https://doi.org/10.7735/ksmte.2026.35.5.462

J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng.
ISSN 2508-5107(Online)

Special Issue : AI DX FOMs-Driven Smart Manufacturing

FOMs 기반 4M 데이터 분석을 활용한 AMR 물류 자동화 적용 효과 연구

안수용[a], 김재하[b], 김수영[a,*]

Effectiveness of Autonomous Mobile Robot-Based Logistics Automation Using Figure of Merit-Based 4M Data Analysis

Su Yong An[a], Jae Ha Kim[b], Su Young Kim[a,*]

[a] *Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University*
[b] *Independent Researcher*

ARTICLE INFO

Article history:
Received 6 August 2026
Revised 26 September 2026
Accepted 2 October 2026

Keywords:
FOMs
4M data
Smart factory
AMR

ABSTRACT

This study evaluates the effectiveness of autonomous mobile robot (AMR)-based logistics automation in a pharmaceutical packaging process using a figures of merit (FOM)-based 4M data analysis framework. The operational data before and after AMR implementation were analyzed from the 4M perspectives of man, machine, material, and method. The analysis shows reductions in workforce size and manual logistics task time, improved material response, and simplified logistics procedures. The previously reported 36-minute supply lead time was redefined as the operator-dependent material waiting time. A labor cost-based economic analysis indicates annual labor cost savings of approximately KRW 185 million and a payback period of approximately 4.65 years. These results demonstrate the practical applicability of FOM-based 4M analysis for evaluating logistics automation.

1. 서 론

1.1 연구의 배경 및 필요성

최근 제조 산업은 학령인구 감소에 따른 인력 부족과 글로벌 경쟁 심화에 대응하기 위해 스마트팩토리(smart factory) 기반의 자동화 기술을 적극적으로 도입하고 있다. 특히 제조 현장의 자재 운반 업무는 직접적인 제품 생산에 기여하지 않는 비부가가치 활동으로 분류되며, 작업자의 피로도 증가와 근골격계 질환 위험을 높이고 생산 업무의 집중도를 저하시키는 요인으로 인식되고 있다. 이에 대한 대안으로 자율주행 물류 로봇(autonomous mobile robot, AMR)이 주목받고 있으며, 제조환경 변화에 유연하게 대응하면서 자재 이송을 자동화할 수 있다는 점에서 적용 범위가 확대되고 있다.

그러나 기존 AMR 관련 연구는 주로 주행 알고리즘, 제어 기술 및 경로 최적화 등 기술적 성능 검증에 집중되어 있으며, 실제 제조 현장에서 AMR 도입에 따른 운영 변화를 인력(man), 설비(machine), 자재(material), 작업방법(method)의 관점에서 종합적으로 분석한 실증 연구는 상대적으로 부족하다. 또한 제조 현장에서는 Enterprise Resource Planning (ERP) 및 Manufacturing Execution System (MES)가 구축되어 있음에도 불구하고 작업자 중심의 수동 물류 업무가 여전히 존재하며, 서로 다른 시스템과 작업 과정에서 발생하는 운영 데이터가 분산되어 관리되는 경우가 많아 통합적인 운영 분석에 한계가 있다.

한편 Factory Operation Management System (FOMs)는 제조

* Corresponding author. Tel.: +82-41-540-9930
E-mail address: df2030@hoseo.edu (Su-Young Kim).

기업의 생산, 자재, 설비 및 품질 데이터를 통합적으로 관리하고, 다차원 분석을 통해 제조 운영에 필요한 의사결정을 지원하는 스마트 제조 운영관리 체계이다[6]. 제조 현장의 효과적인 운영을 위해서는 제조 핵심요소인 Man, Machine, Material, Method (4M) 데이터를 체계적으로 수집, 구조화하고 데이터의 신뢰성을 확보하는 것이 중요하다[8]. 따라서 AMR 도입 효과를 평가하기 위해서는 실제 제조 현장의 운영자료를 4M 관점으로 구조화하여 작업자의 업무 변화, AMR 운영 특성, 자재 공급 대응 및 물류 프로세스의 변화를 함께 분석할 필요가 있다.

1.2 연구 목적

본 연구의 목적은 제약 제조 포장 공정에서 작업자가 수행하던 수동 자재 운반 업무를 AMR로 대체한 사례를 대상으로, FOMs 기반 4M 데이터 분석을 통해 물류 자동화에 따른 운영 변화를 평가하고 실무적 평가체계를 제시하는 데 있다.

구체적으로 작업자의 물류 업무 및 인력 운영, AMR 운영 특성, 자재대기시간, 작업자 직접 물류 처리 단계의 변화를 분석하고자 한다. 아울러 직접 인건비 절감을 기준으로 경제적 효과와 투자비 회수기간을 검토하여, 제조 현장의 물류 자동화 의사결정을 지원하고자 한다.

인력 측면에서는 물류 업무 수행시간과 운영 인력 규모의 변화를 분석하고, 설비 측면에서는 AMR의 응답시간, 운행상태 및 장애 복구 특성을 평가하였다. 자재 측면에서는 자재대기시간(Material Waiting Time)의 변화를 분석하였으며, 작업방법 측면에서는 작업자가 직접 수행하는 물류 처리 단계의 변화를 통해 프로세스의 단순화 및 표준화 효과를 평가하였다. 또한 인력 절감 효과와 투자비 회수기간을 분석하여 AMR 물류 자동화의 경제적 적용 가능성을 검토하였다.

궁극적으로 본 연구는 제약 제조 환경에서 AMR 도입에 따른 운영 변화를 4M 관점에서 체계적으로 분석하고, FOMs 기반의 실무적 평가체계를 제시하는 데 목적이 있다. 이를 통해 제조 현장의 물류 자동화 효과를 구조적으로 평가하고 데이터 기반 의사결정을 지원하는 기초자료를 제공하고자 한다.

1.3 연구 범위 및 방법

본 연구는 A제약회사의 포장 공정 내 8개 생산 라인을 대상으로 수행하였다. 연구 대상은 기존 작업자가 수행하던 수동 자재 공급 및 반송 업무를 AMR 2대를 활용한 자동 이송 방식으로 전환한 사례이다. 분석 범위는 자재 요청(request), 이송(transportation), 생산라인 공급(supply), 자재 반납(material Return) 및 팔레트 반납(Pallet Return) 과정으로 설정하였으며, 포장 설비의 운전 조건 및 생산 품질 데이터는 연구 범위에서 제외하였다.

