. 아산 지역 역시 탕정·음봉 일원을 중심으로 디스플레이·전자부품 관련 산업단지가 지속 확장되고 있다. 이러한 지역적 기반은 피지컬

AI 기술을 제조 현장에 실증할 수 있는 유리한 조건을 제공하지만, 이를 현장에 도입·운영할 전문 인력과 체계적인 적용 방안은 아직 마련되어 있지 않다.

본 연구의 목적은 기존 IoT 기반 제조 AX 교육 모델 [1]을 피지컬 AI 요소로 확장하여, 데이터 분석을 넘어 물리적 실행까지 아우르는 통합 모델을 제안하고, 이를 천안·아산 제조현장에 적용하기 위한 구체적 방안을 제시하는 것이다. 세부 목표는 다음과 같다. 첫째, 피지컬 AI의 개념과 기술 스택(인지-판단-실행-순환)을 정리하고 기존 모델과의 접점 및 확장 필요성을 규명한다. 둘째, 기존 3단계 모델에 피지컬 AI 단계를 추가한 4단계(Phase 1~4) 확장 교육 모델을 설계한다. 셋째, 천안·아산 지역의 업종별 특성을 반영한 피지컬 AI 적용 시나리오와 단계별 실증 로드맵을 제시한다. 넷째, 확장 모델의 성과 지표(KPI)를 재설계하여 물리적 실행 역량과 안전성 관점을 반영한다. 본 논문은 총 7장으로 구성되며, 2장에서는 피지컬 AI 관련 이론적 배경과 선행연구를, 3장에서는 확장 모델의 설계를, 4장에서는 천안·아산 적용 방안을, 5장에서는 모델 분석과 기대효과를, 6장에서는 정책적 제언을, 7장에서는 결론을 다룬다.

## 2. 관련연구

### 2.1 피지컬 AI의 개념과 기술 스택

피지컬 AI는 카메라, LiDAR, 촉각 센서 등을 통해 물리적 환경을 인지(Perception)하고, 대규모 파운데이션 모델을 기반으로 상황을 판단(Cognition)하며, 로봇 매니퓰레이터나 자율이동체를 통해 실제 행동(Action)을 수행하는 체계로 정의된다[2]. 이러한 흐름을 견인하는 핵심 기술이 비전-언어-행동(Vision-Language-Action, VLA) 모델이다. Ma et al.(2024)은 VLA 모델을 임베디드 AI(Embodied AI) 관점에서 체계적으로 정리한 최초의 서베이 논문을 통해, VLA가 시각적 표상·언어 지시·행동 생성을 하나의 프레임워크로 통합함으로써 로봇이 자연어 지시만으로 새로운 작업에 일반화할 수 있음을 보였다[2]. Liu et al.(2024)은 임베디드 AI를 'AI Brain-Body-Cross modal Sensor'의 ABC 모델로 구조화하여 사이버 공간과 물리 세계를 정렬하는 기술적 아키텍처를 제시하였으며[5], Xu et al.(2024)은 파운데이션 모델 기반 로보틱스의 발전 경로를 리뷰하면서 산업 현장 적용 시 필요한 실시간성·안전성 제약을 강조하였다[6]. 최근에는 온보드 연산 자원의 한계를 고려한 경

량화·고효율 VLA 모델 연구도 활발히 이루어지고 있는데, Guan et al.(2025)은 모델 아키텍처·인지 특징·행동 생성·학습 전략의 네 가지 축에서 VLA 효율화 기법을 체계적으로 정리하였다[7-9]. 산업계에서도 NVIDIA가 범용 휴먼노이드 로봇을 위한 개방형 파운데이션 모델 GROOT N1을 발표하는 등[10-15], 피지컬 AI의 두뇌에 해당하는 로봇 정책 모델의 상용화가 빠르게 진행되고 있다.

## 2.2 기존 IoT 기반 제조 AX 교육 모델의 구조와 한계

천안 지역 제조기업 대상 수요조사(Cronbach's  $\alpha$  =0.87)를 통해 기술 역량(2.41/5.0), 데이터 역량(1.87/5.0), AX 전략 역량(1.63/5.0)의 순으로 역량이 심화됨을 확인하고, 이에 대응하는 3단계 Phase 구조의 교육 모델을 제안하였다[1]. Phase 1(IoT·AI 기초)은 IoT 아키텍처와 센서·엣지 AI, AI/ML 기초를 다루고, Phase 2(제조 데이터 분석)는 데이터 수집·시각화·예측 모델·품질탐지, Phase 3(AX 실전 적용)는 스마트팩토리 설계, 디지털 트윈, 생성형 AI 활용, AX 로드맵 수립을 각각 학습 내용으로 구성한다. 이 모델은 수요·교육과정 정합성 분석을 통해 현장 적합성을 검증받았으나, 저자 스스로도 밝히고 있듯이 수요조사가 천안 지역에 국한되어 일반화에 제약이 있으며, 시범 운영 이전 단계로서 실증 데이터가 부재하다는 한계를 지닌다. 아울러 본 연구가 주목하는 지점은, 해당 모델의 Phase 3 '실전 적용'이 실질적으로는 스마트팩토리 설계와 전략 수립이라는 '계획' 수준에 머물러 있으며, 로봇이나 자동화 설비를 통해 계획을 물리적으로 구현하는 실행 역량은 교육 과정에 명시적으로 포함되어 있지 않다는 점이다. 데이터 역량 갭(2.48)과 AX 전략 역량 갭(2.47)에 대응하는 교육은 설계되었으나, 실행(로봇 조작·자동화 통합) 역량에 대한 갭 진단과 대응 교육은 다루어지지 않았다.

