



AI DX FOMs Cycle 기반 제조 AX 구현 프레임워크 연구

김범태^a, 김상락^b, 김재하^c, 김수영^{a,*}

Development of AI-DX FOMs Cycle Framework for Manufacturing AX Implementation

Beom Tae Kim^a, Sang Rak Kim^b, Jae Ha Kim^c, Su Young Kim^{a,*}^a Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University^b Economic&Industry Research Division, Ulsan Research Institute^c Smart Factory Center, Namseoul University

ARTICLE INFO

Article history:

Received	23	April	2026
Revised	10	June	2026
Accepted	11	June	2026

Keywords:

Manufacturing AX
AI transformation
Digital transformation (DX)
AI DX FOMs
FOMs cycle framework
Digi-log

ABSTRACT

The manufacturing industry is transitioning from Digital Transformation (DX) to Artificial Intelligence Transformation (AX), requiring frameworks that connect manufacturing data with decision-making, execution, and continuous improvement. However, existing smart manufacturing frameworks primarily emphasize data integration and system architecture, limiting their ability to support operational execution and organizational learning. This study proposes the AI DX Factory Operations Management (FOMs) Cycle, an execution-oriented framework for Manufacturing AX. The framework consists of five pillars: FOM-Assist, FOM-KPI, FOM-AI, FOM-DX, and FOM-PBL, integrating manufacturing data, KPI management, AI-driven analytics, execution, and learning in a closed-loop structure. An FOM Code-based model standardizes 4M (Man, Machine, Material, and Method) data, while Digi-log enables the capture and reuse of tacit shop-floor knowledge. Comparative analysis with existing frameworks and scenario-based applications demonstrates that the proposed framework effectively links data, AI-based decision-making, execution, and learning. The framework provides a practical foundation for Manufacturing AX and contributes to the development of execution-centered smart manufacturing systems.

1. 서론

1.1. 연구의 배경

스마트팩토리와 제조 디지털 전환(DX)은 제조 경쟁력 확보의 핵심 전략이지만, 생산 현장에서 축적되는 다양한 데이터가 실제 의사결정과 효과적으로 연결되지 못하는 한계가 존재한다^{1, 2)}. 기존 연구는 데이터 수집, KPI 기반 분석, AI 예측, 디지털 트윈 등

개별 기술 중심으로 발전했으나, 제조 현장의 복합적 문제를 통합적으로 해결하는 데에는 한계를 보인다^{3, 4)}.

특히 데이터-지표-분석-실행-학습 간 단절로 인해 데이터 활용과 의사결정, 실행, 학습이 유기적으로 연결되지 않는 구조적 문제가 지속된다. 이는 단순한 기술 부족이 아니라 제조 운영관리 요소 간 연결 구조의 부재에서 기인한다. 또한 산업공학에서 강조하는 문제정의는 데이터 기반 의사결정의 출발점임에도 불구하고, 실제

* Corresponding author. Tel.: +82-41-540-9930

E-mail address: df2030@hoseo.edu (Su Young Kim).

Table 1 Technical Comparison between DX and AX

Category	DX (Digital Transformation)	AX (AI Transformation)
Key focus	Data collection, storage, and flow improvement	Data-driven judgment, reasoning, and generation
Role of humans	Humans make decisions by analyzing data	Humans approve AI suggestions or establish advanced strategies
Industrial stage	Foundation for intelligence	Execution that maximizes data value
Success factors	Data integrity and connectivity (IT/OT integration)	High-quality training data and optimized algorithmic models

현장에서는 경험 중심으로 처리되어 데이터 활용과의 연계가 부족하다^[5].

스마트팩토리는 ICT 기반으로 발전해 왔으나 여전히 모니터링 중심 운영에 머물러 있으며, 4M 데이터 통합 부족과 지능형 의사결정 체계의 미흡이라는 한계를 가진다. 이에 따라 제조 산업은 DX를 넘어 데이터 기반 판단·추론·최적화를 지원하는 제조 AX¹⁾(AI transformation)로의 전환이 요구된다. DX가 데이터 인프라 구축 중심이라면, AX는 데이터 활용을 통한 가치 창출과 실행 중심 단계로 정의된다.

이에 DX와 AX의 기술적 차이는 Table 1과 같이 정리할 수 있다.

DX와 AX는 핵심 초점, 인간의 역할, 산업 단계, 성공 요인 측면에서 차이를 보인다. DX는 제조 데이터의 수집·통합 단계로 정의하며, AX는 AI 기반 판단·추론·최적화를 통해 실행 가능한 의사결정을 지원하는 운영 단계로 정의한다. AI DX FOMs Cycle은 DX와 AX를 연결하는 실행 중심의 운영 프레임워크이다. 또한 기존 스마트제조 운영관리 체계는 데이터-지표-분석-실행-학습 간 단절과 페루프 구조의 부재라는 한계를 가지며, RAMI 4.0와 IIRA와 같은 기존 프레임워크 역시 데이터 통합과 구조 설계에는 기여했으나 실행 및 학습을 포함하는 운영 메커니즘은 충분히 반영하지 못한다^[6, 7].

이에 본 연구는 산업공학의 문제정의를 기반으로 데이터 수집(assist), KPI, AI 분석, 실행(DX), 학습(PBL)을 통합한 AI DX FOMs Cycle 프레임워크를 제안한다. 본 프레임워크는 데이터-AI-실행-학습을 연결하는 페루프 구조를 통해 제조 운영 전 과정을 통합하고, 데이터 기반 자율 실행이 가능한 제조 AX 구현을 목표로 한다. 특히 4M 데이터와 작업자 경험을 통합한 데이터 구조 설계, 5-Pillar 순환 체계 구축, 그리고 의사결정 리드타임 단축 및 생산성·품질 개선을 주요 목표로 한다.

1) AX는 기존 학술 분야에서 통일된 정의가 존재하지 않는 개념으로 제조환경에서 AI를 활용하여 데이터 기반 판단, 예측, 최적화, 실행이 가능한 운영체제로 전환하는 과정으로 Manufacturing AX로 정의한다.

그러나 기존 스마트제조 운영관리 체계 및 RAMI 4.0, IIRA와 같은 프레임워크는 데이터 통합과 구조 설계에는 기여했으나, 의사결정-실행-학습을 연결하는 페루프 기반 운영 메커니즘은 충분히 반영하지 못한다.

1.2 연구 목적

제조 현장의 문제는 데이터-지표-분석-실행-학습 간 단절에서 비롯되는 구조적 한계에 기인한다. 기존 DX 기반 시스템은 데이터 수집과 통합 측면에서는 성과를 보였으나, 이를 실행 및 지속적 개선으로 연결하는 데에는 한계를 드러내고 있다. 또한 AI 도입에도 불구하고 분석 결과가 현장 의사결정과 실행으로 이어지지 못함에 따라 제조 AX(AI transformation)의 실질적 구현 역시 제한적인 수준에 머물고 있다.

