



제조현장의 FOM 기반 에너지 데이터 통합 수집 모델 설계 및 실증 분석

이상훈^a, 장재훈^a, 김재하^b, 김수영^{a,*}

Development and Validation of a FOM-Based Integrated Energy Data Collection Framework for Manufacturing Operations

Sang Hun Lee^a, Jae Hoon Jang^a, Jae Ha Kim^b, Su Young Kim^{a,*}^a Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University^b Industry-Academic Cooperation Foundation, Namseoul University

ARTICLE INFO

Article history:

| | | | |
|----------|----|----------|------|
| Received | 5 | August | 2025 |
| Revised | 2 | November | 2025 |
| Accepted | 18 | November | 2025 |

Keywords:

FEMS
4M1E
Legacy system(ERP, MES, POP etc)
FOM
Multi-dimension analysis
PBL

ABSTRACT

In this study, FEMS (Factory Energy Management System) data and the FOM (Factory Operation Management) solution were integrated to support energy-efficient operations and performance improvement in manufacturing. Traditional MES or manual data had limitations in linking productivity with energy use. By applying a 4M1E-based multidimensional analysis framework, energy-related KPIs were structured, including KPI Code #5100 (monthly electricity usage) and KPI Code #5200 (electricity or CO₂ per production unit). Actual data from J Industry Co., Ltd. was used to evaluate energy consumption, cost, and emissions, and additional KPIs Code (#5300, #5400, #5500) were verified using simulation data. This integration enables data-driven insights into operational losses and provides a practical tool for factory operation management.

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

제조업은 생산성 중심의 운영을 기반으로 하면서도, 에너지 효율과 환경 대응을 동시에 고려하는 전략적 운영 체계의 수립이 현대 제조시스템의 핵심 과제로 자리매김하고 있다. 최근 전력 단가의 가파른 상승, 피크 부하의 대응, 온실가스 감축 요구 등은 생산성을 유지하면서 에너지 효율을 극대화해야 하는 과제를 제기하고 있다. 이에 따라 공정 단위의 에너지 흐름을 정량적으로 분석하고, 이를 생산성과 연계하여 최적의 개선 방향을 도출할 수 있는 통합 분석 체계의 구축 필요성이 한층 높아지고 있다^[1].

그러나 국내 중소 제조 현장에서는 Manufacturing Execution

System(MES)와 같은 제조 관리 시스템의 도입률이 낮고, 수기 기반 운영에 의존하는 비율이 높다. Factory Energy Management System(FEMS) 또한 정부의 지원사업이나 시범 사업을 통해 제한적으로 도입^[2]되고 있으며, 실제 운영 단계에서는 전력 사용량의 실시간 모니터링에 국한되는 경우가 많다. 이러한 구조에서는 생산성과 연계된 운용 지표를 도출하기 어렵고, FEMS의 활용 목적 역시 에너지 절감에 초점을 둔 수동적 관리수준에 머물러 있다. 따라서 생산성과 에너지 효율을 통합적으로 진단할 수 있는 전략적 운영 도구로서의 전환이 필요하다^[3].

이러한 한계를 극복하기 위해 본 연구에서는 Factory Operation Management(FOM) 솔루션을 중심으로 FEMS 데이터를 구조적으로 연계하고, Man, Machine, Material, Method, Energy(4M1E)