## 2.3 국내외 피지컬 AI 제조 적용 동향

텔로이트의 2026년 제조업 전망 조사에 따르면 제조기업의 피지컬 AI 도입 계획 비중은 2025년 9%에서 2년 내 22%로 두 배 이상 증가할 것으로 전망되며, 이동식 로봇을 통한 부품 운반·분류·설치 등의 사례가 확산되고 있다[13]. WEF·BCG의 백서는 아마존, 폭스콘 등 조기 도입 기업의 생산성·리드타임 개선 사례를 제시하는 한편, 설비 오퍼레이터가 로봇 테크니션으로, 유지보수 담당자가 예측정비 전문가로 전환되는 등 일자리의 질적

전환이 동반됨을 강조하였다[7]. 국내에서는 협동로봇 기업 스포터가 피지컬 AI를 활용해 기존 협동로봇으로 0.2mm 정밀도의 나사체결 작업을 구현한 사례, SK온이 대전 미래기술원 파일럿 라인에 AI 협동로봇을 도입한 사례 등이 보고되고 있다. 국회미래연구원은 제조업 위기 대응을 위한 피지컬 AI 활용 방안을 제시하면서, 정부의 '제 4차 지능형로봇 기본계획(2024~2028)'이 2030년까지 제조·서비스 분야 로봇 100만 대 보급, 핵심부품 자립화율 80% 달성을 목표로 하고 있음을 소개하였다[8]. 다만 TCS의 최근 조사에 따르면 조사 대상 제조기업의 68%가 여전히 실험 단계에 머물러 있으며, 레거시 시스템과의 통합, 데이터 인프라, 인력 역량 개발이 확산의 주요 과제로 지적되고 있어[15], 본 연구가 제안하는 교육 모델의 필요성을 뒷받침한다.

## 2.4 천안·아산 지역 제조업 특성

천안시는 삼성전자·삼성SDI 등 대기업 생산거점과 반도체·디스플레이·이차전지 관련 산업 기반이 형성되어 있으며, 전자부품·전기장비·기계장비·자동차부품·금속가공 업종 입주가 가능한 천안 제 6일반산업단지 조성이 추진되고 있다. 특히 천안 종축장 부지에는 스마트팩토리·반도체·스마트모빌리티를 핵심 전략산업으로 하는 '천안미래모빌리티 국가산업단지'가 계획되어 있어, 향후 피지컬 AI 기반 자동화 설비의 대규모 실증장이 될 잠재력을 지닌다. 아산시 역시 탕정·음봉 일원을 중심으로 디스플레이·전자부품 관련 산업단지가 다수 지정·확장되고 있으며, 자동차부품 및 전자·전기 업종 중소기업이 밀집해 있다. 이처럼 천안·아산 지역은 대기업 생산거점의 배후 협력사군이 두텁고, 신규 국가산업단지 조성이라는 정책적 모멘텀을 가지고 있어, 피지컬 AI 실증과 전문 인력 양성을 결합한 지역 특화 모델을 설계하기에 적합한 여건을 갖추고 있다.

# 3. 피지컬 AI 적용 확장 모델 설계

## 3.1 연구 방법 및 설계 절차

본 연구는 실제 피지컬AI 교육과정 운영이나 로봇 자동화 PoC의 실증 데이터에 기반한 실증적 검증 연구가 아니라, 문헌 분석과 선행 모델의 구조적 확장을 통해 새로운 교육 모델을 도출하는 설계연구(design science research) 성격의 연구이다. 연구 절차는 다음 네 단계

로 진행되었다. 첫째, 수요조사 결과와 역량 갭 분석 자료[1]를 2차 자료로 재검토하여, 기존 3단계 모델이 다루지 못한 물리적 실행 역량 영역을 식별하였다. 둘째, VLA·임베디드AI 관련 국제 서베이 논문[2-6]과 WEF·국회미래연구원 등 정책·산업 보고서[7,8]를 검토하여 피지컬AI의 기술 구성요소와 산업 적용 동향을 정리하였다. 셋째, 식별된 기술 구성요소를 기존 모델의 3단계 학습 위계(이해→분석→적용)에 매핑하여 4계층 기술 스택과 4단계 확장 교육 모델을 설계하였다. 넷째, 국내 협동로봇 산업 실증 사례[16,17]와 국제 안전표준ISO/TS 15066[18], 한국산업단지공단 산단단지 현황 통계[19]를 참조하여 업종별 적용 시나리오, 지역 적용 범위, 안전·거버넌스 지표를 구체화하였다. 다만 이러한 설계 절차는 문헌과 2차 자료에 기반한 것으로, 제안 모델의 교육적 효과나 5장에서 제시하는 KPI 값의 타당성은 아직 실제 교육과정 운영이나 현장PoC를 통해 실증적으로 검증되지 않았다는 방법론적 한계를 지닌다. 이 한계와 향후 검증 계획은 5.2절과 7장에서 구체적으로 논의한다.