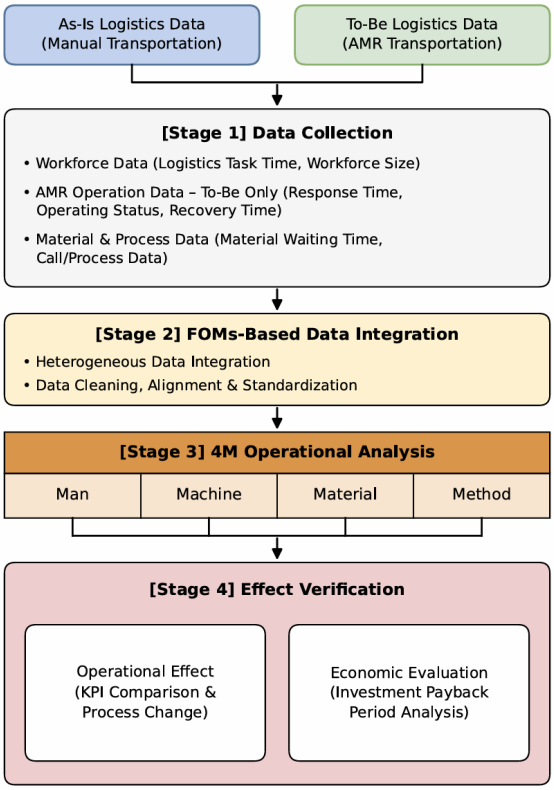


Fig. 1 FOMs-based data analysis procedure

Table 1 Research procedure

Stage	Research process	Key tasks
Stage 1	Data collection	Collect As-Is and To-Be operational data; define analysis items
Stage 2	FOMs-based data integration	Clean, align, and standardize heterogeneous operational data into a FOMs-based structure.
Stage 3	4M operational analysis	Classify integrated data based on 4M categories and analyze operational characteristics
Stage 4	Effect verification	Verify automation effects through KPI comparison and perform economic analysis

수집된 운영자료는 FOMs 기반으로 정리, 표준화한 후 4M 관점으로 분류하였으며, 각 영역의 운영지표와 경제성 분석을 통해 AMR 도입 전 후의 변화를 평가하였다. 전체 분석 절차는 Fig. 1에, 단계별 연구방법은 Table 1에 제시하였다.

2. 이론적 배경

2.1 스마트팩토리와 공장 내 물류 자동화

스마트팩토리는 생산, 품질, 설비 및 물류 등 제조 활동 전반에서 발생하는 데이터를 실시간으로 수집 분석하여 제조 운영의 가시성

Table 2 Comparison of AGV and AMR features

Feature	AGV	AMR
Navigation	Fixed paths (magnetic tape, QR)	Autonomous navigation (SLAM)
Flexibility	Physical modifications required	Software-based map updates
Obstacles	Stops or limited detour	Real-time dynamic avoidance
Adaptability	Restricted to static layouts	Highly adaptive to dynamic environments
Deployment	High infrastructure dependency	Fast with minimal infrastructure changes
Suitability	Mass production, repetitive lines	High-mix, low-volume manufacturing

을 확보하고 데이터 기반 의사결정을 지원하는 지능형 운영 체계를 의미한다.

스마트팩토리의 적용 범위는 생산 설비 자동화를 넘어 공장 내 물류 영역으로 확대되고 있다. 제조 현장에서 물류는 생산 공정을 연결하는 핵심 지원 기능으로서 생산 리드타임과 운영 효율에 직접적인 영향을 미친다.

공장 내 물류 자동화에는 자동창고, 무인반송차(automated guided nehicle, AGV), AMR 등의 기술이 활용되고 있다. 특히 AMR은 SLAM 기반 자율주행 기술을 활용하여 주변 환경을 인식하고 실시간으로 경로를 생성할 수 있으며, 레이아웃 변경에도 유연하게 대응할 수 있어 다품종 소량생산 환경에서 활용성이 높다.

Table 2는 AGV와 AMR의 주요 기술적, 운영적 특성을 비교한 결과를 나타낸다.

이처럼 AMR은 단순한 자재 운반 자동화를 넘어 물류 운영의 표준화와 작업자 이동 최소화를 가능하게 하는 스 마트팩토리의 핵심 기술로 평가되고 있다. FOMs은 제조공정 데이터를 관리하고 분석하는 FOM 솔루션과 FOM 프로세스로 구성되며, 핵심성과지표(key performance indicator, KPI) 관리와 4M 데이터 분석을 통해 지속적인 생산성 향상과 제조 현장 개선을 지원한다[5].

2.2 스마트팩토리 운영 체계(FOMs)와 MES의 차별성

전통적인 제조 현장에서는 제조실행시스템(MES)을 중심으로 생산 실적, 작업 지시, 공정 이력 및 품질 정보 등 생산 실행 중심의 데이터를 관리해 왔다. MES는 이러한 정보를 실시간으로 수집, 관리하여 공정의 가시성과 추적성을 확보하는 역할을 수행한다.

FOMs는 생산현장의 4M 데이터를 체계적으로 수집, 분석하고 ERP, MES, POP (Point of Production) 등 기존 IT 시스템과 연계하여 제조 운영을 지원하는 공장운영관리 개념을 기반으로 한다[1]. 또한 기업의 4M 기반 제조데이터를 유기적으로 연결, 통합하고 다차원 분석 기능을 제공하는 운영관리 체계로 활용될 수 있다[2].

Table 3 Comparison of MES and FOMs

Feature	MES	FOMs
Primary objective	Production execution and shop floor control	Integrated factory operation management
Management focus	Production tracking and quality compliance	Comprehensive 4M operational optimization
Data scope	Process execution data	Integrated manufacturing operation data
Analytical perspective	Process and production lot-centered	Integrated 4M system perspective
Utilization purpose	Monitoring and traceability management	Decision support and operational optimization

Table 3은 MES와 FOMs의 주요 관리 목적, 데이터 범위 및 분석 관점을 비교한 결과를 나타낸다.

