

FOMs 기반 4M 통합 데이터 분석을 활용한 설비 고장 패턴 분석 및 예지보전 적용 가능성 연구

안수용^a, 김영진^b, 김수영^{a,*}

Equipment Failure Pattern Analysis and Predictive Maintenance Potential Using FOM-Based Integrated 4M Data

Su Yong An^a, Young-Jin Kim^b, Su Young Kim^{a,*}

^a Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University

^b Advanced Medical Device Development Center, Osong Medical Innovation Foundation

ARTICLE INFO

Article history:

Received 30 May 2026
Accepted 27 June 2026

Keywords:

Foms
4M data
Predictive maintenance
Smart factory
Data analysis

ABSTRACT

This study proposes a maintenance analysis approach using FOM -based 4M integrated data obtained from CMMS and Excel systems in a pharmaceutical manufacturing environment. The maintenance history data were reconstructed from the perspectives of man, machine, material, and method to analyze equipment failure characteristics based on recurrence, conditionality, and periodicity. Machine and man factors significantly affected equipment downtime and operational instability, while material and method factors served as supplementary trigger conditions under specific operating environments. A rule-based analysis framework is proposed to support preventive maintenance and risk identification without additional sensor installation. The proposed approach demonstrates practical utility for leveraging existing maintenance histories within industrial environments.

1. 서 론

1.1 연구의 배경 및 필요성

최근 제조 산업은 디지털 전환(digital transformation)의 확산과 함께 스마트팩토리(smart factory) 기반의 데이터 중심 운영 체계를 구축하고 있다. 특히 제약 제조 산업은 Good Manufacturing Practice (GMP) 기준에 따른 엄격한 품질 관리와 공정 신뢰성이 요구되는 분야로, 설비의 안정적인 운영이 제품 품질과 생산 연속성에 직접적인 영향을 미친다. 그러나 실제 제조 현장에서는 MES, DCS, CMMS 등을 통해 다양한 유지보수 데이터가 축적되고 있음에도 불구하고, 대부분 단순 이력 관리 수준에 머물러 있다. 이에 따라

설비 보전 활동은 여전히 사후보전 또는 예방보전에 의존하는 경우가 많으며, 예기치 못한 설비 정지와 불필요한 유지보수 비용이 발생하고 있다.

최근에는 설비 상태를 실시간으로 분석하여 고장을 사전에 예측하는 예지보전이 주목받고 있으나, 기존 연구는 주로 센서 기반 데이터 활용에 집중되어 있다. 반면 제조 현장에는 작업자(man), 설비(machine), 자재(material), 작업방법(method)과 관련된 다양한 운영 데이터가 축적되어 있으며, 이는 설비 고장 발생 특성과 운영 조건을 분석할 수 있는 중요한 정보 자원으로 활용될 수 있다.

실제로 스마트 공장 운영 관리 시스템인 FOM을 활용하여 제조

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

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

Table 1 Research procedures and methodologies

Phase	Category	Key Tasks and Methodologies
Step 1	Data collection & pre-processing	Extraction and standardization of 3-year maintenance logs from CMMS and Excel
Step 2	4M-based data modeling	Classification of maintenance data and identification of failure factors based on 4M perspectives
Step 3	Correlation & pattern analysis	Quantitative analysis of correlations and patterns for sudden and recurring equipment failures
Step 4	Effectiveness review & proposal	Feasibility study of data-driven PdM and its impact on downtime reduction and stability

연속 공정 내 4M 관점의 생산성 저해 요인을 분석한 혁신 사례가 보고된 바 있으며^[1], 현장의 수기 기록물과 파편화된 데이터를 표준화하여 다차원 상관분석 모델을 구축한 연구가 수행되었다^[2]. 또한 제조 혁신 방법론으로서 FOMs 솔루션 도입을 위한 현장 데이터 신뢰성 검증 연구가 지속적으로 이루어져 왔다^[3]. 최근에는 중소 제조기업을 대상으로 레거시 시스템과 연계한 4M 데이터 자동 수집·가공 체계에 관한 실증 연구가 수행되었으며^[9], 통합 데이터 수집 및 다차원 분석 프레임워크를 적용한 연구도 활발히 진행되고 있다^[5].

따라서 본 연구에서는 제조 현장에 축적된 유지보수 이력 데이터를 활용하여 설비 고장 발생 특성과 운영 조건 간의 연관성을 분석하고, FOMs 기반 4M 데이터 통합 구조를 활용한 규칙 기반 설비 고장 예측 적용 가능성을 검토하고자 한다.

1.2 연구 목적

본 연구의 목적은 제약 제조 공정에서 축적된 설비 유지보수 데이터를 FOMs 기반의 4M 관점에서 재구성하고, 이를 활용한 규칙 기반 설비 고장 예측의 적용 가능성을 검토하는 데 있다. 이를 위해 기존 유지보수 이력 데이터를 단순 기록 정보가 아닌 설비 고장 분석 및 예방보전 의사결정에 활용 가능한 데이터로 전환하고자 하였다.

구체적인 연구 목표는 다음과 같다. 첫째, CMMS 및 유지보수 이력 데이터에 포함된 비정형 정보를 4M 관점에서 구조화하고, 용어 정규화 및 데이터 표준화를 통해 통합 분석 가능한 데이터셋을 구축한다.

둘째, 유지보수 이력 데이터를 활용하여 설비 고장 패턴과 운영 조건 간의 연관성을 분석한다.

셋째, 추가적인 센서 및 하드웨어 구축 없이 기존 유지보수 데이터를 활용한 규칙 기반 고장 판단 구조를 제안하고, 실제 제조 현장 데이터에 적용하여 예지보전 관점에서의 활용 가능성을 평가한다.

Table 2 Comparison of maintenance types

Type	Characteristics	Limitations
Corrective maintenance	Maintenance performed after equipment failure	Risk of unexpected downtime
Preventive maintenance	Scheduled maintenance based on time or usage	Possible unnecessary maintenance
Predictive maintenance	Condition-based maintenance using operational data	Requires data analysis capability

1.3 연구 범위 및 방법

연구는 제조 현장에서 운영 중인 설비 유지보수 데이터를 대상으로 수행되며, CMMS 및 엑셀을 통해 기록 관리되고 있는 유지보수 이력을 분석 대상으로 한다. 연구 대상 설비는 제약 제조 공정 중 제품을 박스에 포장하는 박스포장기로 한정하여 분석을 수행한다. 박스포장기는 반복 동작 기반의 자동화 설비로 다양한 고장 유형 및 유지보수 이력이 지속적으로 발생하여 데이터 분석 적용성이 높은 특징을 가진다.