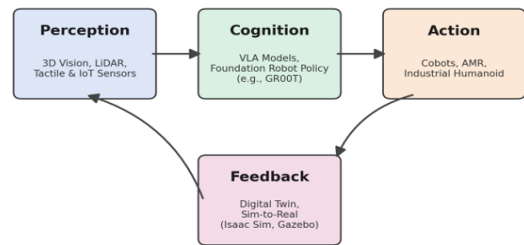
### 3.2 확장 설계 원칙

본 연구는 기존 모델의 세 가지 설계 원칙(수요 반응성, 기술 현장성, 실증적 학습)[1]을 계승하면서, 다음 두 가지 원칙을 추가한다. 첫째, '물리적 실행성(Physical Actionability)'이다. 데이터 분석과 전략 수립에서 그치지 않고, 도출된 인사이트가 협동로봇·자율이동체 등을 통해 실제로 작업을 수행하는 단계까지 교육 범위를 확장한다. 둘째, '안전·거버넌스(Safety & Governance)'이다. TCS 조사에서 제조기업의 44%가 피지컬 AI 실패에 대한 책임 구조를 명확히 정의하지 못하고 있다는 점이 지적된 바와 같이[15], 로봇이 물리적으로 사람·설비와 상호작용하는 만큼 안전 기준과 책임소재에 대한 교육이 필수적으로 요구된다.

### 3.3 피지컬 AI 기술 스택

확장 모델은 기존 모델의 IoT·AI 데이터 파이프라인 위에 '인지(Perception)-판단(Cognition)-실행(Action)-순환(Feedback)'의 4계층 피지컬 AI 기술 스택을 결합한다[2,3,7]. Figure 1은 이 순환 구조를 도식화한 것이며, Table 1은 각 계층의 핵심 기술과 제조 현장 적용 예시를 정리한 것이다. 인지 계층은 기존 IoT 센서에 3D 비전·촉각 센서를 더해 부품의 위치·형상을 인식하고, 판단 계층은 VLA 모델과 파운데이션 로봇 정책을 통해 자

연어 지시를 작업 계획으로 변환하며, 실행 계층은 협동로봇·AMR·산업용 휴머노이드를 통해 정밀 조립이나 물류 이송을 수행한다. 순환 계층의 디지털 트윈은 실험 설비와 가상 모델 간 데이터를 실시간으로 연동하여, 시뮬레이션 상에서 검증된 로봇 동작을 현장에 안전하게 반영하는 Sim-to-Real 전이를 지원한다.



[Fig. 1] Physical AI Technology Stack: Perception-Cognition-Action-Feedback Loop

### 3.4 확장 모델 구조: 3단계에서 4단계로

본 연구가 기존 3단계 모델을 5단계가 아닌 정확히 4단계로 확장한 근거는 기술적 근거와 교육학적 근거로 나누어 설명할 수 있다. 기술적 근거로는, 3.3절에서 제시한 피지컬AI 기술 스택이 인지-판단-실행-순환의 4개 계층으로 구성된다는 점을 들 수 있다. 이 중 인지-판단 계층은 기존 모델의 Phase 1(IoT·AI 기초)과 Phase 2(제조 데이터 분석)에 이미 대응되어 있었으나, 실행 계층(로봇을 통한 물리적 수행)과 순환 계층(디지털트윈 기반 피드백)에 대응하는 학습 단계는 기존 모델에 존재하지 않았다. 만약 실행·순환 계층을 기존 Phase 3(AX 실전 적용)에 단순히 추가하는 방식(3단계 유지)을 취한다면, 전략 수립이라는 상위 판단 역량과 로봇 조작·자동화 실행이라는 하위 실행 역량이 하나의 Phase 안에 혼재되어 학습 위계상 모순이 발생한다. 전략 수립은 판단(Cognition) 계층의 산출물인 반면, 로봇 자동화는 실행(Action)-순환(Feedback) 계층이 결합된 산출물이므로, 기술 스택의 계층 구분과 정합되는 최소 확장 단위는 Phase 3(피지컬AI 기초 및 로봇 통합: 실행+순환 계층 학습)과 Phase 4(AX·피지컬AI 실전 적용: 통합 실행)의 2개 Phase이며, 이에 따라 기존 3단계에 정확히 1개 Phase를 추가한 4단계 구조가 도출된다.