2.3 4M 기반 제조 오퍼레이션 분석 기법

제조 현장은 다양한 인적, 물적 자원이 상호작용하는 복합 시스템이다. 따라서 제조 운영을 효과적으로 분석하기 위해서는 설비나 공정 중심의 개별 접근을 넘어, 4M 데이터 기반의 분석 시스템과 방법론이 필요하다[3].

4M 기반 분석은 제조 운영에 영향을 미치는 주요 요인을 인력, 설비, 자재, 작업방법으로 구분하여 분석하는 대표적인 방법론이다. 각 요소는 상호 연계되어 운영 성과와 생산성에 영향을 미치며, 운영 데이터의 변화 원인을 파악하고 개선 방향을 도출하는 데 활용된다.

본 연구에서는 제약 제조 물류 운영 데이터를 4M 관점으로 분류하여 분석하였으며, 각 요소의 정의와 분석 항목은 Table 4와 같다.

이와 같은 4M 기반 분석은 제조 현장의 운영 데이터를 체계적으로 구조화하고 운영 특성 변화를 다차원적으로 평가할 수 있는 기반을 제공한다. 또한 FOMs는 제조현장 에서 발생하는 4M 데이터를 기반으로 변화관리와 추적분석을 지원하는 분석 체계로 활용될 수 있다[4].

3. FOMs 기반 물류 운영 분석 방법

3.1 연구 대상 및 물류 프로세스 범위

본 연구는 A제약회사의 포장 공정 내 8개 생산라인을 대상으로 AMR 2대 도입에 따른 물류 운영 변화를 분석하였다. AMR은 2025년 8월 설치 및 시운전을 거쳐 2025년 9월부터 실제 현장

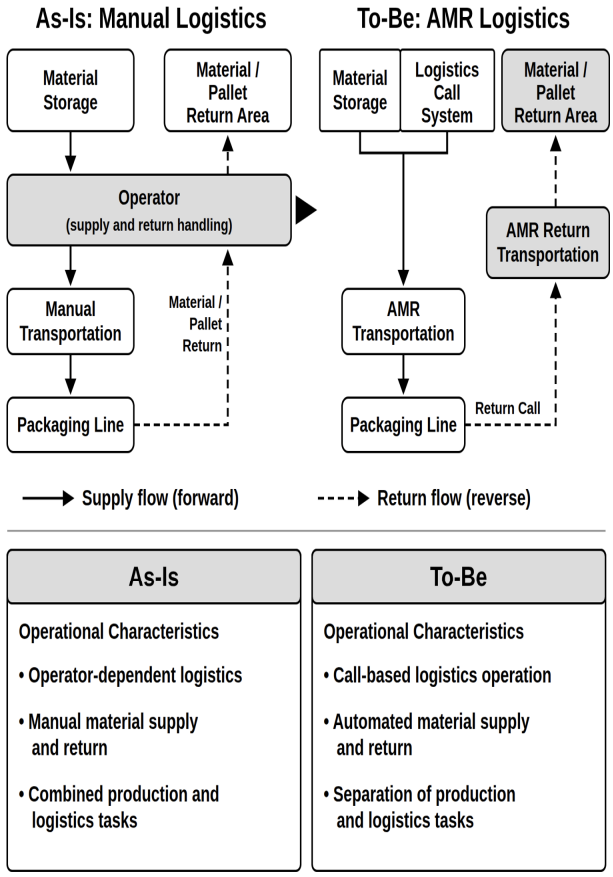


Fig. 2 Comparison of as-is and to-be material supply and return logistics processes

운영을 시작하였다.

도입 전(As-Is) 분석에는 2025년 1월부터 6월까지의 수동 물류 운영자료를, 도입 후(To-Be) 분석에는 2026년 1월부터 6월까지의 AMR 운영자료를 활용하였다. 2025년 9월부터 12월까지는 AMR 운행 및 물류 프로세스의 초기 안정화 기간으로 구분하여 분석 대상에서 제외하였다.

분석 범위는 포장 공정에서 발생하는 자재 요청, 자재 이송, 생산라인 공급, 자재 반납 및 팔레트 반납 과정으로 설정하였다. 물류 운영 방식의 변화를 중심으로 분석하기 위하여 포장 설비 자체의 운전 조건 및 생산 품질 데이터는 연구 범위에서 제외하였다.

기존 수동 물류 환경에서는 생산설비 오퍼레이터가 설비 운영과 자재 공급, 반납 및 팔레트 반납 업무를 병행하였다. 반면 자동화 물류 환경에서는 물류 호출 신호에 따라 AMR이 자재 이송 및 반송 업무를 수행하는 체계로 전환되었다. 물류 운영 프로세스와 시스템 구조의 변화는 Fig. 2에 제시하였다.

3.2 운영 데이터 수집 및 원시 데이터 구성

3.1절에서 설정한 분석기간을 대상으로 AMR 도입 전 후의 운영자료를 수집하였다. 도입 이전의 수동 물류 환경에서는 개별 물류 요청 및 운반 이력이 시스템에 연속적으로 기록되지 않아 전체 물류 요청 건수와 개별 이벤트 단위의 표본 수를 소급 산출하는데 한계가 있었다. 이에 도입 전 후에 공통적으로 확보 가능한 자료와 도입 후 AMR 운영기록을 중심으로 분석 데이터를 구성하였다.

분석 데이터는 작업자 활동 정보, 설비 운영 정보, 자재 물류 정보 및 물류 프로세스 정보의 4개 범주로 구분하였다. Man 데이터는 물류 업무 수행시간과 운영 인력 규모, Machine 데이터는 AMR 응답시간, 운행상태, 정지장애 이력 및 복구시간으로 구성하였다. Material 데이터는 자재대기시간을 활용하였으며, Method 데이터는 물류 호출 정보와 도입 전 후의 운영 프로세스 정보로 구성하였다.

수집된 운영자료는 이상치, 누락 및 중복 여부를 검토한 후 데이터 형식과 분석기간을 기준으로 정리하였다. 데이터 항목과 활용 목적은 Table 5에 제시하였으며, 구체적인 데이터 통합 및 표준화 과정은 3.3절에서 설명하였다.