이에 본 연구는 제조 중소기업을 대상으로, 데이터 활용을 분석 중심 수준에서 나아가 현장 실행과 지속적 개선으로 연결할 수 있는 AI DX FOMs Cycle 프레임워크를 제안하는 것을 목적으로 한다. 제안된 프레임워크는 Assist-KPI-AI-DX-PBL로 구성된 5-Pillar 기반의 closed-loop 구조를 통해 제조 운영관리 전 과정을 통합하고, 자율 실행이 가능한 제조 AX 구현을 지향한다.

특히 본 연구는 FOMs 철학에 기반하여 제조현장의 문제를 구조적으로 정의하고, 이를 4M(Man, Machine, Material, Method) 데이터와 KPI로 연계하며, AI 기반 분석 결과가 실제 의사결정과 실행으로 이어지고 다시 학습 자산으로 축적되는 선순환 운영체계를 설계한다.

이를 위해 ① 4M 데이터와 작업자 경험을 통합한 데이터 구조 설계, ② 데이터-KPI-AI-실행-학습으로 이어지는 5-Pillar 순환체계 구축, ③ 의사결정 리드타임 단축 및 생산성·품질 개선 효과 분석을 주요 연구 내용으로 설정하였다.

1.3 연구 범위 및 방법

(1) 연구 범위

본 연구는 국내 제조 중소기업을 대상으로 실행 중심 제조 AX 프레임워크 설계에 초점을 둔다. ERP, MES 등 시스템을 도입했으나 데이터 활용과 의사결정 연계가 미흡한 기업을 주요 대상으로 한다.

연구 범위는 4M 기반 통합 데이터 구조 설계와 Fig. 1, Table 2와 같이 FOM code(생산성(1000), 비가동(2000), 불량(3000), 부적합(4000))를 활용한 공정 분석 체계 구축을 포함하며, 데이터 수집-성과관리-AI-실행-학습의 페루프 통합 구조를 중심으로 한다. 다만 실증 분석은 제외하고 개념 설계 및 적용 가능성 검토에 한정한다.

또한 DX는 제조 데이터의 수집·통합 단계로 정의하며, AX는

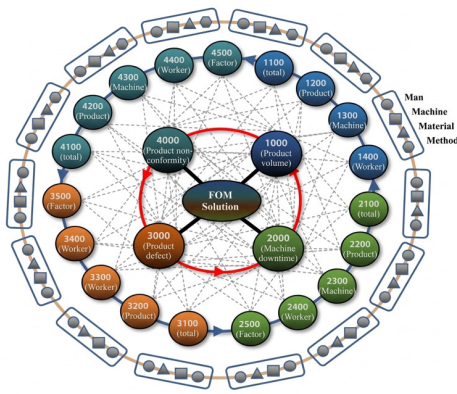


Fig. 1 FOM structure and analysis components

Table 2 Management status by FOM code

No.	FOM Code		Function	Feature
1	Productivity (1000)	Total production performance (1100)	Data acquisition	Real time securing data reliability on-site focused
		Product production performance (1200)		
		Equipment production performance (1300)		
		Worker production performance (1400)		
2	Downtime (2000)	Total downtime status (2100)	Data processing & Integration	Data integrity real-time connectivity core of data governance
		Product downtime status (2200)		
		Equipment downtime status (2300)		
		Worker downtime status (2400)		
3	Defects (3000)	Total defect status (3100)	Analytics & Optimization	AI-driven decision making KPI-driven analysis core areas of AX
		Product defect status (3200)		
		Equipment defect status (3300)		
		Worker defect status (3400)		
		Factor-based defect status (3500)		
4	Non-conformity (4000)	Total non-conformity status (4100)	Execution & Feedback	Execution-oriented closed-loop structure on-site implementation and performance improvement
		Product non-conformity status (4200)		
		Equipment non-conformity status (4300)		
		Worker non-conformity status (4400)		
		Factor-based non-conformity status (4500)		

Table 3 Patent status based on FOMs

NO.	Patent/ Application No.	Title of invention
1.	1020100087109	Method for constructing a new factory using digital factory
2	1020100101492	Method for establishing optimal production scenarios in a digital factory
3	1020110079020	Optimal production planning and result verification system for digital factory reflecting real-time factory conditions
4	1020130113609	Production capacity management system for digital factory reflecting real-time factory conditions
5	1020210052334	Smart factory FOMs package and method for smart manufacturing innovation
6	1020210185496	Organic 4M big data integration, multidimensional analysis, and decision-making process/method utilizing smart manufacturing FOM system

AI 기반 판단·추론·최적화를 통해 실행 가능한 의사결정을 지원하는 운영 단계로 정의한다. AI DX FOMs Cycle은 DX와 AX를 연결하는 실행 중심의 운영 프레임워크이다.

(2) 연구 방법

본 연구는 문헌 고찰 및 기존 프레임워크(RAMI 4.0, IIRA) 비교 분석, 제조 데이터 흐름 기반 구조적 분석, 산업공학 문제정의 기반 프레임워크 설계, Table 3의 특허를 분석하여 핵심 기술 요소 도출, 사례 기반 시나리오 분석을 통한 적용 가능성 검토하는 방법론을 적용하고, 특허는 4M 데이터 표준화(FOM code), AI 기반 의사결정, 디지털 트윈, PBL 교육이 통합된 플랫폼 구조를 제시하지만, 본 연구는 이를 이론적으로 확장하는 데 중점을 둔다.

(3) 기대 효과

FOMs cycle 적용 시 생산성 15~25% 향상, 불량률 20~30% 감소 리드타임 10~20% 단축, 설비 가동률(OEE) 10~15% 향상과 같은 효과가 예측 기대된다.

이는 기존 스마트팩토리 사례 연구와 유사한 수준으로 프레임워크의 실효성을 뒷받침한다^[10].

1.4 연구 배경

(1) 산업공학 기반 문제 정의

산업공학은 제조 시스템의 자원 흐름과 운영 구조를 분석하여 최적의 의사결정을 도출하는 학문으로, 비가동, 품질, 생산성 문제를 구조적으로 해결하는 데 핵심적인 역할을 수행한다. 이 과정에서 문제정의(problem definition)는 데이터 분석과 최적화 방향을