수집된 유지보수 데이터를 기반으로 설비 고장 패턴과 영향 요인을 분석한다. 또한 돌발적으로 발생하는 고장과 반복적으로 발생하는 고장 패턴을 구분하여 데이터 특성을 분석한다.

연구 방법은 FOMs 기반의 데이터 통합 개념을 적용하여 분산된 유지보수 데이터를 통합하고, 이를 기반으로 고장 패턴 분석 및 예지보전 적용 가능성을 검토하는 방식으로 수행된다. 본 연구의 세부 절차와 단계별 분석 방법은 Table 1과 같다.

2. 이론적 배경

2.1 설비 유지보수 개념

설비 유지보수는 제조 공정에서 설비의 정상적인 운전 상태를 유지하고 생산성과 품질 안정성을 확보하기 위한 관리 활동을 의미한다. 일반적으로 유지보수는 사후보전, 예방보전, 예지보전으로 구분되며, 각 유지보수 방식의 특징과 한계는 Table 2에 제시하였다.

최근 제조 산업에서는 설비 운전 상태와 운영 데이터를 활용하여 고장 발생 가능성을 사전에 판단하는 예지보전의 중요성이 증가하고 있다. 이에 따라 설비 유지보수는 단순한 고장 수리 중심의 활동에서 데이터 기반의 예방적 관리 체계로 발전하고 있다.

2.2 FOMs 기반 4M 데이터 통합 분석 체계

FOMs는 제조 현장에서 발생하는 다양한 운영 데이터를 통합 분석하여 설비 운영 상태를 관리하고 생산성 저해 요인을 도출하기 위한 운영 관리 체계이다. 특히 제조 공정에서 발생하는 작업자, 설비, 자재 및 작업방법 데이터를 유기적으로 연계 분석함으로써 설비 이상 원인과 공정 운영 특성을 통합적으로 분석할 수 있다는

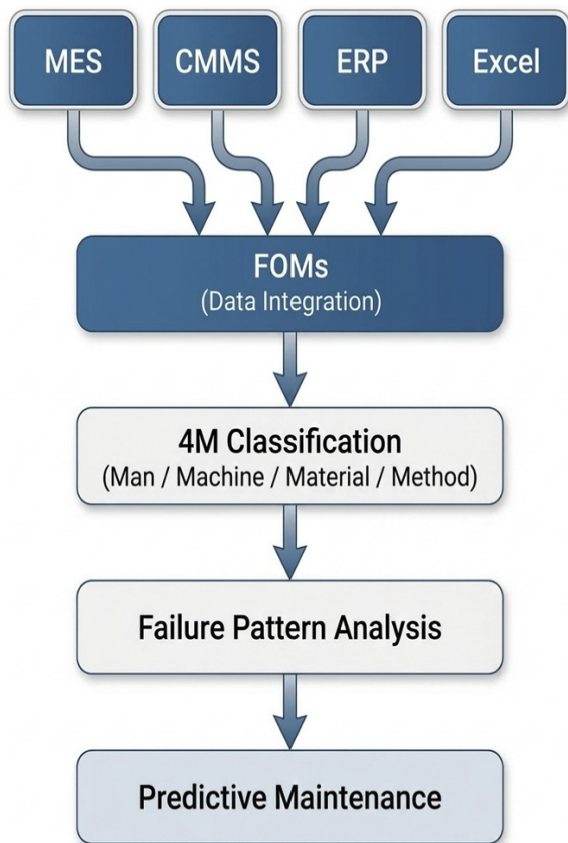


Fig. 1 FOMs-based 4M data integration framework

특징을 가진다.

기존 제조실행시스템(MES)은 생산 및 품질 데이터를 수집·관리하는 역할을 수행하나, 설비 고장과 4M 요소 간의 상관관계를 통합적으로 분석하는 데에는 한계가 있다. 반면 FOMs는 MES, CMMS, ERP 및 Excel 등 다양한 레거시 시스템에서 생성되는 데이터를 통합·표준화함으로써 설비 비가동, 품질 이상 및 공정 운영 데이터를 다차원적으로 분석할 수 있는 구조를 제공한다.

Fig. 1은 FOMs 기반 4M 데이터 통합 체계를 나타낸다. 제조 현장에서는 유지보수 이력, 작업 기록, 자재 정보 및 공정 조건 데이터가 서로 다른 시스템에 분산되어 관리되는 경우가 많다. FOMs는 이러한 이기종 데이터를 통합함으로써 설비 고장 발생 원인과 운영 조건 간의 연관성을 분석할 수 있도록 지원한다.

따라서 본 연구에서는 FOMs 기반 데이터 통합 개념을 적용하여 유지보수 데이터를 4M 관점에서 재구성하고, 설비 고장 발생 특성과 운영 조건 간의 연관성을 분석하고자 한다.

2.3 기존 연구의 한계

기존의 설비 고장 예측 및 예지보전 연구는 주로 진동, 온도, 전류 등 센서 데이터를 활용하여 설비의 물리적 상태를 분석하는 방식에 초점을 두고 있다. 이러한 접근은 실시간 상태 감시와 설비

이상 탐지에 효과적이거나, 실제 제조 현장에서 발생하는 다양한 운영 요인을 충분히 반영하기에는 한계가 있다.

특히 설비 고장은 설비 자체의 물리적 결함뿐만 아니라 작업자, 자재, 작업방법 및 공정 조건 등 다양한 요인이 복합적으로 작용하여 발생한다. 그러나 기존 연구의 대부분은 설비 상태 데이터 중심의 분석에 집중되어 있어 고장 발생에 영향을 미치는 운영 데이터와의 연관성을 종합적으로 고려하지 못하고 있다.

또한 제약 제조 환경에서는 GMP 기준에 따라 설비 적격성평가(validation) 상태를 유지해야 하므로 신규 센서 설치나 계측 인프라 확장과 같은 물리적 변경 시 변경관리 절차가 요구된다. 이 과정에서 품질 영향평가를 수행해야 하며, 변경 범위에 따라 재적격성평가 및 추가 검증 활동이 수반될 수 있다. 특히 청정 작업 구역(clean room) 내 설비의 경우 센서 및 배선 추가는 관리 대상 증가와 환경 유지 부담으로 이어질 수 있으며, 관련 문서화 및 승인 절차에도 상당한 시간과 비용이 소요된다. 따라서 센서 기반 예지보전 시스템은 기술적 타당성뿐만 아니라 GMP 규제 준수 측면에서도 적용에 현실적인 제약이 존재한다.