Table 4 Definition of 4M factors and analysis items

4M factor	Definition	Analysis items
Man	Operator activity information	Logistics task time, workforce size
Machine	AMR operation information	Response time, operating status, stop/error records, recovery time
Material	Material logistics information	Material waiting time
Method	Logistics process information	Manual material handling step count

Table 5 Data description and utilization

Data category	Data item	Purpose
Workforce data	Logistics task time, workforce size	Analysis of operator workload and workforce utilization
AMR operation data	Response time, operating status, stop/error records, recovery time	Evaluation of AMR operational performance and stability
Material logistics data	Material waiting time	Evaluation of material supply responsiveness
Logistics process data	Call information, operational process information	Analysis of logistics process changes and standardization

3.3 이기종 물류 운영 데이터 통합 체계

본 연구에서는 서로 다른 형태로 관리되는 작업자 활동, AMR 운영, 자재 물류 및 물류 호출 정보를 FOMs 기반의 단일 분석 체계로 구성하였다.

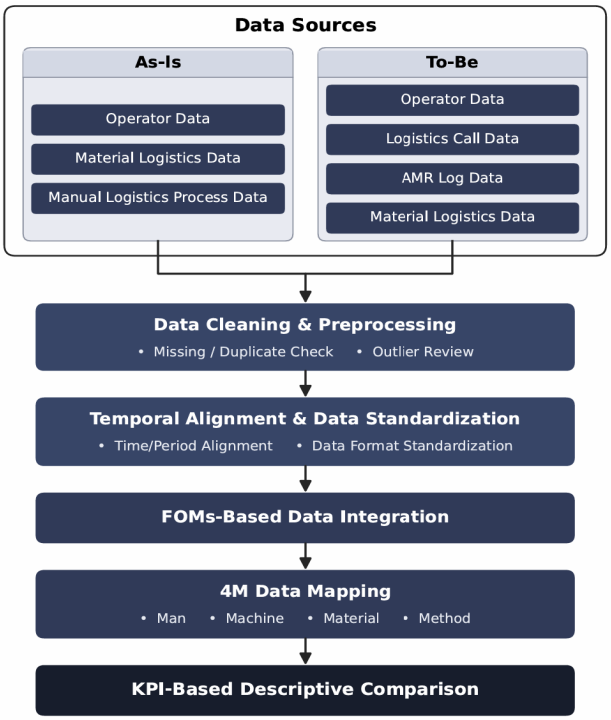


Fig. 3 FOMs-based data integration and analysis process

분석기간과 확보 가능한 시간정보를 기준으로 데이터 정렬(Temporal Alignment)을 수행하고, 데이터 형식 및 항목명을 표준화하였다. 도입 전 자료는 작업자 활동과 수동 물류 프로세스 정보를 중심으로 구성하였으며, 도입 후 자료에는 물류 호출 정보와 AMR 운영기록을 추가하였다. 표준화된 자료는 인력, 설비, 자재 및 작업방법의 4M 관점으로 매핑하여 동일한 분석체계에서 비교할 수 있도록 하였다. 이러한 FOMs 기반 데이터 통합 및 분석 절차는 Fig. 3에 나타내었으며, 구체적인 데이터 분류 기준은 3.4절에 제시하였다.

3.4 4M 데이터 매핑 및 분류 기준

본 연구에서는 통합된 물류 운영 데이터를 기반으로 AMR 도입에 따른 운영 특성 변화를 분석하기 위하여 4M 분류 기준을 적용하였다. 수집된 데이터는 발생 주체와 물류 운영 프로세스 내 역할을 기준으로 인력, 설비, 자재 및 작업방법의 네 가지 범주로 매핑하였다.

인력 범주는 물류 업무 수행시간과 운영 인력 규모를 활용하여 작업자의 물류 업무 부담과 인력 운영 변화를 분석하였다. 설비, 범주는 AMR 응답시간, 운행상태, 정지장애 이력 및 복구시간을 활용하여 AMR의 실제 운영 특성과 시스템 안정성을 분석하였다.

자재 범주는 자재대기시간을 활용하여 자재 공급에 대한 대응 특성의 변화를 분석하였다. 작업 방법 범주는 AMR 도입 전 후 작업자가 직접 수행하는 물류 처리 단계 수를 비교하여 수동 물류 방식에서 호출 기반 자동화 물류 방식으로의 프로세스 변화를 분석하였다.

Table 6 4M data classification criteria

4M factor	Data category	Analysis items
Man	Workforce data	Logistics task time, workforce size
Machine	AMR Operation data	Response time, operating status, stop/error records, recovery time
Material	Material logistics data	Material waiting time
Method	Logistics process data	Manual material handling step count

도입 전(As-Is)과 도입 후(To-Be)에 공통적으로 확보 가능한 항목은 동일한 기준으로 비교하였으며, AMR 응답시간, 운행상태 및 장애, 복구 특성과 같이 도입 후에만 확인 가능한 항목은 To-Be 운영 특성 평가에 활용하였다. 연구에 적용한 4M 데이터 분류 체계와 세부 분석 항목은 Table 6에 제시하였다.

3.5 핵심성과지표(KPI) 정의 및 정량 효과 평가 수식

물류 자동화 도입 효과를 평가하기 위하여 인력, 설비, 자재 및 작업방법의 4M 관점에서 핵심성과지표를 설정하였다. 각 KPI는 영역 간 중복을 최소화하고 실제 확보 가능한 운영자료를 기준으로 구성하였다.

Man 영역에서는 물류 업무 수행시간과 운영 인력 규모를 활용하여 작업자의 물류 업무 부담과 인력 운영 변화를 평가하였다. Machine 영역에서는 AMR 응답시간, 운행상태, 정지 장애 이력 및 복구시간을 활용하여 AMR의 운영 특성과 안정성을 평가하였다. Material 영역에서는 자재대기시간을 적용하였다. 기존에 공급 리드타임으로 제시한 36분은 작업자가 설비 운영과 물류 업무를 병행하면서 발생한 평균 대기시간으로 확인되어 작업자 의존 자재 대기시간으로 재정의하였다. Method 영역에서는 작업자가 직접 수행하는 물류 처리 단계 수를 활용하여 물류 프로세스의 변화를 평가하였다. 이러한 4M 영역별 핵심성과지표의 정의와 평가 목적은 Table 7에 제시하였다.