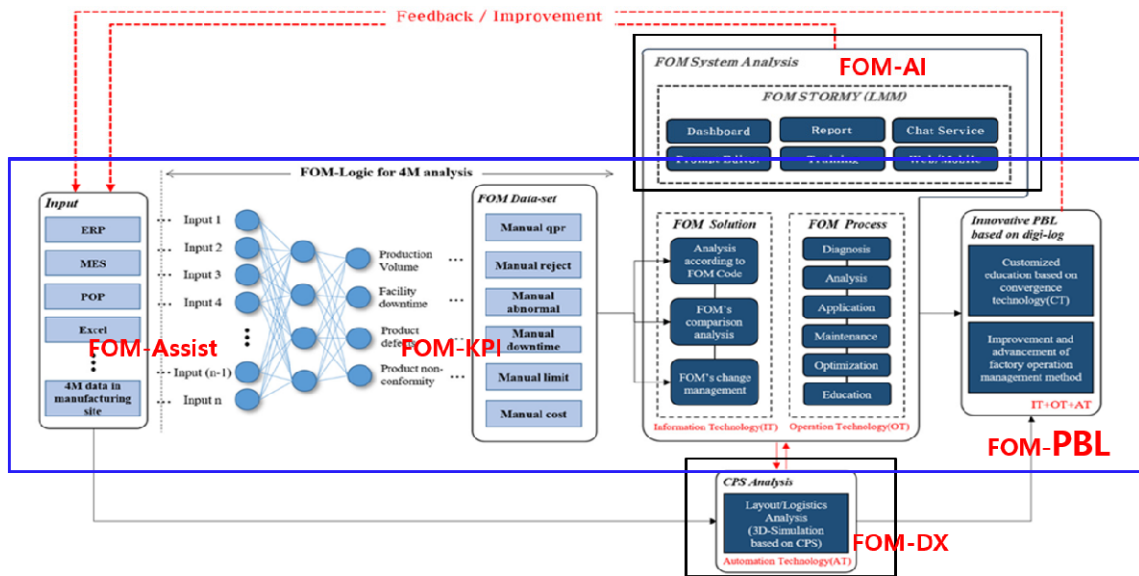


Fig. 2 FOMs structure

결정하는 출발점으로 작용한다. 그러나 실제 제조 현장에서는 문제정의가 경험에 의존하거나 데이터와 분리된 형태로 활용되는 한계가 존재한다.

한편, 기존 스마트팩토리 논의는 데이터 수집, 설비 연결, 시각화, 예측분석 등 기술 요소의 고도화에 주로 초점을 맞추어 왔다. 그러나 제조현장의 실질적인 경쟁력은 기술의 보유 여부 자체가 아니라, 어떤 문제를 정의하고, 어떠한 기준으로 우선순위를 설정하며, 이를 어떻게 실행하고 학습으로 연결하는가에 의해 결정된다.

이러한 관점에서 FOMs는 단순한 시스템이나 기술적 프레임워크를 넘어, 제조 운영을 문제정의-분석-실행-학습의 순환 구조로 재구성하는 현장 중심의 운영철학으로 이해될 필요가 있다.

(2) 스마트팩토리 및 제조 AX 개념

스마트팩토리는 ICT 기반으로 생산 요소를 연결하고 데이터를 활용하는 지능형 제조 시스템으로, Industry 4.0과 CPS, IoT 기술을 기반으로 발전해왔다. 그러나 DX 이후에도 많은 기업은 모니터링 중심 운영에 머물러 있으며, 데이터 기반 의사결정과 실행 간 단절이 존재한다.

이에 따라 제조 AX는 데이터 기반 판단·추론·최적화를 분석하는 실행 중심 지능형 운영체제로 정의되며, 본 연구는 이를 확장한 AI DX FOMs 5-Pillars 페루프 구조를 Fig. 2와 같이 제안하며, 이는 제조 운영관리의 데이터-분석-실행-학습 구조를 나타낸다. Assist 단계에서 수집된 데이터는 KPI 및 AI 분석으로 연결되며, 분석 결과는 DX 단계에서 실행되고 PBL 단계에서 조직 학습 자산으로 전환된다.

(3) 스마트제조 운영관리의 한계

기존 운영관리 체계는 데이터 통합 부족, KPI의 사후적 활용,

제한적 AI 적용, 시뮬레이션과 실행의 분리, 교육과 현장 간 단절 등의 문제를 가지며, 이는 데이터-지표-분석-실행-학습 간 단절 구조로 귀결된다.

(4) 기존 프레임워크 분석

RAMI 4.0, IIRA 등은 시스템 구조와 데이터 통합 측면에서 기여했으나, 운영 의사결정, 실행 메커니즘, 페루프 기반 개선 구조는 충분히 반영하지 못하는 한계를 가진다.

(5) 본 연구의 접근 방향

본 연구는 제조 문제의 본질을 구조적 단절로 보고, 산업공학의 문제정의를 기반으로 AI DX FOMs Cycle 프레임워크를 제안한다. 이는 FOMs를 활용한 데이터-분석-실행-학습의 통합과 AI 기반 예측-최적화를 통해 자율 실행 체계를 구현하며, Digi-log 개념을 통해 암묵지를 데이터화한다^[11].

AI FOMs Cycle 데이터 흐름에 있어 FOM-PBL 단계에서 축적된 결과는 Digi-log 형태로 재저장되며 FOM-Assist 단계를 통한 지속적인 Closed-loop 구조를 형성한다.

1.5 스마트팩토리 프레임워크 연구 동향

(1) 프레임워크 개념

스마트팩토리 프레임워크는 제조 시스템의 구조, 데이터 흐름, 운영 체계를 통합적으로 정의하는 참조 모델로, 시스템 표준화와 상호운용성 확보를 지원한다.

(2) 주요 프레임워크

대표적으로 RAMI 4.0은 3차원 구조 기반 아키텍처, IIRA는 산업 IoT 기반 데이터 흐름, SMRM은 제조 기능 중심 모델을 제시한다.

Table 4 Terminology definition and role in this study

Terminology	Definition	Role in this study
DX (digital transformation)	Digital transformation through the collection, connection, and integration of manufacturing data	Establishing data infrastructure
AX (AI transformation)	An execution-oriented operating system through AI-based judgment, reasoning, and optimization	Advancing manufacturing operations
AI DX	An integrated operating system applying AI to a DX-based data environment	A means of implementing AX
FOMs	An operating philosophy and framework for defining, analyzing, executing, and learning from manufacturing problems	The theoretical foundation of the framework
FOM Code	A multidimensional classification system for standardizing manufacturing data	Data structuring
Digi-log	A knowledge asset that structures tacit knowledge from the field into data	Organizational learning asset
PBL	Problem based learning	Learning and dissemination of improvement results

(3) 기존 프레임워크 한계

기존 프레임워크는 데이터 통합과 구조 설계에는 강점이 있으나, 실시간 의사결정, AI-실행 연계, 피드백 학습, 운영 중심 구조 측면에서는 한계를 가진다. 특히 정적 아키텍처 중심으로 동적 운영 및 페루프 개선 구조를 충분히 반영하지 못하는 한계를 가진다.

(4) 제안 프레임워크의 차별성

AI DX FOMs Cycle은 FOM Code 기반 데이터 표준화, KPI-AI 통합 의사결정, Assist-KPI-AI-DX-PBL 페루프 구조, AI 내 재화를 통한 예측·최적화 기능을 특징으로 한다.

(5) 비교 분석 결과

종합적으로 기존 프레임워크는 Table 5와 같이 데이터 통합 및 구조 정의 측면에서는 우수한 성과를 보이지만, 의사결정-실행-학습을 포함하는 운영 중심의 페루프 메커니즘 측면에서는 한계를 가진다.

이에 본 연구는 기존 프레임워크의 한계를 보완하기 위해 실행 중심의 운영 모델을 제시한다.