따라서 제약 제조 현장에서는 신규 설비나 센서 도입보다 기존 시스템에 축적된 운영 데이터를 활용하여 설비 고장을 분석하고 예측할 수 있는 접근이 요구된다. 또한 예측 결과에 대한 인과관계를 설명할 수 있는 분석 체계가 필요하며, 이는 현장 실무자의 의사결정 지원과 예지보전 모델의 실질적인 활용성을 높이는 중요한 요소로 볼 수 있다.

3. 데이터 기반 설비 고장 예측 방법

3.1 데이터 구성 및 수집

본 연구에서는 제약 제조 현장의 실제 운영 환경을 반영하기 위해 최근 3년간(2023~2025년) 축적된 설비 유지보수 데이터를 활용하였다. 연구 대상 설비는 포장 공정의 핵심 설비인 박스포장기로 선정하였다. 해당 설비는 고속 연속 운전 기반의 자동화 설비로, 자재 규격 편차 및 작업 조건 변화에 민감하게 반응하는 특징을 가진다.

Table 3은 본 연구에서 활용한 데이터 수집 범위와 구성 현황을 나타낸다.

데이터 수집 항목은 고장 현상, 고장 원인, 조치 내용, 발생 시점 및 평균 수리 시간(MTTR)을 포함하며, CMMS 데이터와 현장 실무자가 기록한 Excel 기반 유지보수 이력을 함께 활용하였다.

3.2 데이터 전처리

수집된 원시 데이터(raw data)를 분석 가능한 정형 데이터셋으로 변환하기 위해 데이터 정제 및 표준화 과정을 수행하였다.

Table 3 Summary of data collection and composition

Category	Description
Data sources	CMMS, Excel
Collection period	Jan. 01, 2023 – Dec. 31, 2025 (36 months)
Data volume	Approx. 100 cases/year (total: 320 cases)
Target equipment	Cartoning machine (cartoner) in packaging process
Key parameters	Failure symptoms, root causes, actions, timestamps, MTTR
Final dataset	280 cases (After removing duplicates and incomplete records)

Table 4 Summary of data pre-processing results

Step	Key activities	Cases	Remarks
Raw data	Integration of CMMS and excel logs	320	Initial collection
Cleaning	Text normalization & standardization	312	Correcting typos
Filtering	Removal of MTTR outliers	295	Outlier removal
Validation	Imputation of missing values	280	Missing data completion
Final set	Structuring 4M-based dataset	280	Algorithm input

3.1절에서 확보한 CMMS 및 Excel 기반 유지보수 데이터는 기록 주체와 입력 방식의 차이로 인해 용어 및 데이터 표현 방식의 일관성이 부족하였다. 이에 따라 본 연구에서는 FOMs 기반 데이터 통합 개념을 적용하여 이기종 데이터를 통합 정제하였다. 제조 현장의 비정형 유지보수 기록을 4M 기준으로 표준화하고 데이터 코드 체계를 재정립하였으며^[4], 최근에는 레거시 시스템 데이터를 연계한 통합 데이터 수집 및 다차원 분석 연구가 활발히 수행되고 있다^[5].

먼저 고장 현상 및 원인 데이터에 대해 용어 정규화를 수행하였다. 동일 의미의 현상 표현(예: “Carton Jam”, “박스걸림”)은 표준 용어로 통합하였으며, 오타와 및 불명확한 기록은 수정 또는 제거하였다.

정량 데이터의 경우 분석 결과의 신뢰성을 확보하기 위해 이상치 제거를 수행하였다. MTTR 데이터 중 다른 사례와 비교하여 현저한 차이를 보이는 값은 유지보수 기록과 현장 작업 내역을 검토하여 분석 대상에서 제외하였다. 또한 결측 데이터는 유사 고장 이력과 작업일지를 활용하여 보완하였다.

최종적으로 정제된 데이터는 4M 관점에서 구조화하였으며, 고장 패턴 분석 및 규칙 기반 고장 예측 모델의 입력 데이터로 활용하였다. 전처리 결과는 Table 4에 제시하였다.

3.3 4M 기반 데이터 분류

본 연구에서는 전처리가 완료된 유지보수 데이터를 설비 고장

Table 5 4M classification framework and data mapping criteria

Category	Definition and scope	Key mapping examples
Man	Human-related factors and operational proficiency	Operator error, skill gaps, shift-related mistakes
Machine	Physical, mechanical, and electrical conditions of equipment	Mechanical wear, sensor faults, module defects
Material	Material quality, specifications, and lot characteristics	Lot deviation, packaging defects, dimensional variation
Method	Operational procedures and process management factors	Operator setting variations, parameter setting errors, process changes

원인과 운영 특성에 따라 분류하였다. 이는 설비 고장의 원인을 작업자, 설비, 자재 및 작업방법 측면에서 분석하기 위한 과정이다.

각 유지보수 이력은 고장 원인, 조치 내용 및 발생 당시의 운영 조건을 기준으로 분류하였다. 복합 원인 사례의 경우 운전 조건, 조치 이력 및 설비 상태 정보를 종합적으로 검토하여 설비 비가동에 가장 큰 영향을 미친 요인을 기준으로 분류하였다.

분류의 객관성과 신뢰성을 확보하기 위해 제약 제조 설비 유지보수 경험을 보유한 현장 엔지니어 및 관리자의 교차 검토를 수행하였다.

수집된 유지보수 데이터는 고장 현상, 고장 원인 및 조치 내용을 기준으로 4M 요소에 매핑하였으며, 이를 고장패턴 분석 및 규칙 기반 고장 예측 모델의 기초 데이터셋으로 활용하였다. 상세 분류 기준은 Table 5에 제시하였다.

3.4 고장 패턴 분석

본 연구에서는 분류된 유지보수 데이터를 기반으로 설비 고장 패턴을 분석하였다. 반복 고장 및 조건 기반 고장 특성을 분석한 결과, 설비 고장은 특정 운영 조건과 4M 요소의 상호작용에 의해 발생하는 경향을 보였다.