AMR 도입 전 후에 동일한 기준으로 확보 가능한 지표는 직접 비교하였으며, Machine 영역과 같이 도입 후에만 확인 가능한 항목은 2026년 1월부터 6월까지의 안정화된 운영 특성을 중심으로 평가하였다. 일부 운영자료는 집계값 또는 운영 범위값으로 확보되어 이벤트 단위의 충분한 표본을 이용한 추론통계 검정에는 한계가 있었으며, 이에 본 연구에서는 확보 가능한 지표를 중심으로 기술적 비교를 수행하였다.

도입 전 후 직접 비교가 가능한 감소형 KPI의 변화 정도는 식

Table 7 KPI definition and evaluation purpose

KPI category	KPI	Evaluation purpose
Man	Logistics task time, workforce size	Evaluation of operator workload and workforce utilization
Machine	Response time, operating status, stop/error records, recovery time	Evaluation of AMR operational performance and stability
Material	Material waiting time	Evaluation of material supply responsiveness
Method	Manual material handling step count	Evaluation of logistics process simplification and standardization

Table 8 Man factor performance comparison

Item	Before	After
Workforce	18	13
Logistics task time (min/person)	105.8	0
Pallet usage time (min/person)	55.2	80.8

(1)의 개선율을 활용하였다.

여기서 (B)는 AMR 도입 이전(before), (A)는 AMR 도입 이후(after)의 KPI 값을 의미한다. 식 (1)은 동일한 기준으로 전 후 비교가 가능한 지표에 한하여 적용하였으며, AMR 응답시간 및 복구시간과 같이 도입 후에만 측정 가능한 항목은 실제 운영 특성으로 제시하였다.

4. 분석 결과 및 적용 평가

4.1 Man 요소 분석

AMR 도입 전 후의 인력 운영 현황을 비교한 결과, 물류 자동화 적용 이후 작업자 투입 규모와 물류 업무 수행시간에서 뚜렷한 변화가 확인되었다. Man 영역에서는 운영 인력 규모와 작업자가 직접 수행하는 물류 업무시간을 중심으로 자동화 도입 효과를 분석하였으며, 그 결과를 Table 8에 제시하였다.

포장실 운영 인력은 AMR 도입 전 18명에서 도입 후 13명으로 감소하여 27.8%의 인력 절감 효과가 확인되었다. 분석기간 동안 AMR 도입 이외에 생산 운영 방식이나 인력 운영 체계에 별도의 변경은 없었으며, 이러한 5명의 인력 감소는 기존 작업자가 수행하던 자재 공급, 반납 및 팔레트 반납 업무가 AMR로 대체됨에 따른 직접적인 효과로 분석하였다.

또한 작업자 1인당 물류 업무 수행시간은 도입 전 평균 105.8분에서 도입 후 0분으로 감소하였다. 도입 전에는 생산설비 오퍼레이터가 설비 운영과 동시에 자재 공급, 자재 반납 및 팔레트 반납 등의 물류 업무를 직접 수행하였으나, AMR 도입 이후 해당 업무가 자동화 설비로 전환되면서 작업자의 직접적인 자재 운반 및 반송 업무가 제거되었다.

Table 9 AMR operational characteristics

Item	Result
AMR units	2
Response time – AMR available	Within approx. 30 s
Response time – Both AMRs busy	Approx. 3~4 min
Recovery time for communication failure	Approx. 0.5~3 h/case
Operating mode	24-h available operation / Standby when no request

Note: Response and recovery times represent observed operating ranges during the stabilized operation period.

반면 팔레트 사용 공수는 작업자 1인당 55.2분에서 80.8분으로 증가하였다. 이는 AMR 도입에 따라 작업자의 물류 운반 업무가 제거되고 운영 인력이 재편되면서 작업자 1인당 담당 생산라인 수가 증가하였기 때문이다. 이에 따라 작업자의 업무구조는 반복적인 물류 운반 중심에서 다수 생산라인의 설비 운영 및 생산 지원 활동 중심으로 전환된 것으로 분석되었다.

정량적 분석 결과를 보완하기 위하여 현장 오퍼레이터 5명을 대상으로 인터뷰를 수행하였다. 인터뷰의 객관성을 확보하기 위해 물류 자동화 구축에 직접 참여하지 않은 협력업체 대표가 제3자의 입장에서 인터뷰를 진행하였다. 대부분의 응답자는 운영 인력 감소 이후에도 일일 노동강도와 전체 업무량이 뚜렷하게 증가하지 않았다고 응답하였다. 또한 반복적인 자재 운반 및 물류 장비 운전 업무가 감소함에 따라 생산설비 운영과 현장 대응 업무에 보다 집중할 수 있게 되었다는 의견이 확인되었다.

종합적으로 Man 관점에서 AMR 도입은 작업자의 직접 물류 업무 부담을 줄이고, 생산설비 운영 및 현장 대응 중심의 인력 활용에 기여한 것으로 분석되었다.

4.2 Machine 요소 분석

본 절에서는 AMR 도입 이후의 실제 운행 특성을 기반으로 설비 관점의 운영성능을 분석하였다. 기존 수동 물류 환경(As-Is)에서는 작업자가 전동 지게차 및 수동 자키 등의 물류 장비를 직접 조작하여 자재 공급 및 반송 업무를 수행하였다. 반면 AMR 도입 이후에는 물류 호출 신호에 따라 2대의 AMR이 자재 공급, 자재 반납 및 팔레트 반납 업무를 수행하는 자동 이송 체계로 전환되었다.

AMR은 2025년 9월부터 실제 현장 운영을 시작하였다. 도입 초기에는 통신모뎀 커넥터 접촉 불량 등 설치 및 초기 가동 과정에서 발생 가능한 통신 관련 문제가 일부 확인되었으나, 해당 문제는 2025년 안정화 기간 중 원인을 확인하고 개선하였다. 이에 따라

Table 10 Material waiting characteristics

Item	Before	After
Material waiting time	Approx. 36 min	Within approx. 0.5 min when AMR available
Material waiting time – both AMRs busy	-	Approx. 3~4 min

초기 운영 불안정성의 영향을 배제하기 위하여 본 연구에서는 2026년 1월 이후의 안정화된 운영기간을 Machine 영역의 분석 대상으로 설정하였다.