2. AI DX FOMs Cycle 프레임워크

2.1 AI DX FOMs Cycle 프레임워크의 개요

본 연구에서 제안하는 AI DX FOMs Cycle 프레임워크는 제조

Table 5 Comparative analysis of smart factory implementation models

Category	RAMI 4.0	IIRA	SMRM	Proposed FOMs cycle
Perspective	Architecture	System structure	Functional model	Operational + AI-driven execution
Data handling	Layered	Platform-based	Data flow	Integrated FOM code-based model
Decision support	Limited	Partial	Limited	AI-based decision making
Operation management	Not included	Weak	Weak	Closed-loop management
AI integration	Not explicit	Partial	Limited	Core component
Strengths	Standardization	System integration	Functional clarity	Real-time optimization & execution
Limitations	Static architecture	Lack of operation	Lack of execution	To be validated empirically

운영관리 전 과정을 통합하는 운영 중심 실행 구조(operation-centric execution framework)이다. 기존 스마트팩토리 프레임워크가 데이터 수집 및 시스템 통합 중심의 정적 구조에 머무른 반면, 실제 제조 현장에서는 데이터-지표-분석-실행-학습 간 단절로 인해 의사결정과 성과 창출에 한계가 존재한다.

이에 본 연구는 산업공학의 핵심 개념인 문제정의(problem definition)를 출발점으로 설정하여, 문제의 구조적 원인을 명확히 규정하고 이를 데이터 기반 운영관리 전 과정과 유기적으로 연결하는 통합 구조를 설계하였다.

프레임워크의 설계 원칙은 데이터-지표-AI-실행-학습의 통합, 4M(Man, Machine, Material, Method) 기반 데이터 표준화, KPI 기반 정량적 의사결정, AI 기반 예측 및 최적화의 내재화, 실행과 학습이 순환하는 구조의 확립이다.

이를 통해 Assist → KPI → AI → DX → PBL로 구성된 closed-loop cycle을 형성하며, 분석-실행-학습이 연계된 지속적 개선 체계를 구현한다. Fig. 3은 이러한 개념을 반영한 AI DX FOMs Cycle의 전체 구조를 나타낸다.

AI DX FOMs Cycle의 핵심은 기술 모듈의 단순한 병렬적 나열이 아니라, 제조현장의 실행 흐름에 기반한 운영 논리를 확립하는데 있다. 즉, 문제정의 → 데이터 구조화 → 판단 지원 → 실행 → 학습으로 이어지는 일관된 흐름을 통해 현장 중심의 의사결정 체계를 구현한다.

이는 FOMs가 데이터 중심 시스템이면서 동시에 실행 중심의

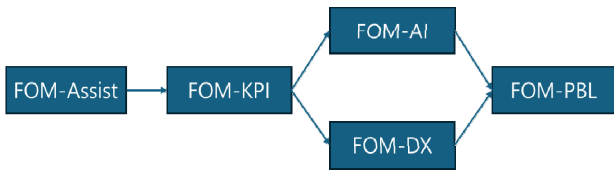


Fig. 3 AI-DX FOMs cycle concept framework

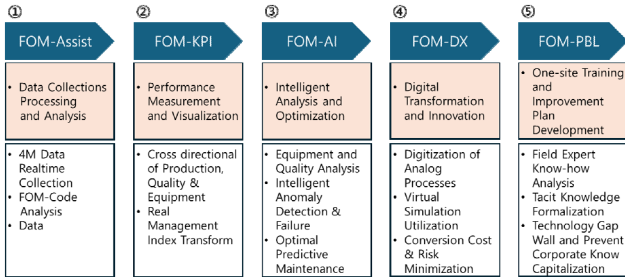


Fig. 4 AI DX FOMs framework

운영철학을 의미한다. 따라서 AI는 단순한 분석 도구가 아니라 현장 관리자와 작업자의 판단을 증강하는 수단으로 가능하며, DX는 단순한 데이터 연결을 넘어 실행의 일관성과 재현성을 확보하는 기반으로 작동한다.

2.2 AI DX FOMs Cycle 프레임워크의 구성 (5-Pillars)

AI DX FOMs Cycle은 제조 AX 구현을 위해 다음의 5개 핵심 모듈로 구성되며, Fig. 4와 같이 5단계로 구성된다.

① FOM-Assist는 이종 시스템(ERP, MES 등)에서 데이터를 수집·정제하고, 4M 기반 데이터를 FOM Code로 표준화한다. 또한 암묵지를 데이터로 구조화하는 기반을 제공한다. ② FOM-KPI는 생산성, 품질, OEE 등 핵심 지표를 정의하고 실시간 모니터링 체계를 구축하여 데이터 기반 의사결정을 지원한다. ③ FOM-AI는 예측·진단·최적화를 구현하는 핵심 분석 모듈로, 이상 탐지 (anomaly detection), 품질 예측, 시계열 예측, 공정 최적화 등을 통해 Prediction → Diagnosis → Optimization 단계의 의사결정을 구현한다. ④ FOM-DX는 AI 분석 결과를 기반으로 공정 및 운영 프로세스를 재설계하고, 디지털 트윈 및 시뮬레이션을 통해 개선안을 검증·적용한다. ⑤ FOM-PBL은 프레임워크의 마지막 단계로, 개선 결과를 조직 지식으로 축적하고 교육을 통해 개선하는 체계를 구축한다.

이러한 5-Pillars 구조는 단방향이 아닌 순환형 구조로 설계되어, 전체 공정 최적화(global optimization)를 지향한다.

그리고, ①과 ②단계에 있어 Fig. 5와 같이 ① FOM-Assist단계는 ㉔ 현상파악, ㉕ 레거시데이터 수집 및 정제, ㉖ Data 분석, ㉗ Data 구조화를 다루고 있으며, ② FOM-KPI단계는 ㉘ Data KPI 설계, ㉙ Data 기반 성과 관리 체계를 구축하는 등 실제 기업에게 적용하고 있다.

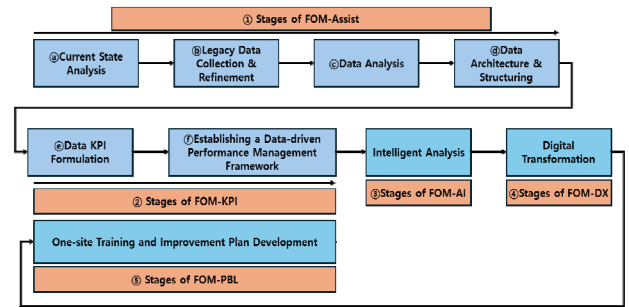


Fig. 5 Manufacturing enterprise application flow framework

Table 6 Integrated data flow structure of the AI DX FOMs cycle

Module	Input	Process	Output
FOM-Assistant	ERP, MES, Sensor, Digi-log	ETL - Data collection - refinement - standardization	FOM DB - FOM code data
FOM-KPI	FOM DB - FOM code data	KPI calculation and anomaly detection	Dashboard - KPI dashboard
FOM-AI	KPI & FOM Data	ML analysis - Prediction, - Diagnosis - Optimization	Insight - Improvement alternatives
FOM-DX	Insight - AI results	Process improvement and Execution	Action - Optimized operating conditions
FOM-PBL	Result - Execution results	Training, standardization, and re-learning	Digi-Log - Organizational knowledge assets

Fig. 5는 제조기업 적용 절차를 나타낸다. 현상 파악, 데이터 수집, KPI 설계, AI 분석, 공정 개선, 학습 및 표준화의 순환 구조를 통해 지속적 개선이 이루어진다.