작업자 측면에서는 숙련도에 따라 고장 발생 특성이 상이하게 나타났으며, 신규 작업자의 경우 조작 오류 및 설정 실수가 상대적으로 많이 발생하였다. 설비 측면에서는 주요 부품의 물리적 마모와 전기·전자 제어 부품 이상이 반복 고장의 주요 원인으로 분석되었다. 또한 자재의 규격 편차는 고속 운전 시 Jam 현상을 유발하여 설비 가동 안정성에 영향을 미쳤으며, 작업방법의 설정 조건 편차 및 임의 변경 역시 설비 운전 불안정성과 연관되는 것으로 나타났다.

특히 2개 이상의 4M 요소가 동시에 작용하는 경우 동일 고장의 반복 발생 빈도가 증가하는 경향이 확인되었다. 이는 설비 고장이 단일 원인에 의해 발생하기보다 복합적인 운영 조건의 영향을 받음을 의미한다. 4M 요인에 따른 설비 고장 발생 구조는 Fig. 2와

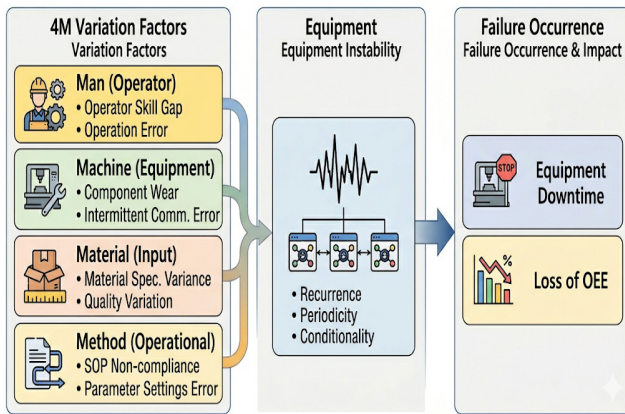


Fig. 2 4M failure analysis model

같다.

이러한 결과는 설비 고장이 단순한 우발적 현상이 아니라 운영 환경과 운전 조건에 영향을 받는 복합적 특성을 가진다는 것을 보여준다. 또한 실제 제조 현장의 운영 데이터를 활용한 제조 최적화 연구^[6] 및 스마트 제조 관리 시스템 연구^[7]의 결과와도 유사한 경향을 나타냈다. 아울러, 초대형 정밀 챔버 제조 공정에서 취득된 복합적인 현장 데이터를 4M 관점에서 다차원적으로 분석하고, To-Be 시나리오 시뮬레이션을 통해 비가동 요인을 단축하여 생산성 향상 효과를 검증하고자 한 프로젝트형 제조 공정 운영관리 선행 연구^[10]의 메커니즘과도 일치하는 분석적 성과를 보여준다. 본 분석 결과는 이후 규칙 기반 고장 판단 구조 수립을 위한 기초 자료로 활용하였다.

3.5 고장 예측 방법

본 연구에서는 4M 기반 고장 패턴 분석 결과를 활용하여 설비 고장 발생 가능성을 판단하기 위한 규칙 기반 분석 구조를 제안하였다. 제안된 방법은 데이터 분석 결과와 현장 운영 판단 기준을 결합하여 고장 위험도를 판단하는 구조로 구성되며, 주요 판단 기준은 반복 고장 발생 빈도, 특정 4M 요소 간 중첩 조건 및 시간 기반 발생 패턴을 중심으로 정의하였다.

특히 동일 고장이 특정 기간 내 반복 발생하는 경우 고위험군으로 정의하였으며, 특정 4M 요소가 동시에 작용하는 조건을 주요 고장 유발 조건(trigger condition)으로 설정하였다. 또한 작업자 숙련도, 자재 규격 편차 및 운전 조건 변화와 같은 운영 환경 변수를 함께 반영하여 실제 제조 현장의 복합적인 고장 발생 메커니즘을 분석하였다.

규칙 기반 판단 기준은 최종 정제된 280건의 유지보수 이력 데이터를 기반으로 반복 발생 빈도, 4M 요소 간 상관관계 및 Mean Time Between Failures (MTBF) 패턴을 종합적으로 분석하여 도출하였다. 특히 동일 고장의 반복 발생 특성과 운영 조건의 재현

Table 6 Decision Criteria for Rule-based Failure Prediction

Type	Criteria	Approach
Recurrence	Failure frequency	High-risk groups were identified based on repeated occurrences of identical failure types observed in historical maintenance records under similar operating conditions.
Conditionality	4M correlations	Trigger conditions were determined from recurrent combinations of 4M factors identified through correlation analysis and failure pattern analysis.
Periodicity	MTBF patterns	Prediction windows were established based on recurring MTBF patterns and temporal failure characteristics derived from historical maintenance records.

성을 함께 고려함으로써 규칙의 객관성과 현장 적용 가능성을 확보하고자 하였다.

분석 결과, 특정 운영 조건이 중첩되는 구간에서 동일 유형의 고장이 반복적으로 발생하는 경향이 확인되었다. 또한 일부 고장 유형은 작업자 조건과 자재 상태가 동시에 변화하는 경우 발생 빈도가 증가하는 특징을 나타내어, 단일 요소 중심의 분석보다 복합 조건 기반의 판단 구조가 필요함을 확인하였다.

따라서 본 연구에서는 유지보수 이력 데이터 기반의 반복 고장 특성, 4M 요소 간 상관관계 및 시간 기반 발생 패턴을 반영한 규칙 기반 고장 판단 기준을 도출하였으며, Table 6은 규칙 기반 고장 판단을 위해 적용한 주요 판단 요소와 각 판단 기준의 도출 근거를 나타낸다.

4. 분석 결과 및 적용 평가

4.1 데이터 분석 결과

본 연구에서는 CMMS 및 Excel 기반으로 수집된 설비 유지보수 데이터를 활용하여 고장 발생 분포를 분석하였다. 분석 대상은 제3장에서 정제한 최종 280건의 유지보수 데이터셋이며, 고장 현상, 원인, 조치 이력 및 발생 시점 정보를 활용하였다.

분석 결과, Machine과 Man 요소가 전체 고장의 80.0%를 차지하여 설비 자체 요인과 작업자 요인이 설비 안정성에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 세부 발생 건수와 비율은 Table 7에 제시하였다. Fig. 3은 4M 요인별 고장 발생 분포를 나타낸다. 분석 결과, 설비 고장은 Machine 및 Man 요소에 집중되는 경향을 보였으며, 이는 설비 상태 관리와 작업자 관리가 설비 안정성 확보에 중요한 요소임을 시사한다.