교육학적 근거로는, 기존 모델의 역량 갭 분석[1]에서 데이터 역량(갭2.48)과 AX 전략 역량(갭2.47)은 이미 진단되었으나, 로봇 조작 등 물리적 실행 역량에 대한 갭 진단은 이루어지지 않았다는 점을 들 수 있다. 즉 기존

Phase 3의 '적용' 단계는 실질적으로'전략적 판단의 적용'만을 포괄하고 있었으며, 로봇을 통한 물리적 실행이라는 별도의 학습 위계가 실증적으로 누락되어 있었다. Kolb(1984)의 경험학습 이론에 따르면 실습(로봇 조작·시뮬레이션)과 적용(현장 프로젝트)은 서로 다른 학습 사이클을 구성하므로, 이를 하나의 Phase로 통합하기보다 별도 단계로 구분하는 것이 학습 전이에 유리하다. 반면 5단계 이상으로 세분화하지 않은 것은, 인지-판단 계층(Phase 1~2)이 기존 모델에서 이미 검증된 구조이므로 방법론적 연속성을 유지할 필요가 있고, 실행-순환 계층은 Sim-to-Real 전이 과정에서 하나의 학습 사이클로 긴밀히 결합되어 운영되는 것이 일반적이어서 이를 추가로 분리할 경우 오히려 학습 흐름의 단절을 야기할 수 있기 때문이다.

Table 2는 기존 모델과 확장 모델의 차이를 요약한 것이다. 확장 모델은 기존 Phase 1(IoT·AI 기초), Phase 2(제조 데이터 분석)를 유지하되, 기존 Phase 3(AX 실전 적용)을 'Phase 3: 피지컬 AI 기초 및 로봇 통합'과 'Phase 4: AX·피지컬 AI 실전 적용'의 두 단계로 분리·확장한다. 새로운 Phase 3에서는 협동로봇 프로그래밍, VLA 모델을 활용한 작업 지시 실습, 엣지 컴퓨팅 기반 실시간 추론, 디지털 트윈 시뮬레이션을 학습하며, Phase 4에서는 참여 기업의 실제 라인을 대상으로 로봇 자동화 PoC(Proof of Concept)를 수행하고 이를 AX 로드맵과 통합한다.

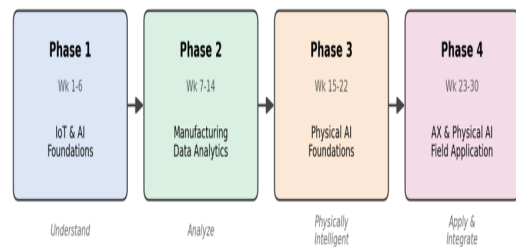
〈Table 1〉 Physical AI Technology Stack Composition

| Layer      | Core Technology                                                                            | Manufacturing Application Example                                             |
|------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------|
| Perception | 3D vision, LiDAR, tactile sensors, IoT sensor fusion                                       | Component position/shape recognition, equipment vibration anomaly detection   |
| Cognition  | VLA (Vision-Language-Action) models, foundation robot policy (e.g., GR00T), edge inference | Task planning from natural-language instructions, defect-type reasoning       |
| Action     | Collaborative robots (cobots), autonomous mobile robots (AMR), industrial humanoids        | Precision screw fastening/insertion, material transport, inter-line logistics |
| Feedback   | Digital twin, simulation (Isaac Sim, Gazebo, MuJoCo)                                       | Virtual verification before field deployment, Sim-to-Real transfer learning   |

〈Table 2〉 Comparison of Existing Model and Extended Model

| Category               | Existing Model (2026, K.-H. Lee)                      | Extended Model (This Study)                                                      |
|------------------------|-------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------|
| Educational Scope      | IoT data collection/analysis, AX strategy formulation | Data analysis + physical execution (robots/automation) included                  |
| Phase Structure        | 3 phases (Understand → Analyze → Apply)               | 4 phases (Understand → Analyze → Physical Intelligence → Integrated Application) |
| Core Technology        | IoT sensors, cloud AI platforms, generative AI        | VLA models, collaborative robots, digital twin, edge computing                   |
| Performance Indicators | Competency diagnostic score, field application rate   | Above + robot utilization rate, defect/safety incident reduction rate            |
| Target Scope           | 23 manufacturing firms in Cheonan (demand survey)     | Cheonan-Asan industrial complexes, incl. new national mobility complex           |

Table 3은 확장된 4단계 교육 모델의 세부 구조를 제시한다. 전체 교육 기간은 30주로, 기존 모델의 24주 대비 로봇 실습과 현장 PoC를 위한 6주(피지컬 AI 기초 단계)가 추가되었다. 학습 위계는 기존의 '이해→분석→적용' 3단계에서 '이해→분석→물리적 지능화→통합·실전 적용'의 4단계로 확장되며, Phase 3의 실습·시뮬레이션 비중(3:7)과 Phase 4의 기업 〈Figure 2〉 Extended 4-Phase Manufacturing AX Education Model현장 비중(2:8)을 통해 후반부로 갈수록 실전 중심 학습이 강화되는 구조를 유지한다. Figure 2는 이러한 4단계 구조와 각 단계의 학습 위계를 도식화한 것이다.