Table 6과 같이 FOM-PBL 단계에서 축적된 개선 결과는 Digi-log 형태로 재저장되며 FOM-Assist 단계로 지속적인 Closed-loop 구조를 형성한다.

2.3 AI DX FOMs의 운영 원리: AX Pipeline

본 프레임워크의 핵심은 데이터 흐름의 단절 없는 순환 구조이다.

Assist 단계에서 수집된 데이터는 FOM Code를 통해 KPI 및 AI 분석으로 연결되며, 분석 결과는 DX 단계에서 즉시 실행으로 반영된다. 이후 결과는 PBL 단계에서 학습된다.

또한 재현성을 확보하기 위해 FOM Code 기반 데이터 표준, 5단계 프로세스 구조, KPI 표준 체계를 정의하여 다양한 제조 환경에서도 적용 가능하도록 설계하였다.

Table 7 Comparison between traditional smart factory and AI-DX FOMs

Category	Traditional smart factory	AI DX FOMs
Core objective	Data Collection & Visualization	Data-driven autonomous decision-making
Stage	Informatization	Intelligentization
Characteristics	"Visible" Factory	"Self-thinking" factory
Data	ERP / MES / Equipment data	FOM-Code based data
Connectivity	Low	High
Usability	Inquiry-oriented	Analysis & Prediction-oriented
Operation method	Real-time monitoring	Automatic feedback-based operation
Improvement method	Reactive response	Proactive prediction + Auto-improvement
Structure	Unidirectional	Circular (loop) structure
Decision-making	Manager's experience	AI + Data
Analysis level	Simple statistics	Prediction / Optimization
Response speed	Slow	Real-time
Worker's role	System user	Knowledge generator
Know-how	Low (Tacit Knowledge)	Automation through PBL
Organizational learning	None	Continuous learning structure
Nature	Reference architecture	Execution framework
Focus	System structure	Operational process
Applicability	Theory-centered	Field implementation-centered
Flow	Data → monitoring	Assist→KPI→AI→DX→PBL
Characteristics	Disconnected stages	Organic circulation
Result	Partial optimization	Total (global) optimization

2.4 AI DX FOMs 프레임워크의 차별성

AI DX FOMs는 기존 스마트팩토리 프레임워크와의 비교 결과 Table 7와 같이 몇 가지 핵심적인 차별성을 보인다. 첫째, 정적 아키텍처 중심 구조에서 벗어나 동적 closed-loop 기반의 운영 구조를 지향한다. 둘째, 데이터 중심 접근에서 실행 중심 운영 체계로 전환한다. 셋째, 부분 최적화 수준을 넘어 전사적 관점의 글로벌 최적화(global optimization)를 추구한다. 넷째, 기술 중심 모델에서 사람과 AI가 결합된 협업 구조로 발전하며, 특히 숙련자의 암묵지와 AI를 통합함으로써 중소 제조기업에서도 적용 가능한 실행 중심 제조 AX 모델을 제시한다.

기존 스마트팩토리 프레임워크가 주로 시스템 구조, 데이터 흐름, 기능적 계층에 초점을 두었다면, AI DX FOMs Cycle은 현장

문제 해결의 실행 논리를 중심에 둔다는 점에서 차별성을 가진다. 즉, 단순한 데이터 수집과 분석을 넘어, 문제정의와 KPI 기반 목표 설정, AI 기반 의사결정 지원, 실행 결과를 축적하여 조직의 학습까지를 하나의 페루프 구조로 통합한다.

이는 FOMs 철학이 지향하는 바와 같이, 현장 문제를 실행을 통해 해결하고 그 결과를 다시 학습 자산으로 전환하는 지속적 개선 체계를 구체화한 것으로, 데이터 활용과 실행 간의 단절을 해소하는 실질적 운영모델로서 의미를 가진다.

3. FOM Code 기반 AI DX FOMs Cycle Framework 설계

본 장에서 제안하는 FOM Code 기반 AI DX FOMs Cycle Framework는 단순한 정보시스템 설계안이 아니라, 제조현장의 문제를 데이터와 실행으로 연결하는 FOMs 철학의 구현 구조이다. FOMs 철학의 핵심은 첫째, 현장의 문제를 모호한 경험이 아닌 구조화된 데이터와 지표로 정의하는 것, 둘째, 분석 결과를 보고서 수준에 머무르지 않고 즉시 실행 가능한 대안으로 연결하는 것, 셋째, 실행 결과를 다시 축적하여 조직의 학습과 표준화 자산으로 전환하는 것이다. 따라서 본 프레임워크의 각 모듈은 독립 기능이 아니라 이러한 철학을 실현하기 위한 유기적 실행 체계로 설계된다.

3.1 개요

본 연구에서 제안하는 AI DX FOMs Cycle 프레임워크는 제조 운영관리 전 과정을 통합적으로 연결하기 위한 운영 중심 실행 구조(operation-centric execution framework)로 설계되었다.

기존 스마트팩토리 프레임워크가 데이터 수집 및 시스템 통합 중심의 정적 아키텍처에 초점을 두었다면, 실제 제조 현장에서는 데이터, 지표, 분석, 실행, 학습 간의 단절로 인해 의사결정 및 성과 창출에 한계가 존재한다.

이에 본 연구는 산업공학의 핵심 개념인 문제정의(problem definition)를 출발점으로 설정하여, 데이터 기반 분석 이전 단계에서 문제의 구조적 원인을 명확히 규정하고 이를 운영관리 전 과정과 유기적으로 연결하는 구조를 설계하였다. 이에 본 프레임워크는 다음과 같은 설계 원칙을 기반으로 한다. 첫째, 데이터-지표-AI-실행-학습의 통합 구조, 둘째, 4M 기반 데이터 표준화 및 정합성 확보, 셋째, KPI 기반 정량적 의사결정 체계, 넷째, AI 기반 예측 및 최적화 내재화, 다섯째, 실행 결과 및 조직 학습 강화이다.

3.2 FOM Code 기반 데이터 구조 설계

본 프레임워크의 핵심 요소는 FOM Code 기반 데이터 구조이다. FOM Code는 앞서 제시한 Table 2와 같으며, 제조 데이터를

Table 8 Example of data mapping for machining processes based on FOM code

Process	Data Item	FOM code	Purpose of utilization
CNC machining	Production quantity	1200	Productivity analysis
CNC machining	Equipment downtime	2300	Downtime analysis
CNC machining	Defect quantity	3300	Quality analysis
CNC machining	Operator information	3400	Operator impact analysis
CNC machining	Non-conformance cause	4500	Root cause analysis

코드화하여 체계적으로 분류하며, 각 항목은 설비, 제품, 작업자, 공정 요인 등으로 세분화되어 다차원 분석이 가능하다.

또한, 이 구조는 다음과 같은 효과를 제공한다. 첫째, 데이터 표준화 및 정확성 확보, 둘째, 원인 기반 문제 분석 가능, 셋째, KPI 및 AI 분석 연계 강화, 넷째, 고품질 학습 데이터 확보이다.

Table 8의 예시처럼 특정 설비의 불량 증가 현상이 발생할 경우 생산성(1000), 비가동(2000), 불량(3000), 부적합(4000) 데이터를 통합 분석하여 설비 상태, 작업자 조건, 공정 변수 간 상관관계를 분석할 수 있다.