이러한 결과는 설비 자체 요인뿐만 아니라 작업자 숙련도, 자재 특성 및 운영 조건이 설비 안정성에 영향을 미칠 수 있음을 보여준

Table 7 4M failure factors and causes

4M factor	Cases (n=280)	Percentage (%)	Key failure causes & symptoms
Machine	134	47.9%	Component wear, sensor/module defects, intermittent communication errors
Man	90	32.1%	Operational errors by new staff, operator setting variations by experienced staff
Material	33	11.8%	Material specification variances, lot deviations, packaging defects (e.g., Carton Jam)
Method	23	8.2%	Parameter setting errors, arbitrary process changes, environmental parameter mismatches

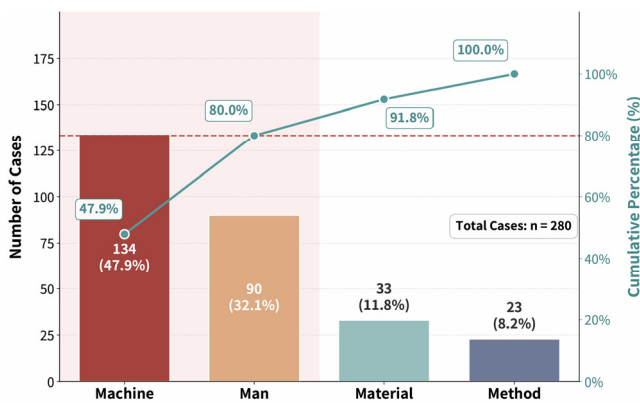


Fig. 3 Failure distribution by 4M factors

다. 특히 제약 포장 공정의 설비 고장은 단순한 기계적 결함이 아닌 다양한 운영 환경 요인이 복합적으로 작용하는 특성을 나타내는 것으로 분석되었다.

4.2 4M 요인별 고장 특성 분석

4M 요인별 고장 특성을 분석한 결과, Machine 요소는 부품 마모, 전기·전자 부품 이상 및 통신 오류 등 설비 자체의 물리적 열화와 직접적인 관련이 있는 것으로 나타났다. 특히 반복 가동에 따른 주요 부품의 마모와 제어 모듈 이상은 설비 다운타임의 주요 원인으로 확인되었다.

Man 요소에서는 작업자의 숙련도에 따라 고장 발생 특성이 다르게 나타났다. 신규 작업자는 초기 세팅 오류와 작업 숙련도 부족으로 인한 고장 발생 비중이 높았으며, 숙련 작업자는 작업 조건 변경 및 운전 방식 차이에 따른 반복 고장 경향을 보였다. 작업자 숙련도에 따른 세부 결과는 Table 8 및 Fig. 4에 제시하였다.

Material 및 Method 요소는 발생 비중은 상대적으로 낮았으나 특정 조건에서 설비 고장을 유발하는 주요 트리거로 작용하였다. Material 요소에서는 포장 자재의 규격 편차가 Jam 현상의 주요

Table 8 Failure characteristics by operator proficiency

Operator category	Cases (n=90)	Percentage (%)	Key failure causes & Symptoms
New	58	64.4%	Inexperience in complex operations, initial parameter entry errors, lack of SOP understanding leading to initial setup faults
Experienced	32	35.6%	Decreased attention due to repetitive tasks, differences in operating condition application by operators, and variations in parameter management

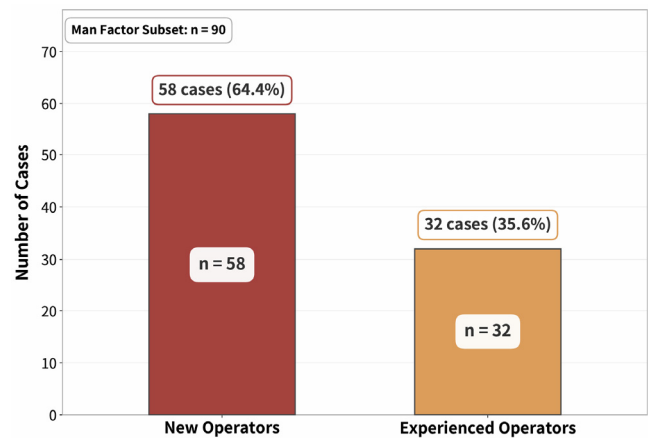


Fig. 4 Failure frequency and distribution by operator proficiency

원인으로 확인되었으며, Method 요소에서는 임의 설정값 변경이 반복적인 설비 이상과 연관성을 보였다. 이는 자재 품질과 작업 조건 관리가 설비 안정성 확보에 중요한 요소임을 의미한다.

종합적으로 분석한 결과, 설비 고장은 단순한 기계적 결함이 아니라 작업자, 자재 및 작업방법이 복합적으로 작용하는 특성을 나타냈다. 이러한 결과는 후속 절에서 제시하는 4M 통합 규칙 기반 고장 예측 모델의 판단 기준 수립을 위한 기초 자료로 활용하였다.

4.3 반복 및 조건 기반 고장 패턴 분석

본 연구에서는 4M 관점에서 재구성된 유지보수 데이터를 활용하여 반복 고장 특성과 조건 기반 고장 발생 패턴을 분석하였다. 분석 결과, 동일한 고장 유형이 특정 설비 및 운전 조건에서 반복적으로 발생하는 경향이 확인되었다. 주요 반복 고장 유형은 Sensor Error, Carton Jam, Motor Alarm 및 Parameter Error로 나타났으며, 관련 세부 내용은 Table 9에 제시하였다. 특히 Sensor Error와 Motor Alarm은 설비의 물리적 열화 및 제어 계통 이상과 연관된 대표적인 반복 고장 유형으로 확인되었으며, Carton Jam은 자재 규격 편차와 운전 조건이 복합적으로 작용할 때 빈번하게 발생하는 것으로 나타났다. 또한 Parameter Error는 작업자의 설정 조

Table 9 Top recurrent failure types

Failure type	Frequency (cases)	Main related 4M factor	Key operational symptoms
Sensor error	15	Machine	Intermittent signal loss, module communication defects
Carton jam	13	Material / Method	Packaging material stuck, guide rail misalignment
Motor alarm	11	Machine	Motor overload, overheating, bearing wear, abnormal current fluctuation
Parameter error	9	Man / Method	Parameter setting errors, arbitrary process changes, environmental parameter mismatches
Conveyor fault	7	Machine	Belt tension slack, motor driver overheating faults

Table 10 Failure trigger conditions based on 4M factors

Trigger condition combination	Related failure type	Major 4M factor	System operational risk level
New operator + Initial Setup	Parameter error	Man	Critical
Material variation + High speed	Carton jam	Material / Machine	High
Long operating time + Overload	Motor alarm	Machine	High
Arbitrary parameter change	Conveyor fault	Method	Medium

건 및 운전 방식과 밀접한 관련성을 보였다. 이러한 결과는 설비 고장이 단일 원인에 의해 발생하기보다 설비 상태와 운영 조건이 복합적으로 작용하는 특성을 가짐을 시사한다.