* Corresponding author. Tel.: +82-70-8600-5336

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

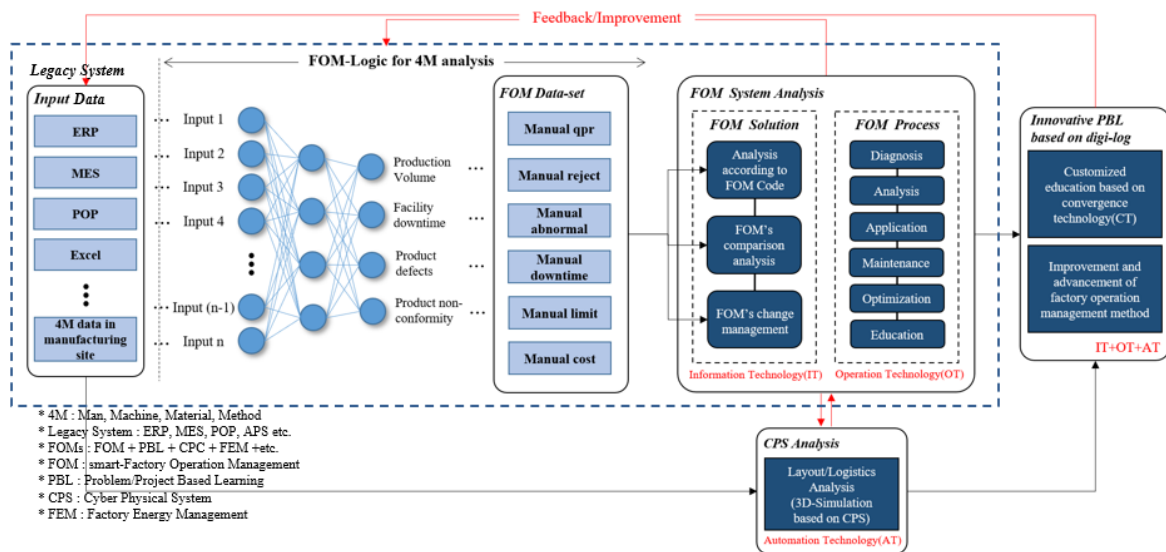


Fig. 1 FOMs package structure^[4]

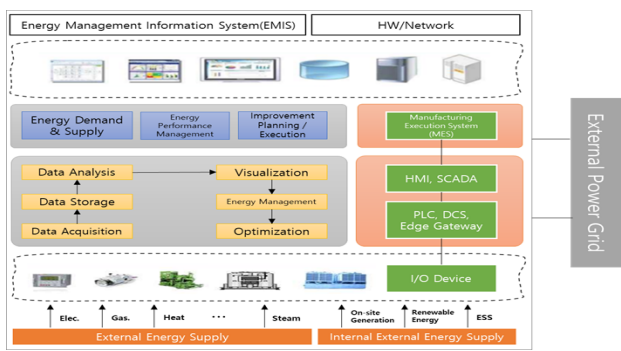


Fig. 2 FEMS components^[6]

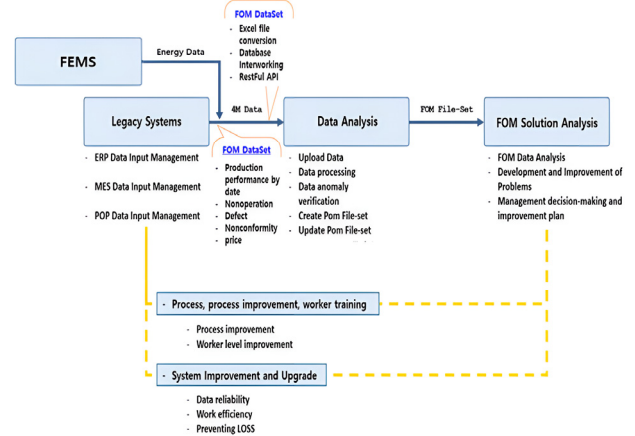


Fig. 3 Linkage between legacy system and FOM solution

기반의 Key Performance Indicator(KPI) 분석 체계를 설계하였다. FOM은 제조 현장의 운영 요소를 다차원적으로 분석하고 성과 지표와 연계할 수 있는 분석 틀을 제공하며, 에너지 데이터와 생산 데이터를 통합하여 운영 성과를 구조적으로 진단할 수 있는 기반을 제공한다^[4].

이러한 분석 구조의 구성과 기능은 시스템 기능 간의 연계 흐름을 도식화하고, 분석 대상의 구조적 분해와 통합적 판단 과정을 지원하도록 설계된 Fig. 1 FOM 패키지 구조를 통해 시각적으로 표현된다^[4]. 한편 Fig. 2는 FEMS의 구성요소를 나타낸 도식으로, 전력 계측, 부하 분석, 알람 기능 등 현재 FEMS가 제공하는 주요 기능을 시각화한 것이다^[5,6]. 현장의 FEMS는 모니터링 중심으로 설계되어 있어, 정량적인 생산성과 연계하거나 운영상의 원인 진단에는 구조적 제약이 있다.