3.3 Closed-loop 운영 메커니즘

AI DX FOMs Cycle은 데이터 수집(assist), 성과 분석(KPI), AI 기반 의사결정(AI), 실행(DX), 학습 및 개선(PBL)와 같은 순환 구조로 작동하며, 이 과정은 실시간 의사결정 반영, 실행 기반 지속적 개선, 데이터 기반 학습 강화, 자율 운영 시스템 구현이라는 특징을 가진다.

3.4 기존 프레임워크 대비 차별성

본 프레임워크는 Table 4에서 제시한 바와 같이 기존 스마트팩토리 모델과 비교함으로써 구조 중심에서 운영 중심 실행 구조 전환, 단방향 흐름에서 Closed-loop 순환 구조, 데이터 중심에서 AI 기반 의사결정 체계, 기능 분리에서 통합 운영관리 체계이다. 특히 기존 RAMI 4.0, IIRA 등은 구조 정의에는 강점이 있으나, 실행 및 지속적 개선 구조는 제한적으로 차별성을 가진다.

또한 이러한 프레임워크를 적용시에 15~25%의 생산성 향상, 20~30% 불량률 감소, 10~20% 리드타임 단축, 10~15% OEE 향상으로 예측되며, 중소 제조기업 환경에서도 적용 가능하고, 기존 ERP/MES 기반 시스템과의 연계 및 단계적 확장이 가능하다는 점과 같은 효과가 기대된다.

3.5 소결

본 연구에서는 제조 운영관리의 구조적 한계를 해결하기 위해 AI DX FOMs Cycle 프레임워크를 제안하였다.

제안된 프레임워크는 데이터 수집, 성과 분석, AI 기반 의사결정, 실행, 학습을 통합한 Closed-loop 구조를 기반으로 하며, 기존 스마트팩토리 의 한계를 극복하고 제조 AX(AI transformation)를 실질적으로 구현할 수 있는 실행 중심 운영체계를 제공한다.

4. 적용 시나리오 및 실증 분석 구조

4.1 개요

본 장에서는 제안한 AI DX FOMs Cycle 프레임워크의 실효성을 검증하기 위해, 제조 현장에서 발생 가능한 대표적 문제 상황을 기반으로 적용 시나리오를 설계하고, 실증 분석을 위한 구조를 제시한다.

본 연구는 실제 기업 데이터를 활용한 정량적 검증은 후속 연구로 한정하고, 본 장에서는 가상 시나리오 기반 적용 모델(case-based scenario analysis)을 통해 프레임워크의 작동 메커니즘과 기대 효과를 분석한다.

적용 대상은 중소 제조기업(SMEs), ERP 및 MES 시스템 일부 도입 상태, 설비 및 공정 데이터는 존재하나 통합 미흡, 품질 및 생산성 문제의 반복 발생 등의 특성을 가진 제조 환경으로 설정한다.

4.2 적용 대상 공정 및 문제 정의

(1) 대상 공정 개요

적용 시나리오는 전주스마트산단에 입주한 입주기업을 대상으로 하며, 이중 L사 등 7개사를 대상으로 가공 공정(machining), 조립 공정(assembly), 검사 공정(inspection)이 주요 공정으로 각 공정에서 설비 데이터, 작업자 정보, 품질 데이터가 발생하며, 이는 4M(Man, Machine, Material, Method) 구조로 구성된다.

(2) 문제 상황 정의(problem definition)

산업공학 기반 문제정의 관점에서 특정 공정에서 불량률 지속 증가, 설비 비가동 시간 증가, 생산 계획 대비 실적 편차 발생하는 등의 주요 문제가 발생하는 상황을 가정한다.

기존 시스템에서는 데이터는 존재하나 통합 분석 불가, KPI는 존재하나 원인 분석 미흡, AI 분석 결과가 실행으로 미반영 등 편차가 발생하는 등의 한계가 존재한다.

이에 따라 문제는 “다양한 공정 및 설비에서 발생하는 데이터가 존재함에도 불구하고, 불량 발생 원인을 실시간으로 규명하고 이를 공정 개선으로 연결하지 못하는 구조적 문제”로 정의되고 있다.

4.3 AI DX FOMs Cycle 적용 시나리오

제안 프레임워크를 실제 운영에 적용하는 과정을 단계별로 설명한다.

(1) Assist 단계는 데이터 통합 및 구조화

설비 센서 데이터, MES 생산 데이터, 품질 검사 데이터를 통합 FOM Code 기반으로 데이터 구조화하는 것이다. 즉, 3000번대 인 불량 데이터, 2000번대인 비가동 데이터등을 구조화하고, 작업자 경험 데이터(Digi-log)를 수집하여, 데이터 단절 문제를 해결하고, 분석 가능한 통합데이터를 수립하는 것이다.

(2) KPI 단계로써, 성과 분석 및 이상 탐지이다. 이는 공정별 불량률 KPI 산출, 설비별 가동률(OEE) 분석, 목표 대비 편차를 분석하는 등 구조를 설계하는 것으로써 문제 발생 공정 및 설비 식별하고, 이상 패턴 탐지하는 결과를 산출할수 있다.

(3) AI 단계로써 수집된 FOM Code 기반 데이터는 전처리 과정을 통해 AI 알고리즘의 입력 변수로 전환된다. 구체적으로 1000~4000번대의 다차원 코드는 단위 통일을 위한 Min-Max 정규화를 거치며, 4M 요소 간의 결합을 통해 특징 추출(feature engineering) 하는 등 개념 구조를 제시한다. 특히 실시간 데이터의 시계열 속성과 Digi-log 기반의 비정형 원인 데이터를 수치 벡터로 변환함으로써, AI 모델이 공정 이상 및 품질을 정밀하게 예측·진단할 수 있는 최적의 학습 데이터셋을 구성하게 된다. 또한, 원인 분석 및 예측하며 불량 발생 원인 분석(root cause analysis), 시계열 기반 품질 예측 모델 적용, 설비 상태와 불량 간 상관관계 분석한다. 이로써, 온도, 공정속도, 작업자 조건 등 주요 원인 변수 도출하고, 향후 불량 발생 확률을 예측한다.

(4) DX 단계는 실행 및 공정 최적화하는 단계로서, 공정 조건 자동 조정, 설비 운영 파라미터 최적화, 작업 지시 자동 반영하여 불량 발생 원인 제거, 공정 안정성 향상하는 결과를 도출한다.

(5) PBL 단계는 학습 및 지속적 개선하여 개선 결과 데이터 축적 작업자 교육 및 표준 작업 업데이트, AI 모델 재학습으로 지속적 성능 개선, 조직 학습 체계 구축하는 결과를 도출한다.

4.4 실증 분석 구조 설계

본 연구는 향후 실증 연구를 위한 분석 구조를 다음과 같이 설계한다.

(1) 분석 프레임워크로 독립 변수는 AI DX FOMs Cycle 적용 여부종속 변수는 생산성, 불량률, 리드타임, OEE, 매개 변수: 데이터 통합 수준, AI 활용 수준을 설계한다.