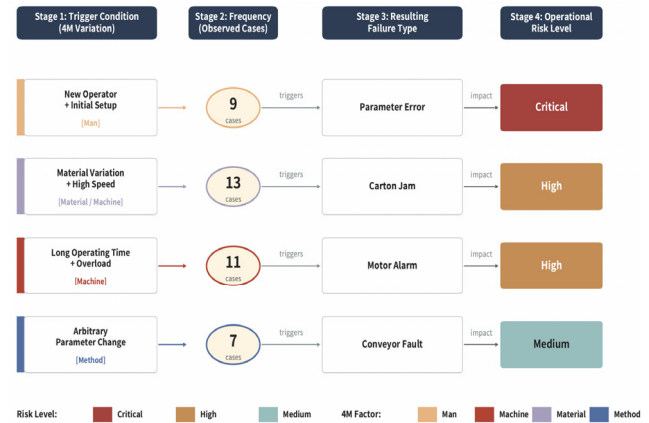
반복 고장 분석 결과, 주요 고장 유형은 특정 4M 요소와 밀접한 연관성을 보였으며, 고장 발생 원인이 특정 운영 조건에 집중되는 경향이 확인되었다.

조건 기반 분석 결과, 설비 고장은 단일 요인보다 4M 요소가 복합적으로 작용할 때 발생 위험이 증가하는 것으로 나타났다. 주요 고장 유발 조건과 위험 수준은 Table 10에 제시하였다.

Fig. 5는 4M 요소의 변동 조건과 주요 고장 유형 간의 인과적 연계 구조를 나타낸다. 분석 결과, 특정 운영 조건이 충족될 때 고장 발생 위험이 증가하는 경향이 확인되었으며, 이는 설비 고장이 관리 가능한 패턴을 가질 수 있음을 시사한다.

4.4 4M 주기성 기반 고장 특성 분석

주기성 분석 결과, 일부 고장 유형은 일정한 시간 간격 또는 특정

**Fig. 5 4M-based failure trigger flow with observed cases and operational risk levels**

운전 주기 이후 반복적으로 발생하는 경향이 확인되었다. 특히 Motor Alarm(11건) 및 Conveyor Fault(7건)와 같은 기계적 열화 고장은 장시간 설비 운전 이후 일정 간격(MTBF 패턴)으로 반복되는 특성이 나타났으며, 이는 특정 부품의 마모 누적 및 설비 피로도 증가와 연관되는 것으로 분석되었다.

또한 MTTR 분석 결과, 반복 고장 발생 시 평균 조치 시간이 증가하는 경향이 확인되었다. 이는 반복 고장이 생산 비가동 시간 증가와 설비 운영 효율 저하로 이어질 수 있음을 의미한다.

이러한 결과는 기계적 열화성 고장에 대해 MTBF 기반의 예방 보전 시점을 설정할 수 있음을 시사하며, 후속 절에서 제안하는 규칙 기반 고장 판단 구조의 근거 자료로 활용될 수 있다.

4.5 4M 요소별 운영 위험도 및 효과 분석

본 연구에서는 앞서 도출된 고장 발생 분포와 패턴 분석 결과를 바탕으로, 4M 요소가 설비 가동 안정성과 다운타임에 미치는 영향을 비교·분석하였다. 이를 통해 규칙 기반 고장 예측 모델 설계 시 우선적으로 고려해야 할 핵심 위험 인자를 도출하고자 하였다.

분석 결과, Machine 요소는 발생 빈도와 운영 영향도 측면에서 가장 높은 위험도를 나타냈다. 설비 부품의 마모, 제어 모듈 이상 및 구조적 열화는 반복적인 설비 정지와 장시간 다운타임을 유발하는 주요 원인으로 확인되었다. 또한 Man 요소는 작업자 숙련도와 운전 조건 관리 수준에 따라 고장 발생 빈도에 큰 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 특히 초기 세팅 오류와 작업 조건 관리 미흡은 반복적인 설비 이상과 연관성을 보였다.

반면 Material 및 Method 요소는 발생 빈도는 상대적으로 낮았으나 특정 운전 조건에서 설비 이상을 유발하는 주요 트리거로 작용하였다. 자재 규격 편차는 Jam 현상의 원인으로 확인되었으며, 작업 조건 변경 및 일일보전 미흡은 공정 안정성을 저해하는 요인으로 분석되었다.

Table 11 Impact analysis of 4M factors

4M factor	Impact level	Main failure characteristics	Operational impact
Machine	Very high	Component wear, module defects, structural fatigue	Repeated downtime, equipment instability
Man	High	Operational errors, SOP non-compliance	Increased setup failures, unstable operation
Material	Medium	Material specification variation, packaging defects	Frequent jam occurrence, forced equipment stop
Method	Medium	Arbitrary parameter changes, poor daily maintenance	Repeated abnormal operation, process instability

4M 요소별 영향도 및 운영 위험도 평가 결과는 Table 11에 제시하였다. 종합적으로 분석한 결과, 설비 고장은 Machine과 Man 요소가 지배적인 영향을 미치는 가운데 Material 및 Method 요소가 특정 조건에서 복합적으로 작용하여 고장 위험을 증가시키는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 후속 절에서 제안하는 규칙 기반 설비 고장 예측 모델의 판단 기준 및 의사결정 규칙 수립의 기초 자료로 활용하였다.