이를 보완하기 위해, 본 연구에서는 Fig. 3과 같이 Legacy 시스템과 FOM 솔루션 간의 연계 구조를 정립하고, KPI 기반의 성과 분석 체계를 중심으로 현장 데이터를 재구조화하는 모델을 제안한다. 이를 통해 생산성과 에너지, 환경지표를 연계한 전략적 분석

기반을 제공함으로써, 기존의 에너지 절감 중심 사고에서 벗어나 데이터 기반의 통합 운영 체계로서의 전환을 실현하고자 한다.

본 연구는 폴리프로필렌(PP) 원사 및 필터 제품을 생산하는 중소 제조기업인 (주)산업을 사례 대상으로 하였다. 해당 기업은 파워 케이블용 필터와 농업용 로프 원사 등을 주력으로 생산하며, 주요 고객은 국내외 전력 케이블 제조사 및 농업 자재 유통업체로 구성된다. 제조 공정은 압출(extrusion), 냉각(cooling), 연신(drawing), 권취(winding)로 이어지는 연속 생산 방식이며, 공정 단계별로 에너지 소비 특성이 상이하게 나타난다. 이러한 구조는 전기 사용량 기반 KPI 분석에 적합하며, 본 연구에서는 실제 생산 실적과 전력 계측 데이터를 활용하여 FOM 분석 체계의 적용 가능성을 검토하였다.

특히 MES가 도입되지 않은 상태에서 수기 작업일지를 통해 생산 데이터를, 디지털 전력계(FEMS)를 통해 일간 전력 사용 데이터를 각각 관리하고 있다. 이러한 데이터를 기반으로 FOM 솔루션

내 기존 KPI 코드 체계에 #5000번대를 신규 정의하였으며, 주요 항목으로는 #5100(전력사용량), #5200(단위 생산당 전력 또는 CO₂ 배출량) 등을 정량화하였다. 또한 현장에서 취득하기 어려운 항목에 대해서는 실제 운영 조건을 반영한 가상 데이터를 기반으로, #5300(설비별), #5400(작업자별), #5500(요인별) 에너지 사용량의 분석 가능성을 검토하였다.

본 연구의 목적은 다음 세 가지로 정리된다. 첫째, 생산성과 연계가 가능한 FEMS 기반 에너지 데이터의 수집 항목을 재정의하고, 둘째, 이를 FOM 솔루션 구조 내에서 KPI 체계로 통합하며, 마지막으로, 실제 제조 현장에 적용하여 그 실효성을 입증하는 것이다. 이를 통해 FEMS의 구조적 한계를 보완하고, 에너지 중심의 전략적 운영관리 체계로 전환하기 위한 분석 프레임워크를 제안한다.

2. 본 론

2.1 FOM Solution의 선행연구

FOM 솔루션은 제조 현장의 작업자(man), 설비(machine), 자재(material), 작업 방식(method)을 4M 분석 구조로 수집하고, KPI 기반의 정량적 분석을 통해 공정 단위의 운영 성과를 진단할 수 있도록 설계된 성과관리 시스템이다⁷⁾. 기존 MES나 수작업 기반의 관리 방식과 달리, 생산성과 품질에 영향을 미치는 다양한 요인을 구조적으로 분석할 수 있으며, 생산 실적, 비가동, 불량, 부적합 항목을 기반으로 4M 간 상호작용을 다차원적으로 해석할 수 있다⁴⁾.