〔Fig. 2〕 Extended 4-Phase Manufacturing AX Education Model

### 3.5 교육 대상 및 인프라 확장

확장 모델의 교육 대상은 기존 모델과 동일하게 생산 관리·품질관리·설비관리 담당자, 직무 전환 희망 재직자, 취업 준비생을 포괄하되, 로봇 테크니션·AX 컨설턴트 등

〈Table 3〉 4-Phase Physical AI Extended Education Model

| Category     | Phase 1 (Wk 1-6)                        | Phase 2 (Wk 7-14)                                        | Phase 3 (Wk 15-22)                                          | Phase 4 (Wk 23-30)                       |
|--------------|-----------------------------------------|----------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------|------------------------------------------|
| Stage        | IoT & AI Foundations                    | Manufacturing Data Analysis                              | Physical AI Foundations                                     | AX & Physical AI Field Application       |
| Key Contents | IoT architecture, sensors, AI/ML basics | Data visualization, predictive models, quality detection | Cobot control, VLA model application, edge AI, digital twin | Field robot automation PoC, AX roadmap   |
| Method       | Lecture+Lab (6:4)                       | Theory+PBL (4:6)                                         | Simulation+Lab (3:7)                                        | Field+Project (2:8)                      |
| Evaluation   | Written test/diagnosis                  | Portfolio                                                | Robot lab assignment                                        | Project presentation/field applicability |

신규 직무 지향 학습자를 추가로 포함한다. 교육 인프라로는 기존의 IoT·AI 실습 랩에 협동로봇 실습 셀(6축 매니퓰레이터, 그리퍼, 비전 카메라)과 NVIDIA Isaac Sim, Gazebo, MuJoCo 등 로봇 시뮬레이션 플랫폼을 추가 구축하여, 고가의 실물 로봇 없이도 시뮬레이션 환경에서 VLA 정책을 학습·검증한 뒤 실물 로봇으로 이전하는 Sim-to-Real 실습 체계를 갖춘다. 아울러 산업안전보건공단의 협동로봇 안전 기준에 기반한 안전교육을 전 과정에 필수로 편성한다.

#### 4. 천안·아산 제조현장 적용 방안

##### 4.1 업종별 피지컬 AI 적용 시나리오

본 연구가 천안·아산 지역을 적용 대상으로 설정한 근거는 다음 세 가지이다. 첫째, 한국산업단지공단(KICOX)의 국가승인통계(승인번호 제399003호) '전국산업단지 현황통계'에 따르면 천안·아산 지역은 다수의 국가산업단지 및 일반산업단지가 밀집되어 있어, 자동차부품·전자전기·기계금속 업종 입주기업 수가 충청권 내에서 높

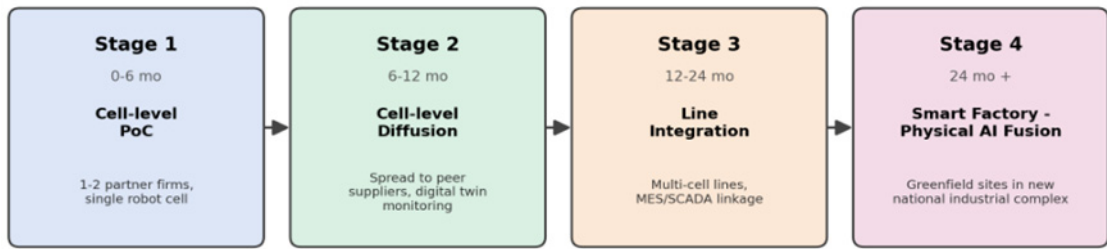
은 비중을 차지한다[19]. 둘째, 선행 수요조사[1]가 이미 천안 지역 제조기업 23개사를 대상으로 수행되어 역량 갭 데이터가 축적되어 있어, 확장 모델의 적용 범위를 인접한 아산 지역까지 확대하는 것이 방법론적 연속성을 가진다. 셋째, 삼성전자·삼성SDI·삼성디스플레이 등 대기업 생산거점과 천안미래모빌리티 국가산업단지 조성이라는 정책적 모멘텀이 결합되어 있어, 피지컬AI 실증에 유리한 산업 생태계 조건을 갖추고 있다. 다만 이 세 가지 근거는 통계·정책 자료에 기반한 것으로, 실제 적용 대상 기업의 규모나 업종 구성에 대한 별도의 현장 수요 조사는 후속 연구에서 보완되어야 한다.