AMR의 응답 특성을 분석한 결과, 2대의 AMR 중 대기 상태의 장비가 존재하는 경우 물류 호출 후 약 30초 이내에 운행을 시작하였다. 반면 2대의 AMR이 모두 물류 작업을 수행하고 있는 경우에는 선행 작업이 완료된 후 후속 호출을 수행하게 되어 약 3~4분의 응답시간이 발생하였다. 이러한 결과를 통해 AMR의 응답시간은 장비의 대기 상태와 동시 물류 작업 발생 여부에 따라 차이가 나타나는 것으로 확인되었다. AMR의 응답시간, 통신 장애 발생 시 복구시간 및 운영방식 등 주요 운영 특성은 Table 9에 제시하였다.

안정화 이후 운영기간에는 초기 설치 단계에서 발생하였던 통신 관련 문제가 개선되어 지속적으로 반복되는 설비 장애는 확인되지 않았다. 다만 운영 중 통신 이상으로 작업자의 직접적인 개입이 필요한 사례가 일부 발생하였다. 해당 사례에서는 통신 상태 확인 및 보전 조치 후 AMR을 재가동하였으며, 복구에는 사례에 따라 약 30분에서 최대 3시간 정도가 소요되었다. 작업자 개입 사례의 정확한 발생 횟수는 운영 기록의 한계로 인해 정량화하지 않고 운영 특성으로 제시하였다.

AMR은 생산라인의 물류 요청에 대응할 수 있도록 24시간 운영 가능한 상태로 유지되며, 물류 요청이 없는 경우에는 대기 상태로 운영된다. 따라서 물류 요청이 없어 AMR이 정지해 있는 시간은 설비 비가동시간으로 간주하지 않았다. 또한 작업자와 AMR이 동일한 동선을 사용하는 구간에서 안전센서 작동에 따라 발생하는 감속 및 일시 정지는 시스템 장애가 아닌 작업자 안전 확보를 위한 정상적인 안전제어 동작으로 구분하였다.

4.3 Material 요소 분석

본 절에서는 물류 자동화 도입에 따른 자재 공급의 대기 특성과 운영 방식의 변화를 분석하였다. 자재의 품질이나 규격 변화보다는 공급 요청 이후의 대기시간에 초점을 두었으며, AMR 도입 전후의 자재 대기 특성을 Table 10에 제시하였다.

기존 수동 물류 환경(As-Is)에서는 생산설비 오퍼레이터가 설비 운영과 자재 공급, 반송 업무를 병행하였다. 이에 따라 설비 운전이나 현장 대응이 우선되는 경우 즉각적인 물류 대응이 어려웠다.

Table 11 Method factor process comparison

Item	Before	After
Manual material handling step count	2	0
Material transport method	Operator / Forklift	AMR
Final delivery to equipment	Operator	AMR

기존 분석에서 공급 리드타임으로 제시한 평균 약 36분은 2025년 1월부터 6월까지의 운영자료에 근거한 값으로, 본 연구에서는 자재 공급 필요 발생 이후 작업자가 물류 업무를 수행하기까지의 작업자 의존 자재대기시간으로 재정의하였다. 이를 통해 해당 시간을 실제 이송시간을 포함한 총 공급 리드타임과 구분하였다.

반면 AMR 기반 자동화 물류 환경(To-Be)에서는 물류 호출에 따라 AMR이 자재 이송 업무를 수행하는 방식으로 전환되었다. 대기 중인 AMR이 있는 경우 호출 후 약 30초 이내에 운행이 시작되었으며, 두 대 모두 물류 작업을 수행하고 있는 경우에는 호출 시점부터 선행 작업 완료 대기를 포함하여 후속 운행 시작까지 약 3~4분이 소요되는 것으로 파악하였다. 이에 따라 자재 공급의 대응 방식은 작업자의 설비 운영 상황에 의존하던 방식에서 AMR의 가용상태에 따라 호출을 처리하는 방식으로 변화하였다.

AMR 도입 이후에는 자재 공급뿐만 아니라 자재 반납 및 팔레트 반납에도 호출 기반의 자동 이송 방식이 적용되었다. 현장 오퍼레이터 인터뷰에서는 자동 이송 체계 도입 이후 자재 공급 상태를 확인하기 쉬워졌다는 의견이 제시되었다.

4.4 Method 요소 분석

본 절에서는 AMR 도입 전 후의 물류 운영 방식을 비교하여, 작업자가 직접 수행하는 자재 취급 및 이송 단계의 변화를 Method 관점에서 분석하였다.

기존 수동 물류 환경(As-Is)에서는 작업자가 자재를 요청한 후 자재가 입고되면 전동 지게차를 이용하여 지정된 장소에 자재를 적재하였다. 이후 생산에 필요한 시점에 적재된 자재를 작업자가 다시 설비 전면까지 직접 이송하여 생산에 투입하였다. 따라서 자재 공급 과정에서 작업자는 지게차를 이용한 자재 적재와 적재된 자재의 설비 전면 재이송이라는 2단계의 직접 물류 작업을 수행하였다.

반면 AMR 기반 자동화 물류 환경(To-Be)에서는 작업자가 자재를 요청하면 자재가 신규 설치된 AMR 대기장소로 입고되고, 이후 생산설비에서 추가 물류 호출을 수행하면 AMR이 해당 자재를 설비 전면까지 자동으로 이송한다. 이에 따라 작업자는 실제 자재의 적재 및 이송을 직접 수행하지 않고 자재 요청과 물류 호출을 중심으로 업무를 수행하게 되었다. 그 결과 작업자가 직접 수행하던 자재 취급 및 이송 단계는 2단계에서 0단계로 감소하였다.

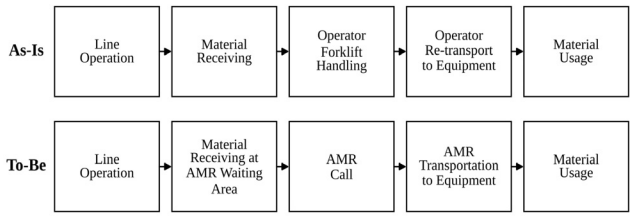


Fig. 4 Change in material handling process before and after AMR deployment

Table 12 Labor-cost-based economic analysis

Item	Value
Reduced workforce	5 persons
Annual salary per operator	37 million KRW
Annual labor cost saving	185 million KRW
AMR investment Cost	860 million KRW
Labor-cost-based ROI	21.5%
Labor-cost-based payback period	4.65 years

단계 수는 정상 자재 공급 과정에서 생산설비 오퍼레이터가 직접 수행하는 적재, 이송 작업을 기준으로 산정하였으며, 요청, 호출 및 예외 상황의 복구 작업은 제외하였다. 이와 같은 Method 요소의 공정 비교 결과는 Table 11에 제시하였다.