김수영(2021)은 제조 현장의 다양한 데이터를 FOM 체계로 정규화하고, 이를 KPI 중심으로 진단함으로써 생산성 저해 요인을 정량적으로 분석할 수 있는 방법론을 제시하였다. 이 연구는 실적 기반 Problem/Project Based Learning(PBL, 문제중심학습)을 적용하여 현장 작업자 스스로 공정의 병목이나 이상 상황을 도출하고 개선할 수 있도록 구조화하였다⁴⁾. 이후 손경섭(2024)의 연구에서 중소기업형 FOM-MES 연동 시스템 구축 사례⁸⁾에서는 MES와 연동된 실시간 자료수집 체계와 대시보드 기반 KPI 분석 환경을 구현함으로써 중소 제조기업에서도 FOM을 통한 진단 기반 경영이 가능함을 보여주었다.

최근에는 FOM의 분석 구조를 Environmental, Social, Governance(ESG) 경영 체계에 연동하려는 시도도 등장하고 있다. 김재하(2023)의 연구에서는 4M 기반의 생산 데이터와 환경 데이터를 통합하여 FOM-ESG 융합 솔루션을 제안하였고, FOM의 KPI Code #5000을 환경 영역(environment) 분석에 적용하였다. 해당 연구는 생산량, 비가동, 불량 등의 기존 운영 지표에 에너지사용량, 탄소 배출량, 폐기물 발생 등의 환경 정보를 통합하고, 기업의 ESG 목표 달성도를 계량화할 수 있는 구조를 제시하



Fig. 4 FOM structure and analysis components (Source: Digital Factory Center¹²⁾)

Table 1 QPR dataset applied to the FOM system

| Item | Detail | |
|----------------------|---------------|---------------------|
| Manual qpr file | Product type | Convert to CSV file |
| Manual downtime file | Downtime type | |
| Manual cost file | Product cost | |
| Manual abnormal file | Abnormal type | |
| Manual reject file | Project type | |

1) Manual qpr.YYYY.csv

| Date | Shift | CAT_LS | CAT_LE | CAT_LS | EQP_ID | PRD_ID | OPR_ID | ACT_QTY | PLN_QTY | WORK_TM | EFF_RT | CT | DTN_CD | DTN_TM | NCF_CD | NCF_QTY | NCF_QTY | DFT_QTY |
|------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|--------|----|--------|--------|--------|---------|---------|---------|
| yyyy-mm-dd | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

2) Manual limit.csv

| Shift | PLT_ID | PRC_ID | SUB_PRC | EQP_ID | PRD_ID | ACH(MIN) | ACH(MAX) | DTN_RT | DFT_RT | NCF_RT |
|-------|--------|--------|---------|--------|--------|----------|----------|--------|--------|--------|
| | | | | | | | | | | |

3) Manual cost.csv

| PLT_ID | PRC_ID | SUB_PRC | PRD_ID | COST |
|--------|--------|---------|--------|------|
| | | | | |

4) Manual downtime.csv

| FACTOR_NM |
|-----------|
| |

5) Manual Nonconforming.csv

| FACTOR_NM |
|-----------|
| |

6) Manual reject.csv

| FACTOR_NM |
|-----------|
| |

였다¹⁾. 특히 FOM-ESG Data-file set을 구성하여, 에너지와 환경 항목이 KPI 기반 의사결정에 직접 연결될 수 있는 기반을 마련하였다는 점에서 본 연구와 직접적으로 연결된다.

이러한 선행 연구를 기반으로, 기존 4M 구조에 에너지(energy)를 포함한 4MIE 분석 체계를 설계하고, 생산성과 에너지 효율을 동시에 고려하는 KPI 구조를 제안함으로써 FOM의 적용 범위를 확장하고자 한다.

2.2 FOM 시스템 구조와 4MIE 분석 관점

FOM 시스템은 제조 현장의 성과 진단을 위해 개발된 분석 도구로서, 공정별 데이터를 4M 기준으로 수집하고 이를 정형화된 KPI 체계로 해석한다⁴⁾. 이 시스템은 현장의 실적 데이터를 기반으로 각 운영 요인의 변화와 그에 따른 품질, 생산성, 비가동 등의 결과를 연계 분석함으로써 문제 요인을 정량적으로 도출할 수 있도록 설계되어 있다.