천안·아산 지역 제조업은 자동차부품, 전자·전기(반도체·디스플레이), 이차전자·미래모빌리티, 기계·금속의 4대 업종군으로 구분할 수 있으며, 업종별 공정 특성에 따라 피지컬 AI 적용 포인트가 상이하다. Table 4는 업종별 대표 공정과 적용 포인트, 지역 연계 인프라를 정리한 것이다. 자동차부품 업종은 정밀 조립·나사체결·검사 공정에서 VLA 기반 협동로봇을 통한 정밀 삽입·체결 작업이 유효하며, 국내 사례로 보고된 0.2mm 정밀도의 나사체결 구현이 참고가 될 수 있다. 전자·전기 업종은 삼성

〈Table 4〉 Cheonan-Asan Sector-Specific Physical AI Application Scenarios

| Industry                            | Representative Process                          | Physical AI Application Point                                     | Regional Infrastructure Linkage                               |
|-------------------------------------|-------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------|
| Automotive Parts                    | Precision assembly, screw fastening, inspection | VLA-based cobot precision insertion/fastening                     | Cheonan No.2 / No.6 General Industrial Complex                |
| Electronics (Semiconductor/Display) | Material transport, appearance inspection       | Vision+edge-AI real-time defect detection, AMR transport          | Supplier cluster behind Samsung Electronics/Display plants    |
| Battery / Future Mobility           | Cell assembly, electrode process                | Digital-twin process simulation before robot parameter deployment | Cheonan Future Mobility National Industrial Complex (planned) |
| Machinery / Metal                   | Welding, material processing                    | AI-vision weld-seam detection combined with cobot welding         | Asan industrial complexes (Eumbong, Tangjeong area)           |





[Fig. 3] Physical AI Implementation Roadmap for Cheonan-Asan Manufacturing Sites

전자·삼성디스플레이 생산거점의 배후 협력사군을 중심으로 비전-엣지AI 결합 실시간 불량 탐지와 AMR 기반 소재 이송이 우선 적용 대상이다. 이차전자·미래모빌리티 업종은 셀 조립·전극 공정의 위험성과 정밀도를 고려하여, 디지털 트윈 상에서 공정을 충분히 시뮬레이션한 후 로봇 파라미터를 현장에 반영하는 방식이 적합하다. 기계·금속 업종은 용접·소재가공 공정에서 AI 비전 기반 용접 이음부 탐지와 협동로봇 용접의 결합이 유효하다.

#### 4.2 단계별 실증 로드맵

천안·아산 제조현장에 대한 피지컬 AI 적용은 위험이 낮고 검증이 용이한 단위 공정부터 단계적으로 확산하는 것이 바람직하다. 1단계(PoC 실증, 3~6개월)에서는 협약 기업 1~2개사를 대상으로 단일 셀 단위의 로봇 자동화 PoC를 수행하고, 기존 이근호(2026) 모델의 수요조사 방식을 준용하여 대상 공정의 역량 갭과 기술 적합성을 재진단한다[1]. 2단계(셀 단위 확산, 6~12개월)에서는 PoC에서 검증된 로봇 정책을 유사 공정을 보유한 협력사군으로 확산하고, 디지털 트윈 기반 원격 모니터링 체계를 구축한다. 3단계(라인 통합, 12~24개월)에서는 복수의 로봇 셀을 라인 단위로 통합하고, 기존 스마트팩토리 MES-SCADA 시스템과 피지컬 AI 제어 시스템을 연동한다. 4단계(스마트팩토리-피지컬 AI 융합, 24개월 이후)에서는 천안미래모빌리티 국가산업단지 등 신규 조성 산업단지를 대상으로, 설계 단계부터 피지컬 AI 인프라(로봇 셀, 엣지 컴퓨팅, 5G/사설망)를 반영한 그린필드형 스마트팩토리를 실증한다. Figure 3은 이상의 4단계 실증 로드맵을 도식화한 것이다.

#### 4.3 산학협력 기반 실증 체계

실증 체계는 백석대학교 컴퓨터공학부가 운영 주체가 되어, IoT·AI·로봇 분야 전문 강사진과 지역 제조기업 현장 멘토로 구성된 교육팀을 운영하는 기존 모델의 산학

협력 체계[1]를 확장 적용한다. 구체적으로는 첫째, 기존 천안시 제조기업 AX 특화 인력양성 사업과 연계하여 Phase 3~4 교육과정에 협동로봇 실습과 기업 현장 PoC를 결합한다. 둘째, 천안산업단지관리공단 등 지역 산업단지 관리기관과 협력하여 실증 대상 기업을 발굴하고, 로봇 도입에 따른 초기 투자 부담을 완화하기 위해 중소벤처기업부의 스마트공장 구축사업 및 로봇 활용 제조혁신 지원사업과 연계한다. 셋째, 신규 조성 중인 천안 미래모빌리티 국가산업단지 입주 예정 기업을 대상으로 설계 단계부터 피지컬 AI 인프라 건설탕을 제공하여, 국가산업단지가 지역 피지컬 AI 실증의 거점 역할을 하도록 유도한다.