(2) 데이터는 생산 데이터(production data), 설비 데이터(equipment data), 품질 데이터(quality data), 작업자 데이터(operator data)를 통하여 FOM Code 기반 통합 데이터셋을 구성한다.

Table 9 Performance metrics

Metric	Definition
Productivity	Output per unit time
Defect rate	Ratio of defective items to total production
Lead time	Time required from order to completion
OEE	Overall equipment effectiveness

(3) 분석 방법은 Before-After 비교 분석, 시계열 데이터 분석, 회귀 분석(Regression analysis), AI 예측 모델 성능 평가의 방법을 적용하며 실증 분석에 대한 성과지표는 Table 9과 같다.

4.5 기대효과

전주스마트산업단지 입주기업 중 7개사에 AI DX FOMs Cycle 적용시 기대효과는 Table 10과 같은 수치로 실제 실험 결과가 아니라 기존 스마트팩토리 구축 사례와 Industry 4.0 관련 선행연구에서 보고된 개선 범위를 참고하여 설정한 시나리오 기반 기대값이다. 따라서 해당 수치는 개념적 프레임워크의 잠재 효과를 설명하기 위한 참고 지표로 해석되어야 하며 향후 실증 연구를 통해 검증이 필요하다.

특히 제안된 프레임워크는 제시된 페루프 구조를 통해 기존 스마트팩토리의 운영상 한계를 보완할 수 있음을 확인하였다. 그러나 생산성 향상, 불량률 감소, OEE 개선과 같은 정량적 성과는 실제 기업 적용을 통한 후속 실증 연구를 통해 검증되어야 하며, 본 연구에서는 잠재적 개선 가능성을 제시하는 수준으로 해석되어야 한다.

또한, 기존 스마트팩토리 대비 AI DX FOMs Cycle 효과 비교는 앞서 제시한 Table 7과 같은 결과로 나타난다.

4.6 소결

본 연구에서는 AI DX FOMs Cycle 프레임워크의 적용 가능성을 검증하기 위해 제조 공정 기반의 시나리오를 설계하고, 이에 따른 실증 분석 구조를 제시하였다.

시나리오 기반 분석 결과, 제안된 프레임워크는 데이터 수집부터 분석, 실행, 학습에 이르는 전 과정을 통합함으로써 기존 스마트팩토리의 단편적 운영 구조와 단절 문제를 완화할 수 있는 가능성을 확인하였다. 특히 생산성, 품질, 리드타임 및 설비효율과 같은 핵심 제조성과지표(KPI)를 개선할 수 있는 잠재적 운영 메커니즘을 제공하며, 지속적인 개선이 가능한 자율 운영 체계의 적용 가능성을 입증하였다.

또한, 본 연구에서 제시한 실증 분석 구조는 향후 실제 제조 데이터를 활용한 정량적 검증 연구로 확장 가능하며, 궁극적으로 제조 AX(AI transformation) 구현을 위한 실증적 기반을 제공한다.

Table 10 Expected effects

Quantitative effects		Qualitative effects
Productivity	15 ~ 25% potential for improvement	Establishment of data-driven decision-making system
Defect rate	20 ~ 30% potential for improvement	Enhancement of on-site execution capability
Lead time	10 ~ 20% potential for improvement	Organizational learning and knowledge accumulation
OEE	10 ~ 15% potential for improvement	Establishment of AI-based autonomous operation system

4.7 연구 결과 및 타당성 논의

본 연구는 제조 AX 구현을 위한 AI DX FOMs Cycle 프레임워크를 제안하고, 기존 스마트팩토리 프레임워크와의 비교분석 및 제조현장 시나리오 적용을 통해 그 타당성을 검토하였다.

연구 결과 다음과 같은 시사점을 도출하였다.

첫째, 기존 RAMI 4.0 및 IIRA가 구조적 관점에 집중한 반면, AI DX FOMs Cycle은 데이터-KPI-AI-실행-학습을 통합하는 운영 중심 구조를 제안하였다.

둘째, FOM Code 기반 데이터 표준화를 통해 제조 현장의 4M 데이터를 통합적으로 관리할 수 있는 체계를 제시하였다.

셋째, Digi-log 기반 암묵지 자산화를 통해 현장 경험과 AI 분석 결과를 연계할 수 있는 학습 메커니즘을 설계하였다.

넷째, 시나리오 기반 적용 분석을 통해 제안된 프레임워크가 생산성 향상, 불량률 감소, 리드타임 단축 및 OEE 향상에 기여할 수 있는 잠재적 운영 구조를 제공함을 확인하였다.

다만 본 연구는 개념적 프레임워크 연구이므로 정량적 성과는 향후 실증 연구를 통해 검증되어야 한다.

5. 결론

5.1 연구 요약

본 연구는 제조 운영관리에서 발생하는 데이터-실행 간 단절 문제를 해결하기 위해 산업공학적 문제정의를 기반한 AI DX FOMs Cycle 프레임워크를 제안하였다. 제안된 프레임워크는 Assist-KPI-AI-DX-PBL의 5-Pillar 구조를 중심으로 4M 데이터와 현장 지식을 통합한 closed-loop 운영체계를 구현한다.

본 프레임워크는 기술 중심의 스마트팩토리 접근을 넘어 문제정의, 데이터, AI, 실행, 학습을 연계하는 실행 중심 운영모델을 제시한다는 점에서 의의를 가진다. 특히 FOM Code와 Digi-log를 활용하여 제조 현장의 문제를 구조화하고, AI 분석 결과를 실행과

조직 학습으로 연결하는 지속적 개선 체계를 구축하였다.

시나리오 기반 분석 결과, 본 프레임워크는 생산성, 품질, 리드타임 및 설비효율 개선을 지원할 수 있는 잠재력을 확인하였다. 다만 실제 효과에 대한 검증은 향후 제조기업 적용을 통한 실증 연구가 필요하며, 업종별 확장성과 AI 모델의 성능 검증을 통해 일반화 가능성을 추가적으로 확인할 필요가 있다.

5.2 연구의 학술적 기여

본 연구의 주요 학술적 기여는 다음과 같다.

첫째, 기존 구조 중심 접근을 넘어 제조 운영관리 관점의 실행 중심 스마트팩토리 프레임워크를 제안하였다. 둘째, 데이터 수집-분석-실행-학습을 연계한 Closed-loop 운영 구조를 설계하여 지속적 개선 체계를 제시하였다. 셋째, 문제정의를 프레임워크의 출발점으로 설정함으로써 데이터 활용과 문제 해결 간의 정합성을 강화하였다. 넷째, FOM Code 기반 통합 데이터 모델을 제안하여 제조 데이터의 표준화와 다차원 분석 기반을 마련하였다. 다섯째, Digi-log 개념을 통해 암묵지와 데이터 기반 의사결정을 연결하는 지식 통합 체계를 확장하였다.

5.3 산업적 시사점

본 연구는 제조 현장에 다음과 같은 실무적 시사점을 제공한다.