FOM 시스템의 핵심은 Fig. 4와 같이 ‘다차원 구조’에 있다. 각 작업 데이터를 4M 요소별로 분해하고, 동일한 공정 내에서도 작업자나 설비, 자재의 조건에 따라 KPI의 변화를 비교 분석할 수 있는 구조를 제공한다. 이를 통해 단일 사건이 아닌 다차원적 원인 구조를 분석하여, 생산성 저해 요인, 품질 불량 패턴, 설비 비가동의 빈도와 원인을 종합적으로 진단할 수 있다.

또한 자료수집은 수기, Excel 기반 자료 또는 MES 연동 등 다양한 방식으로 유연하게 구성 가능하다는 점에서 중소기업에도 적합한 구조이다. 이러한 유연한 입력 체계를 위해, FOM 솔루션은 Table 1과 같이 Quick Plan Result(QPR) 구조의 파일셋을 기준으로 설계되어 있다^[9]. 이 파일 구조는 4M 요소를 기준으로 데이터를 병렬 구성하며, KPI 산출과 다차원 분석을 가능하게 하는 전처리 체계를 제공한다^[8].

그러나 기존 FOM 구조는 에너지 항목을 독립 요소로 취급하지 않으며, 전력 사용량이나 CO₂ 배출량과 같은 환경지표는 분석 대상에서 제외되어 있다. 이에 따라 본 연구는 기존의 4M 분석 구조에 Energy(E)를 포함하여 4MIE 분석 체계를 제안한다. 에너지는 단순한 소비 항목이 아니라, 생산활동이 내재 되어 있는 중요한 성과 지표이며, 생산성과 직접적으로 연계된 관리 대상이다. 예를 들어, 동일한 제품을 생산하더라도 설비나 작업자에 따라 에너지 효율이 달라질 수 있으며, 이를 수치화하지 않으면 실질적 개선은 이루어질 수 없다.

4MIE 구조는 FOM 시스템의 다차원 분석 체계를 유지하면서도, 에너지를 독립적 분석 축으로 포함함으로써 생산성과 에너지 효율을 통합 진단할 수 있는 기반을 마련한다. 이는 향후 ESG 경영 체계와의 연계를 고려할 때도 중요한 구조적 확장으로 가능하다. 본 연구에서는 KPI Code #5100(전력 사용량), #5200(단위 생산당 전력/CO₂ 배출량), #5300-#5500(설비, 작업자, 요인별 에너지사용량) 등을 정의하고, 이를 통해 FOM의 분석 체계를 생산-에너지 통합 성과관리 시스템으로 확장하고자 한다.

2.3 FEMS 수집 항목의 구조적 재정의

FEMS는 제조 현장의 에너지 소비를 실시간으로 모니터링하고, 설비 단위의 전력 사용량을 집계하여 에너지 절감을 유도하는 데 초점을 맞춘 시스템이다. 일반적으로 FEMS는 전력량계, 전류 센서, 피크(peak) 경보 장치 등을 기반으로 하며, 수집 항목은 시간대별 전기 사용량(kWh), 최대수요전력(kW), 역률, 설비 부하 정도 등에 국한된다. 그러나 이와 같은 항목들은 설비의 물리적 상태나 에너지 흐름만을 반영할 뿐, 생산 실적이나 운영 성과와는 직접적으로 연결되어 있지 않다는 한계가 있다.

실제로 제조 현장에서는 에너지 소비가 생산활동과 밀접하게 연계되어 있음에도 불구하고, FEMS 데이터는 운영 지표와의 통합

없이 독립적으로 관리되는 사례가 많다. 특히 MES가 구축되지 않은 중소 제조기업의 경우, 생산량, 설비 가동 이력 등의 정보가 작업일지나 수기 기록에 의존하고 있어, 에너지 데이터와의 연계 분석이 구조적으로 어렵다. 이에 본 연구는 MES가 부재한 환경에서도 생산성과 연계된 분석이 가능하도록 FEMS 수집 항목을 재정 의하고, 이를 FOM 시스템의 KPI 체계 내에 통합할 수 있는 구조적 모델을 제안한다.