4.6 FOMs 기반 4M 고장 예측 적용 결과

본 연구에서는 FOMs 기반 4M 데이터 통합 분석 구조를 활용하여 규칙 기반 설비 고장 예측 방법의 현장 적용 가능성을 검토하였다. 제안된 방법은 유지보수 이력 데이터를 분석하여 고장 발생 특성과 운영 조건을 기반으로 설비 고장 발생 위험도를 판단하는 구조로 구성된다.

분석 결과, 반복 고장 이력을 가진 결합은 유사한 운전 조건과 작업 환경에서 재발하는 경향이 확인되었으며, Machine, Man, Material 및 Method 요소가 복합적으로 중첩될 경우 고장 발생 위험이 증가하는 것으로 나타났다. 또한 Motor Alarm 및 Conveyor Fault와 같은 기계적 열화성 고장은 MTBF 패턴을 기반으로 일정한 발생 주기를 나타내어 예방적 유지보수 적용 가능성을 확인할 수 있었다.

Fig. 6은 본 연구에서 제안한 규칙 기반 고장 판단 구조를 나타낸다. 유지보수 데이터를 기반으로 주요 고장 패턴과 운영 조건을 분석하고, 이를 바탕으로 고위험군을 판정하여 예방 점검 및 유지보수 의사결정에 활용할 수 있도록 구성하였다. 또한 고위험 조건이 식별될 경우 현장 관리자가 예방 점검, 부품 교체 및 작업 조건 개선 등의 선제적 조치를 수행할 수 있도록 지원한다.

후향적 검증 결과, Sensor Error, Carton Jam 및 Motor Alarm과 같은 주요 반복 고장 유형은 사전에 정의한 위험 조건과 높은

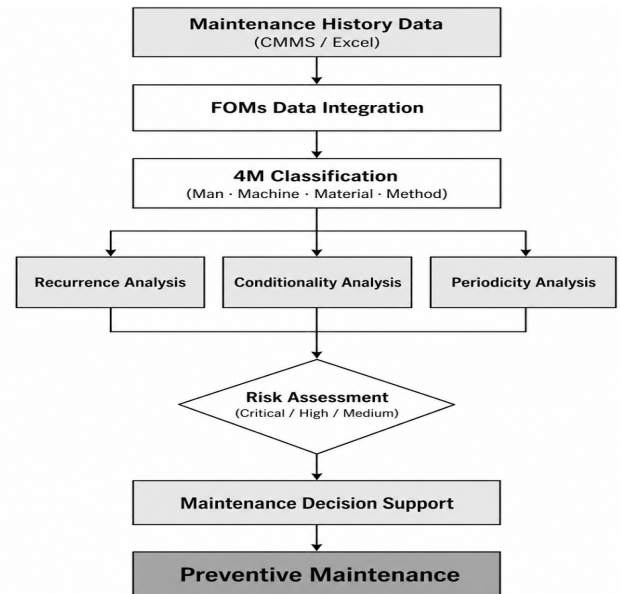


Fig. 6 Rule-based failure prediction framework

연관성을 나타냈다. 이는 별도의 신규 센서 설치 없이도 기존 유지보수 데이터를 활용하여 설비 이상 발생 가능성을 사전에 판단할 수 있음을 보여준다.

다만 본 연구는 제약 제조 공정의 박스포장기를 대상으로 수행한 단일 사례 연구이며, 최종 정제된 280건의 유지보수 이력 데이터를 활용하여 규칙 기반 판단 구조의 적용 가능성을 검토한 연구라는 한계가 있다. 향후에는 다양한 제조 설비의 유지보수 데이터를 확보하여 교차검증(cross-validation)을 통해 규칙 기반 판단 구조의 신뢰성과 일반화 가능성을 검증하고, 머신러닝 기반 예측 기법과 결합한 하이브리드(hybrid) 예지보전 모델로 확장할 필요가 있다.

4.7 4M 요소 및 고장 유형 간 상관관계 분석

본 연구에서는 주요 반복 고장 유형과 4M 요소 간의 연관성을 다차원 매트릭스 형태로 분석하여 규칙 기반 고장 예측 모델의 설명 가능성을 검토하였다. 분석의 객관성을 확보하기 위해 최종 정제된 280건의 유지보수 이력 데이터와 제약 설비 보전 분야 실무 엔지니어 3인의 검토 결과를 종합하여 상관관계 가중치를 산정하였다. Fig. 7은 고장 유형과 4M 요소 간의 상관관계를 시각화한 결과를 나타낸다.

분석 결과, 고장 유형별로 지배적인 4M 인자가 명확하게 구분되는 것으로 확인되었다. Motor Alarm은 Machine 요소와 높은 상관관계를 나타내어 설비 열화 및 부품 마모의 영향을 크게 받는 것으로 분석되었다. Carton Jam은 Material 요소와 높은 연관성을 보여 자재 규격 편차가 주요 원인으로 작용하는 것으로 확인되었다. 또한 Parameter Error는 Man 및 Method 요소와 높은 상관

4M Factors	Sensor Error	Carton Jam	Motor Alarm	Parameter Error
Man (Operator Proficiency)	0 (Very Low)	1 (Low)	0 (Very Low)	2 (High)
Machine (Equipment Condition)	2 (High)	1 (Low)	3 (Very High)	0 (Very Low)
Material (Material Quality)	0 (Very Low)	3 (Very High)	0 (Very Low)	0 (Very Low)
Method (Work Method)	1 (Low)	1 (Low)	0 (Very Low)	2 (High)

Fig. 7 Correlation between 4M factors and failure types

관계를 나타내어 작업자 숙련도와 운전 조건 관리가 중요한 영향을 미치는 것으로 분석되었다.

이러한 결과는 설비 고장이 단일 요인에 의해 발생하기보다 특정 4M 요소와 밀접하게 연관되어 있음을 보여준다. 또한 규칙 기반 분석을 통해 고장 발생 시 우선적으로 점검해야 할 운영 인자를 식별할 수 있어 현장 관리자의 유지보수 의사결정을 지원하는 실무적 활용 가능성을 확인하였다.

5. 결론

5.1 연구 결과 및 의의

본 연구에서는 FOMs 기반 4M 데이터 통합 분석 구조를 활용하여 제약 제조 공정의 설비 유지보수 데이터를 재구성하고, 이를 기반으로 설비 고장 패턴 분석 및 규칙 기반 고장 예측 구조의 적용 가능성을 검토하였다.