이러한 변화로 생산설비 운영과 물류 이송 업무가 분리되고, 자재 공급이 물류 호출에 따른 일정한 절차로 수행되는 운영 체계가 형성되었다. Fig. 4는 AMR 도입 전 후의 자재 취급 및 이송 프로세스 변화를 나타낸다.

4.5 4M 경제성 분석

본 절에서는 앞서 도출된 인력 관점의 정량적 운영 개선 효과를 기반으로 제약 제조 포장 공정 내 AMR 물류 자동화 시스템의 직접 인건비 절감 기준 경제성을 분석하였다. 분석기간 동안 AMR 도입 이외에 생산 운영 방식 및 인력 운영 체계의 별도 변경은 없었으며, AMR 도입 이후 포장실 운영 인력이 기존 18명에서 13명으로 감소함에 따라 총 5명의 직접적인 인력 절감 효과가 발생하였다.

연구 대상 사업장의 포장실 작업자 1인당 평균 연봉은 약 3,700만 원으로, 2025년 실제 인건비 자료를 기준으로 산정하였다. 이에 따라 5명의 인력 절감에 따른 연간 직접 인건비 절감액은 약 1억 8,500만 원으로 산출되었다. 한편 AMR 2대, 물류 스테이션 및 관련 시스템 구축에 소요된 총 초기 투자비는 약 8억 6,000만 원으로 집계되었다. 이러한 인력 절감 규모, 연간 직접 인건비 절감액 및 초기 투자비를 기반으로 산출한 경제성 분석 결과는 Table 12에 제시하였다.

직접 인건비 절감액을 기준으로 기본 경제성을 분석한 결과, 연간 투자수익률(ROI)은 약 21.5%, 투자비 회수기간은 약 4.65년으로 산출되었다. 다만 본 결과는 초기 투자비와 직접 인건비 절감액만을 기준으로 산출한 기본 경제성 분석 결과이며, 유지보수비, 전력비, 배터리 교체비, 소프트웨어 운영비 및 장애 대응비용 등의 운영비용은 포함하지 않았다. 이러한 비용은 실제 운영 조건과 유지보수 계약 형태에 따라 달라질 수 있으므로, 장기적인 경제성 평가에서는 추가적으로 고려할 필요가 있다.

Table 13 Labor-cost-based sensitivity analysis according to workforce reduction

Reduced workforce	Annual labor cost saving	Labor-cost-based ROI	Labor-cost-based payback period
3 persons	111 million KRW	12.9%	7.75 years
4 persons	148 million KRW	17.2%	5.81 years
5 persons	185 million KRW	21.5%	4.65 years

또한 인력 절감 규모에 따른 기본 경제성의 변화를 확인하기 위하여 3명, 4명 및 실제 절감 인원인 5명을 기준으로 민감도 분석을 수행하였으며, 그 결과는 Table 13에 제시하였다.

민감도 분석 결과, 인력 절감 규모가 3명인 경우 직접 인건비 절감 기준 투자비 회수기간은 약 7.75년, 4명인 경우 약 5.81년, 실제 절감 인원인 5명을 적용한 경우 약 4.65년으로 나타났다. 이에 따라 직접 인건비 절감 기준의 경제성은 인력 절감 규모가 증가할수록 개선되는 것으로 확인되었다.

4.6 최종 고찰

본 연구에서는 FOMs 기반 4M 분석 체계를 활용하여 AMR 물류 자동화 도입 전 후의 운영 변화를 분석하였다.

Man 측면에서는 포장실 운영 인력이 18명에서 13명으로 감소하였으며, 작업자 1인당 물류 업무 수행시간은 105.8분에서 0분으로 감소하였다. Machine 측면에서는 기존 작업자 중심의 수동 물류 장비 운영이 2대의 AMR을 활용한 자동 이송 방식으로 전환되었으며, 대기 중인 AMR이 있는 경우 약 30초 이내, 2대 모두 운행 중인 경우 약 3~4분의 응답시간이 확인되었다.

Material 측면에서는 자재 공급 대응이 작업자의 설비 운영 상황에 의존하는 방식에서 AMR의 가용상태에 따라 호출을 처리하는 방식으로 전환되었다. Method 측면에서는 생산설비 오퍼레이터가 직접 수행하던 자재 적재, 이송 단계가 2단계에서 0단계로 감소하여, 작업자의 역할이 자재 요청과 물류 호출 중심으로 변화하였다.

경제성 분석에서는 5명의 인력 절감에 따른 연간 인건비 절감액을 약 1억 8,500만 원으로 산출하였다. 총 투자비 8억 6,000만

Table 14 Comprehensive 4M evaluation results

4M Factor	Before	After (To-Be)
Man	18 persons / 105.8 min	13 persons / 0 min
Machine	Manual logistics	AMR-based logistics
Material	Approx. 36 min waiting	Within approx. 0.5 min[a] approx. 3~4 min[b]
Method	2 manual steps	0 manual steps

[a] When an AMR is available.
[b] When both AMRs are busy.

원과 직접 인건비 절감액만을 기준으로 한 기본 경제성 분석에서 투자비 회수기간은 약 4.65년, 연간 ROI는 약 21.5%로 나타났다. 이러한 AMR 도입 전·후의 4M 영역별 주요 운영 변화와 정량적 평가 결과는 Table 14에 종합하여 제시하였다.

종합적으로 AMR 도입은 인력 운영, AMR 기반 이송, 자재 대응 및 물류 프로세스 측면에서 운영 구조를 개선하였으며, FOMs 기반 4M 분석은 이러한 자동화 효과를 체계적으로 평가하는 데 활용 가능한 것으로 판단된다.

5. 결 론

5.1 연구 결과 및 의의

본 연구에서는 제약 제조 포장 공정을 대상으로 FOMs 기반 4M 데이터 분석 체계를 활용하여 AMR 도입에 따른 인력, 설비, 자재 및 작업방법의 운영 변화를 평가하였다.