본 연구에서는 FEMS의 수집 항목을 FOM 분석 틀에 통합하기 위한 구조적 기준을 다음과 같이 설정하였다. 첫째, 수집 항목은 시간 기반 로그가 아닌 공정 실적 단위의 집계 형태로 재구성되어야 한다. 현재의 전력량계가 공정 또는 작업자 단위의 세분화된 데이터를 제공하지 못하는 한계를 고려하여, 전체 전기 사용량을 기준으로 생산량과의 비율을 활용한 간접 연계 방식을 적용하였다. 둘째, 수집된 전력 데이터는 단순 총량(kWh)에서 나아가, 단위 생산당 전력 사용량(kWh/kg), 이산화탄소 배출량(tCO₂) 등 정규화된 KPI 지표로 변환되어야 하며, 이는 에너지 효율과 환경성과를 동시에 진단하기 위한 기초 지표로 활용된다. 셋째, 수집 항목은 FOM 시스템의 KPI Code 체계에 따라 유형화되어야 하며, 본 연구에서는 KPI Code #5100-#5500 체계를 기반으로 에너지 중심의 다차원 분석 구조를 구성하였다.

이를 통해 기존 FEMS의 ‘모니터링 중심 구조’는 ‘성과 진단 중심 구조’로 전환될 수 있으며, 전력 사용 데이터를 KPI화하고 실적과 연계함으로써, 에너지 데이터를 공정 개선의 기초 정보로 활용할 수 있는 기반을 제공한다.

FEMS가 수집하는 데이터를 제조 성과 지표와 연계가 가능한 형태로 구조화하기 위해, 본 연구에서는 전기 사용량 외에도 다음 네 가지 항목을 추가적으로 정의하였다. 첫째, 전력 사용 요금(원)은 한전 고지서의 시간대별 단가를 반영하여 에너지 사용의 비용적 성과를 도출하는 지표로 설정하였다. 둘째, 이산화탄소 배출량(tCO₂)은 정부 공표 배출계수를 적용하여 전력 소비에 따른 환경적 영향을 정량화한 값이다. 셋째, 생산량(kg)은 에너지 투입 대비 실적의 크기를 나타내는 생산성과 지표이며, 마지막으로 매출액(원)은 에너지 투입을 재무적 가치로 환산하여 성과 비교의 기준으로 활용된다.

이러한 항목들은 KPI 구조 내에서 전력 사용의 단순 집계 수준을 넘어, 공정 성과, 비용 절감, 탄소 효율, 수익성 등의 다각적 지표로 확장할 수 있는 기반을 제공하며, KPI 연산을 위한 기초 데이터로서뿐 아니라 각각 단독 지표로도 경영성과 분석에 활용할 수 있는 의미 있는 성과 지표로 가능하다. 이는 단순 자료수집에서 벗어나 에너지-생산-환경-수익의 연결 고리를 형성하는 데 핵심적 임무를 수행한다.

| FOM Management Indicators(Code Number) | |
|---|--|
| Product volume (1000) | Total(1100), Product(1200), Machine(1300), Worker(1400) |
| Downtime (2000) | Total(2100), Product(2200), Machine(2300), Worker(2400), Factor(2500) |
| Defect (3000) | Total(3100), Product(3200), Machine(3300), Worker(3400), Factor(3500) |
| Nonconformity (4000) | Total(4100), Product(4200), Machine(4300), Worker(4400), Factor(4500) |
| Detailed Analysis Contents | |
| Yearly, Monthly, Weekly, Daily, Work(day/night, 8-hour, etc.) shift, 3-step setting scope (factory, production line, production detail line) | |

Fig. 5 FOM code management indicator list (Source: Digital Factory Center^[12])

2.4 FOM KPI와 FEMS 데이터의 연계 방식

FOM 솔루션은 제조 현장의 생산성과 품질, 설비 운영 데이터를 Fig. 5와 같이 KPI 체계로 정형화하여 공정 단위의 문제를 진단하고 성과를 비교 분석할 수 있는 구조를 갖는다. 기존 FOM 구조는 생산성과 품질 지표 중심으로 설계되어 있어, FEMS에서 수집되는 전기 사용량이나 환경지표와의 연계가 이루어지지 않았다. 이러한 구조적 단절로 인해 에너지 효율성과 생산성을 통합적으로 진단하는 데 한계가 있었다.