분석 결과, 전체 고장 280건 중 Machine 및 Man 요소가 전체 고장의 80.0%를 차지하는 것으로 나타났으며, 설비 자체의 열화와 작업자 운영 조건이 설비 안정성에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 또한 4M 데이터를 통합 분석한 결과, 설비 고장은 특정 조건에서 반복적으로 발생하는 경향을 보였으며, 운전 조건과 운영 환경에 따라 고장 발생 위험이 증가하는 것으로 나타났다.

특히 유지보수 이력 데이터를 기반으로 한 규칙 기반 고장 판단 구조를 적용한 결과, Sensor Error, Motor Alarm 및 Carton Jam과 같은 반복 고장 유형에 대해 고위험 조건을 사전에 식별할 수 있는 가능성을 확인하였다. 또한 MTBF 기반 시간 패턴 분석을 통해 기계적 열화성 고장의 예방적 유지보수 적용 가능성을 확인하였다.

본 연구는 기존의 센서 기반 예지보전 연구와 달리 CMMS 및 Excel 기반의 유지보수 이력 데이터를 활용하여 설비 고장 예측 구조의 적용 가능성을 검토하였다는 점에서 차별성을 가진다. 또한 제약 제조 환경에서 추가적인 센서 설치나 설비 개조 없이 기존 데이터를 활용할 수 있는 실무적 접근 방안을 제시하였으며, 작업자, 설비, 자재 및 작업방법을 통합적으로 고려한 FOMs 기반 4M

분석 체계를 통해 제조 현장의 실제 운영 특성을 반영할 수 있는 방법론을 제안하였다.

실제 제조 현장에 적용하기 위해서는 유지보수 데이터의 표준화와 지속적인 품질 관리가 선행되어야 하며, CMMS 및 MES 등 운영 시스템 간의 데이터 연계 체계 구축이 필요하다. 또한 본 연구에서 제안한 FOMs 기반 4M 분석 절차는 유지보수 이력이 축적되는 다양한 제조 설비에도 적용 가능한 데이터 기반 분석 프레임워크로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

5.2 연구의 한계점 및 향후 연구

본 연구는 제약 제조 공정의 박스포장기를 대상으로 수행한 단일 사례 연구로, 다양한 제조 설비 및 산업 분야에 대한 일반화에는 한계가 있다. 또한 최종 정제된 280건의 유지보수 이력 데이터를 활용하여 규칙 기반 판단 구조를 제안하였으나, 교차검증(cross-validation)과 같은 정량적 성능 검증은 수행하지 못하였다. 아울러 CMMS 및 Excel 기반 유지보수 이력 데이터의 특성상 데이터 기록 품질과 입력 정확도의 영향을 받을 수 있으며, 규칙 기반 접근 방식은 복잡한 비선형 상호작용을 충분히 반영하지 못하는 한계가 존재한다.

향후에는 다양한 제조 설비와 공정을 대상으로 데이터 범위를 확대하고, 유지보수 데이터 표준화 체계를 고도화할 필요가 있다. 또한 교차검증(cross-validation)을 통해 규칙 기반 판단 구조의 신뢰성과 일반화 가능성을 검증하고, 유지보수 이력 데이터와 실시간 센서 데이터를 통합한 분석 구조를 기반으로 인공지능 및 머신러닝 기법을 결합한 하이브리드 예지보전 모델 연구가 수행될 필요가 있다. 특히 규칙 기반 모델의 한계를 보완하기 위해 대규모 4M 데이터셋 분석 기법과 알고리즘을 결합하여 설비 소모성 부품의 수명 예측 정확도를 고도화하고, 최근 제안된 AI-FOM 프레임워크 기반 연구 결과를 참고하여 모델을 발전시킬 수 있을 것으로 판단된다^[8]. 이를 통해 예측 정확도와 실시간 대응성을 향상시키고, 실제 제조 현장에서의 장기 운영 효과를 검증할 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] Kim, S. C., Kim, J. H., Nam, K. S., Kim, S. Y., 2024, A Case Study on Manufacturing Innovation Using the FOM System in the Continuous Process of Film Manufacturing, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 33:1 69-76, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2024.33.1.69>.
- [2] Lee, H. Y., Kim, S. C., Kim, H. S., Lee, E. S., Kim, S. Y., 2023, A Study on the Introduction of FOMs in BOPP Film

- Manufacturing Plant, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conf., 100.
- [3] Oh, S. S., Yang, H. S., Bae, B. S., Kim, S. Y., 2021, Application of FOM Methodology for 4M Optimization Based on the Data of Manufacturing Process of Mechanical Parts, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 30:6 456-464, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2021.30.6.456>.
- [4] Choi, S. W., Kim, J. H., Yun, D. M., Kim, S. Y., 2023, A Case Study on MES Development for the Use of FOM Solutions in Printing Factories, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conf., 97.
- [5] Lee, S. H., Jang, J. H., Kim, J. H., Kim, S. Y., 2025, Development and Validation of a FOM-Based Integrated Energy Data Collection Framework for Manufacturing Operations, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 34:6 428-437, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2025.34.6.428>.
- [6] Oh, S. S., Yang, H. S., Lee, N. E., Park, Y. R., Bae, B. S., Kim, S. Y., 2021, The Study for 4M Optimization Based on the Data of the Cold Forming Process Using FOM, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conf., 60.
- [7] Cho, M. S., Nam, K. S., Jang, O. S., Kim, S. Y., 2022, FOM-POP System Implementation Method for Real-time Smart Manufacturing Management, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conf., 91.
- [8] Yoo, H. S., Keum, D. R., Cheon, S. H., Kim, S. Y., 2025, Optimization and Efficiency Enhancement of Automotive Cutting Tools Using AI-FOM Framework, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Autumn Conf., 149.
- [9] 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>.

- [10] Lee, N. E., Oh, S. S., Bae, B. S., Kim, S. Y., 2021, A Study on an Effective Factory Operation Management by Analyzing 4M Data of a Big Chamber Manufacturing Process Using FOM System, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Autumn Conf., 127.

	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
	Young-Jin Kim Principal Researcher at Osong Medical Innovation Foundation. His research interests include smart manufacturing, data-driven maintenance strategies, digital transformation of industrial systems, and the development and evaluation of advanced medical devices. E-mail: kim.yj@kbiohealth.kr
	Su Young Kim Professor in the Department of AI Smart Factory Convergence Engineering Hoseo University. His research interests include applications of FOM (smart -Factory Operation Management) with AI. E-mail: df2030@hoseo.edu