### 5. 모델분석 및 기대효과

#### 5.1 기존 모델 대비 개선점

확장 모델은 기존 모델의 수요 기반 설계 방법론과 3단계 학습 위계를 계승함으로써 이론적 연속성을 확보하는 동시에, 물리적 실행 단계를 명시적으로 포함함으로써 '데이터 기반 판단'에서 '물리적 실행'까지 이어지는 제조 AX의 전체 사슬을 완성한다는 점에서 차별성을 지닌다. 또한 기존 모델이 다루지 않았던 안전·거버넌스 영역을 신설함으로써, 로봇이 실제로 사람·설비와 상호작용하는 현장에서 발생할 수 있는 위험을 사전에 관리할 수 있는 체계를 갖춘다.

#### 5.2 성과 지표(KPI) 재설계

Table 5는 기존 모델의 KPI에 물리적 실행과 관련된 지표를 추가하여 재설계한 결과를 보여준다. 학습 성과 영역에는 기존 AI 역량 진단 점수에 더해 로봇 조작·VLA 활용 역량 진단이 신설되며, 현장 적용 영역에는 기존 현장 적용률에 더해 로봇 PoC 가동률과 불량률 감소율이

〈Table 5〉 Extended KPIs Compared to the Existing Model

| Domain                      | Existing Model KPI                                    | Extended Model Added KPI                                              |
|-----------------------------|-------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------|
| Learning Outcome            | AI competency diagnostic score up 30% or more         | New: robot operation / VLA utilization competency diagnosis           |
| Field Application           | Field application rate 60% or higher (after 3 months) | Robot PoC utilization rate 70%+, defect rate reduction 15%+           |
| Safety & Governance         | (Not applicable)                                      | Zero cobot safety incidents, accountability guideline established     |
| Employment / Job Transition | Employment/job-transition success rate 70% or higher  | Added placement rate into new roles (robot technician, AX consultant) |

추가된다. 특히 기존 모델에는 없었던 안전·거버넌스 영역을 신설하여 협동로봇 관련 안전사고 발생 여부와 책임소재 가이드라인 수립 여부를 정성적으로 점검한다. 다만 Table 5의 확장 KPI 수치는 실제 운영 데이터에서 도출된 것이 아니라, 선행 문헌에 보고된 벤치마크를 참조하여 설정한 잠정적 목표치임을 밝혀둔다. 로봇 PoC 가동률 70% 이상이라는 목표치는 TCS의 제조업 피지컬 AI 준비도 조사에서 나타난 '실험 단계 머무름' 기업 비중 68%[15]를 상회하는 수준을 지향한 것이며, 불량률 15% 이상 감소는 WEF·BCG 백서에 보고된 조기 도입 기업들의 생산성·품질 개선 사례[7]를 참고하였다. 안전사고 0건이라는 기준은 협동로봇 국제 안전표준인 ISO/TS 15066[18]이 요구하는 '허용 가능한 접촉 이상의 부상 불허' 원칙을 KPI 형태로 환산한 것이다. 따라서 이들 수치는 확정된 성과 기준이 아니라, 4.2절에서 제시한 1단계 PoC 실증을 통해 검증·조정되어야 할 가설적 목표치이며, 이 점은 본 연구의 방법론적 한계로서 7장에서 다시 논의한다.

## 6. 정책적 제언 및 산학협력 방안

첫째, 지방자치단체 차원에서 협동로봇·자동화 설비 도입에 대한 초기 투자 부담을 완화하는 매칭펀드형 지원사업을 신설할 필요가 있다. 특히 중소·중견기업이 다수인 천안·아산 지역의 특성상, 정부의 제4차 지능형로봇 기본계획이 목표로 하는 핵심부품 자립화와 로봇 보급 확대 정책[8]과 연계한 지역 맞춤형 지원이 요구된다. 둘째, 대학과 지역 산업단지관리공단, 테크노파크가 협력하는 상설 실증 거점(Living Lab)을 마련하여, PoC 성과가 개별 기업에 머무르지 않고 유사 업종 협력사군으로 확산될 수 있는 지식 공유 체계를 구축해야 한다. 셋

째, 피지컬 AI 도입에 따른 안전사고와 책임소재에 대한 표준 가이드라인을 산업안전 당국과 공동으로 마련하여, 현장의 안전 우려로 인한 도입 지연을 최소화해야 한다. 넷째, 천안미래모빌리티 국가산업단지와 같은 신규 국가산단 조성 시 설계 단계부터 피지컬 AI 인프라(엣지 컴퓨팅, 사설 5G망, 로봇 안전구역)를 반영하는 것을 정책적으로 유도하여, 후발주자가 아닌 선도 실증지로서의 지역 경쟁력을 확보할 필요가 있다.