첫째, 데이터 수집과 모니터링 중심의 운영에서 벗어나 실행 중심의 의사결정 체계 구축이 필요함을 제시하였다. 둘째, AI를 생산·품질·설비 전반의 의사결정을 지원하는 핵심 수단으로 활용해야 함을 강조하였다. 셋째, 효과적인 분석과 실행을 위해 FOM Code 기반 데이터 통합 및 표준화의 중요성을 제시하였다. 넷째, 지속적 개선을 위해 현장 실행력과 조직 학습 체계의 병행 필요성을 확인하였다. 다섯째, 제안된 프레임워크는 기존 ERP/MES 환경에서도 단계적으로 적용 가능하여 중소 제조기업의 스마트팩토리 고도화와 제조 AX 전환을 지원할 수 있음을 시사한다.

5.4 연구의 한계 및 향후 연구 방향

(1) 연구의 한계

본 연구는 개념적 프레임워크와 시나리오 기반 분석에 초점을 두고 있어 실증적 정량 검증이 부족하며, 특정 산업 및 공정 중심 접근으로 인해 일반화에 한계가 있다. 또한 AI 알고리즘의 세부 설계와 성능 비교 분석은 포함하지 못하였다. 아울러 중소 제조기업을 대상으로 설계되었기 때문에 향후 대기업, 다공장(Multi-site), 글로벌 공급망 환경 및 대규모 생산 데이터를 활용한 확장성 검증이 필요하다.

(2) 향후 연구 방향

향후 연구에서는 실제 제조 데이터를 활용한 정량적 성과 검증

과 다양한 산업 분야로의 적용 확대가 필요하다.

또한, 이상탐지, 품질예측, 강화학습 기반 공정최적화 등 제조 특화 AI 모델의 성능 비교와 디지털 트윈 연계 최적화 연구를 수행할 필요가 있다. 아울러 Digi-log 기반 조직 학습 체계와 FOMs 5-Pillar (FOM-Assist, KPI, AI, DX, PBL)의 상세 메커니즘에 대한 후속 연구를 통해 프레임워크의 실효성과 일반화 가능성을 검증하고, 궁극적으로 자율 제조 기반의 Manufacturing Operating System(MOS)으로 확장할 필요가 있다.

5.5 결론





본 연구는 제조 운영관리에서 나타나는 구조적 한계를 극복하기 위해, 데이터-지표-AI-실행-학습을 통합하는 AI DX FOMs Cycle 프레임워크를 제안하였다. 제안된 프레임워크는 기존 스마트팩토리의 데이터 중심 접근을 넘어, 실행 중심의 closed-loop 운영 구조를 통해 제조 AX(AI transformation)구현을 위한 실행 중심의 운영 프레임워크와 적용 가능성을 제시한다는 점에서 의의를 가진다.

특히 문제정의 기반 접근, FOM Code 데이터 구조, Digi-log 개념의 통합을 통해 데이터 활용성과 현장 실행력을 동시에 강화하였으며, 이는 향후 지능형 자율 제조 시스템 구현을 위한 핵심 기반으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

다만, 본 연구는 개념적 프레임워크 수준에 초점을 두고 있으며, 구체적인 구현 방법, 데이터 구조, 알고리즘, 시스템 아키텍처 등은 포함하지 않는다. 이러한 한계는 향후 연구를 통해 보완될 필요가 있다.

References

- [1] McKinsey Global Institute, 2018, viewed 24 April 2026, Next Horizon for Industrial Manufacturing: Adopting Disruptive Digital Technologies in Making and Delivering, <<https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/the-next-horizon-for-industrial-manufacturing>>.
- [2] Sniderman, B., Hartigan, M., Burke, R., Laaper, S., 2017, viewed 29 May 2026, The Smart Factory: Responsive, Adaptive, Connected Manufacturing, <<https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/manufacturing-industrial-products/industry-4-0/smart-factory-connected-manufacturing>>.
- [3] Lu, Y., 2017, Industry 4.0: A Survey on Technologies, Applications and Open Research Issues, *J. Ind. Inf. Integr.*, 6 1-10, <https://doi.org/10.1016/j.jii.2017.04.005>.
- [4] Lee, J., Bagheri, B., Kao, H. A., 2015, A Cyber-Physical Systems Architecture for Industry 4.0-Based Manufacturing Systems, *Manuf. Lett.*, 3 18-23, <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>.
- [5] Nonaka, I., Takeuchi, H., 1995, *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*, Oxford University Press, New York, <https://doi.org/10.1093/oso/9780195092691.001.0001>.
- [6] Kagermann, H., Wahlster, W., Helbig, J., 2013, 2017, viewed 29 May 2026, Recommendations for Implementing the Strategic Initiative Industrie 4.0. Final report of the Industrie 4.0 Working Group, <<https://en.acatech.de/publication/recommendations-for-implementing-the-strategic-initiative-industrie-4-0-final-report-of-the-industrie-4-0-working-group/>>.
- [7] Industrial Internet Consortium, 2019, viewed 29 May 2026, Industrial Internet of Things Volume G1: Reference Architecture, <<https://www.iiconsortium.org/pdf/IIRA-v1.9.pdf>>.
- [8] Xu, X., 2012, From Cloud Computing to Cloud Manufacturing, *Robot. Comput.-Integr. Manuf.*, 28:1 75-86, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2011.07.002>.
- [9] Monostori, L., 2014, Cyber-Physical Production Systems: Roots, Expectations and R&D Challenges, *Procedia CIRP*, 17 9-13, <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.03.115>.
- [10] Zoubek, M., Poór, P., Broum, T., Basl, J., Simon, M., 2021, Industry 4.0 Maturity Model Assessing Environmental Attributes of Manufacturing Company, *Appl. Sci.*, 11:11 5151, <https://doi.org/10.3390/app11115151>.
- [11] Lee, S. M., Kim, Y. H., Oh, J., Ha, C., 2024, Implementation of Knowledge Management to Support Design Tasks of Large-Scale Complex System, *Journal of Advanced Marine Engineering and Technology(JAMET)*, 48:5 366-374, <https://doi.org/10.5916/jamet.2024.48.5.366>.
- [12] ISO/IEC/IEEE, 2011, Systems and Software Engineering – Architecture Description, ISO/IEC/IEEE 42010:2011, International Organization for Standardization, Geneva, <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2011.6129467>.
- [13] Vernadat, B. F., 1996, *Enterprise Modeling and Integration: Principles and Applications*, Chapman & Hall, London.
- [14] National Institute of Standards and Technology, 2016, viewed 29 May 2026, Smart Manufacturing Systems Design and Analysis, <<https://www.nist.gov/document/smsdafy2014pdf>>.

	<p>Beom Tae Kim Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include FOM (smart-Factory Operation Management). E-mail: bigtiger8758@naver.com</p>
	<p>Sang Rak Kim Research Fellow in Economic&Industry Research Division, Ulsan Research Institute. His research focuses on manufacturing innovation driven by emerging technologies. E-mail: shem0304@uri.re.kr</p>
	<p>Jae Ha Kim Professor of Industry-Academic Cooperation at Namseoul University. His research interests include FOM (Smart Factory Operations Management) with AI. E-mail: dfs717@naver.com</p>
	<p>Su Young Kim Professor in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include applications of FOMs (smart-Factory Operation Managements). E-mail: df2030@hoseo.edu</p>