분석 결과, 포장실 운영 인력은 18명에서 13명으로, 작업자 1인당 물류 업무 수행시간은 105.8분에서 0분으로 감소하였다. 설비 측면에서는 수동 물류 장비 운영이 AMR 기반 자동 이송 방식으로 전환되었으며, 자재 측면에서는 작업자의 업무 상황에 의존하던 공급 대응이 AMR의 가용상태에 따른 호출 기반 운영으로 변화하였다. 작업방법 측면에서는 정상 자재 공급 과정에서 생산설비 오퍼레이터가 직접 수행하는 적재, 이송 단계가 2단계에서 0단계로 감소하였다.

경제성 분석에서는 5명의 인력 절감에 따른 연간 인건비 절감액을 약 1억 8,500만 원으로 산출하였다. 총 투자비 약 8억 6,000만 원과 직접 인건비 절감액을 기준으로 투자비 회수기간은 약 4.65년, 연간 ROI는 약 21.5%로 나타났다. 다만 이는 유지보수비, 전력비, 배터리 교체비 및 시스템 운영비 등을 포함하지 않은 기본 경제성 분석 결과이다.

FOMs는 KPI와 4M 데이터를 연계하여 제조 현장의 지속적인 개선을 지원하는 운영관리 체계로 활용될 수 있다[7]. 본 연구는 이러한 체계를 실제 제약 제조 물류 환경에 적용하여, 서로 다른 형태의 운영자료를 구조화하고 자동화 도입에 따른 변화를 평가하는 실무적 분석체계를 제시하였다는 데 의의가 있다.

5.2 연구의 한계점 및 향후 연구 과제

본 연구는 특정 제약 제조 사업장의 포장 공정 내 8개 생산라인을 대상으로 수행되었으므로, 결과를 다른 제조업 및 물류 환경에 일반화하는 데에는 한계가 있다. 또한 도입 이전의 수동 물류 환경에서는 개별 요청과 운반 이력이 연속적으로 기록되지 않아 전체 물류 요청 건수와 이벤트 단위의 상세자료를 확보하는 데 제한이 있었다.

도입 이후에도 전체 운행 횟수, 정량적 가동률, 정확한 작업자 개입 횟수 및 요청부터 공급 완료까지의 총 공급 리드타임을 산출할 수 있는 자료가 부족하였다. 이에 집계값과 운영 범위값을 중심으로 기술적 비교를 수행하였으며, 충분한 개별 관측자료를 활용한 통계적 검증에는 한계가 있었다.

향후 연구에서는 AMR 호출, 작업 할당, 운행 시작, 도착 및 공급 완료 시점을 이벤트 단위로 연계하여 이송시간, 총 공급 리드타임, 가동률, 장애 및 작업자 개입 이력을 정량적으로 분석할 필요가 있다. 또한 생산계획, 생산실적, 작업시간, 품목, 비가동 및 불량 데이터를 추가로 확보하여 분석 범위를 생산, 품질 영역으로 확대하고, 실제 운영비용을 반영한 경제성 평가를 수행할 필요가 있다.

이러한 데이터를 기반으로 FOM-Assist를 통한 데이터 표준화, FOM-Qubit 기반 4M 다차원 분석, FOM-Maturity 기반 운영 성숙도 평가 및 FOM-AI 기반 의사결정 지원까지 연구 범위를 확장하여 AI DX FOMs Cycle의 적용 가능성을 보다 체계적으로 검증하고자 한다.

References

[1] Kim, S. Y., 2015, Development of a Factory Operation Management (FOM) Solution for Improving Productivity in Digital Factories, Doctoral Dissertation, Daejeon University, Republic of Korea.

[2] Son, K. S., Jang, J. H., Kim, J. H., Kim, S. Y., 2024, A Case Study on the Establishment of SMEs FOM-MES Interworking System for Multidimensional Analysis of 4M Data in Manufacturing Sites, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 33:1 58-68, https://doi.org/10.7735/ksmte.2024.33.1.58.

[3] Lee, N. E., Oh, S. S., Bae, B. S., Kim, S. Y., 2022, Lead-Time Reduction of Machining Process Using FOM Analysis Based on 4M Data of Large Vacuum Chamber, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 31:3 211-215, https://doi.org/10.7735/ksmte.2022.31.3.211.

[4] Jang, J. H., Jeoung, Y. Y., Kong, Y. G., Jo, M. S., Lim, H. Y., Bae, B. S., Kim, S. Y., 2021, Correlation Analysis and Problem Solving between 4M and Productivity Using FOM Solution, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conf., 61.

[5] Park, Y. R., Jang, O. S., Jang, J. H., Lim, H. J., Kim, S. Y., 2024, A Study on Productivity Improvement in Automotive Fan Manufacturing Process Using FOM, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 33:3 147-154, https://doi.org/10.7735/ksmte.2024.33.3.147.

[6] Son, K. S., Kim, J. H., Jang, O. S., Kim, S. Y., 2022, A Study on the Improvement of Real-Time Data Gathering MES Program for Smart-Factory Operation Managements (FOMs) in Automotive Parts Injection and Assembly Plant, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Autumn Conf., 27.

[7] Kim, S. C., Cho, M. S., Lee, Y. C., Kim, S. Y., 2022, FOMs-Based Smart Manufacturing Innovation Methodology: Based on OKR Techniques, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 31:4 288-295, https://doi.org/10.7735/ksmte.2022.31.4.288.

[8] Jang, J. H., Kim, S. R., Kim, J. H., Bae, B. S., Kim, S. Y., 2022, Improved Reliability of Manufacturing Process Data Using FOMs (Smart-Factory Operation Management) Solution, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 31:3 216-223, https://doi.org/10.7735/ksmte.2022.31.3.216.



Su Yong An
Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include FOM (smart－Factory Operation Management) with AI.
E-mail: an_suy@jwhealthcare.com



Jae Ha Kim
Received his Ph.D. in Engineering from Hoseo University. He previously served as a Research Professor at Namseoul University and is currently an independent researcher focusing on the AI DX FOMs cycle and smart factory operations management.
E-mail: dfs717@naver.com



Su Young Kim
Industry-Academia Special Professor, Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University, and Director of the Digital Factory Research Center (FOMs). His research interests include the AI-DX FOMs Cycle, factory operation management, manufacturing AI, and smart manufacturing innovation.
E-mail: df2030@hoseo.edu