## 7. 결론

본 연구는 IoT 환경에서의 제조 AX 교육 모델[1]이 데이터 분석과 전략 수립에 머물러 물리적 실행 역량을 포함하지 못한다는 한계를 확인하고, 이를 피지컬 AI 요소로 확장한 4단계(Phase 1~4) 교육 모델을 제안하였다. 확장 모델은 인지·판단·실행·순환의 4계층 기술 스택을 기반으로 하며, VLA 모델과 협동로봇, 디지털 트윈을 새로운 핵심 기술 요소로 통합하였다. 또한 삼성전자·삼성SDI·삼성디스플레이 등 대기업 생산거점과 자동차 부품·전자전자·기계금속 분야 중소·중견기업이 집적되고, 천안미래모빌리티 국가산업단지가 추진 중인 천안·아산 지역을 대상으로 업종별 적용 시나리오와 PoC·확산·통합·융합의 4단계 실증 로드맵을 구체적으로 제시하였다.

본 연구의 한계로는, 제안된 확장 모델이 아직 시범 운영 이전 단계로서 로봇 자동화 PoC의 실증 데이터를 확보하지 못하였다는 점, 그리고 피지컬 AI 도입 비용과 관련된 경제성 분석이 포함되지 않았다는 점을 들 수 있다. 향후 연구에서는 천안·아산 지역 협약 기업을 대상으로 실제 PoC를 수행하여 로봇 가동률·불량률 개선 효과를 실증적으로 검증하고, 도입 비용 대비 효과(ROI) 분석을 통해 중소·중견기업의 의사결정을 지원하는 방향으



로 연구를 발전시킬 계획이다. 아울러 본 연구의 수요-기술 연계 방법론은 제조 분야뿐 아니라 물류·의료 등 피지컬 AI가 확산되고 있는 타 산업 분야의 교육 모델 개발에도 시사점을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

## REFERENCES

- [1] K.H.Lee, "A Study on an Education Model for Manufacturing AX in the Internet of Things Environment," Journal of Internet of Things and Convergence, Vol.12, No.3, pp.187-194, 2026.
- [2] World Economic Forum and Boston Consulting Group, "Physical AI: Powering the New Age of Industrial Operations," World Economic Forum White Paper, Geneva, 2025.
- [3] "National Assembly Futures Institute, 'Manufacturing Innovation Strategies in the Age of Physical AI,' Research Report No. 25-13, National Assembly Futures Institute, Seoul, 2025."
- [4] International Federation of Robotics (IFR), "World Robotics 2024," IFR, Frankfurt, 2024.
- [5] Y. Liu, W. Chen, Y. Bai, X. Liang, G. Li, W. Gao, and L. Lin, "Aligning Cyber Space with Physical World: A Comprehensive Survey on Embodied AI," arXiv preprint arXiv:2407.06886, 2024.
- [6] Z. Xu, K. Wu, J. Wen, J. Li, N. Liu, Z. Che, and J. Tang, "A Survey on Robotics with Foundation Models: Toward Embodied AI," arXiv preprint arXiv:2402.02385, 2024.
- [7] W. Guan, Q. Hu, A. Li, and J. Cheng, "Efficient Vision-Language-Action Models for Embodied Manipulation: A Systematic Survey," arXiv preprint arXiv:2510.17111, 2025.
- [8] Y.Ma,Z.Song, Y.Zhuang, J.Hao, and I.King, "A Survey on Vision-Language-Action Models for Embodied AI," arXiv preprint arXiv:2405.14093, 2024.
- [9] NVIDIA, "GR00T N1: An Open Foundation Model for Generalist Humanoid Robots," arXiv preprint arXiv:2503.14734, 2025.
- [10] J. Lee, B. Bagheri, and H. A. Kao, "A Cyber-Physical Systems Architecture for Industry 4.0-Based Manufacturing Systems," Manufacturing Letters, Vol.3, pp.18-23, 2015.
- [11] T. Zheng, M. Ardolino, A. Bacchetti, and M. Perona, "The Applications of Industry 4.0 Technologies in Manufacturing Context: A Systematic Literature Review," International Journal of Production Research, Vol.59, No.6, pp.1922-1954, 2021.
- [12] J.H.Hwang and J.W.Woo, "Development of a Testbed for Safety Validation in Human-Robot Collaborative Processes," Journal of Korea Robotics Society, Vol.20, No.3, pp.408-414, 2025.
- [13] Deloitte, "2026 Manufacturing Industry Outlook," Deloitte Insights, 2026.
- [14] World Economic Forum, "What is Physical AI -- and How is it Changing Manufacturing?," weforum.org, 2025.
- [15] Tata Consultancy Services (TCS), "Future-Ready Manufacturing: TCS Physical AI Readiness Report," TCS in partnership with Google Cloud, 2026.

### 이 근 호(Keun Ho Lee)

[종신회원]



- 2006년 8월 : 고려대학교 컴퓨터학과(이학박사)
- 2006년 9월 ~ 2010년 2월 : 삼성전자 DMC연구소 책임연구원
- 2010년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 교수

### <관심분야>

AX, AI보안, 침해사고대응, 융합보안, 개인정보보호, 블록체인, 산업보안, 취약점분석, 모의해킹 등