본 연구는 이러한 구조적 단절을 해소하기 위해, FEMS 데이터를 FOM의 KPI Code 체계에 통합하는 방식을 제안한다. 이를 위해 기존 Code 구성인 #1000~#4000 생산성 중심 KPI 체계와 병렬 구조로 #5000번대 에너지 중심 KPI 체계를 설계하였으며, 주요 항목은 다음과 같다.

#5000: 에너지

#5100: 에너지 사용량 (전력 사용량, kWh)

$$KPI_{5100} = E$$

#5200: 단위 생산당 전력 사용량 (kWh/kg) 또는 CO₂ 배출량 (tCO₂)

$$KPI_{5200}^{Energy} = E$$

#5300: 설비별 전력 효율 (설비 ID 기준 분할 집계)

$$KPI_{5300} = \frac{E_{equip}}{Q_{equip}}$$

#5400: 작업자별 전력 효율 (작업자별 단위 생산당 전력)

$$KPI_{5400} = \frac{E_{worker}}{Q_{worker}}$$

#5500: 생산성 저해 요인별 전력 사용량 (비가동, 불량, 부적합 등)

$$KPI_{5500} = \sum_{i=1}^n E_{loss,i}$$

이와 같이 정의된 KPI Code #5000번대는 FEMS 데이터의 정량화를 통해 FOM의 4M1E 분석 체계에 통합되며, 생산성과 에너지 성과를 동시에 진단할 수 있는 통합 분석 기반을 제공한다. 이러한 연계 방식은 다음 세 가지 기준을 기반으로 설계되었다. 첫째, 데이터 기준의 일치성 확보를 위해 생산 실적, 전력 사용량, 설비 ID, 작업자 ID 등 주요 키값을 통합 관리하고, 동일 시간대 또는 동일 작업 단위 기준으로 데이터에 대응하였다. 둘째, 정규화 기준 도입을 통해 생산량 대비 전력 소비 또는 CO₂ 배출량과 같은 단위 성과 지표를 도출하였다. 셋째, 분석 대상 범위를 공정, 설비, 작업자, 요인별로 세분화하여, 에너지 성과를 입체적으로 비교·진단할 수 있도록 구성하였다.

이와 같이 정의된 KPI는 ‘생산성’과 ‘에너지 성과’를 동일한 분석 축에서 통합적으로 비교할 수 있는 구조를 제공하며, 기존 생산 지표와 병렬로 분석하여 운영 손실(loss)의 정량화, 공정 간 에너지 효율 비교, 작업자별 편차 진단 등 실질적 개선 영역 도출할 수 있다. 특히 KPI Code #5200은 생산량 변화와 관계없이 에너지 효율을 비교할 수 있는 대표적인 지표이며, KPI Code #5500은 비가동·불량과 같은 비정상 상태가 초래한 에너지 낭비를 계량화할 수 있다는 점에서 전략적 의사결정에 유용하다.

본 연계 구조는 단순한 FEMS 모니터링을 넘어, 에너지를 성과 기반으로 분석하고 개선하는 도구로 전환하는 데 핵심적인 역할을 하며, 이후 장에서 설명할 시뮬레이션 기반 KPI 분석과도 유기적으로 연결된다.

2.5 분석 대상 항목 및 정량화 방법

본 연구의 분석 대상은 실제 운영 데이터를 기반으로 하며, KPI Code 체계에 따라 에너지와 생산 정보를 구조화하여 정량 분석을 수행하였다. 특히 KPI Code #5100~#5500을 중심으로, 에너지 소비 패턴과 생산성과의 연계 구조를 도출하고, 이를 다양한 단위 기준에서 정규화함으로써 비교 가능한 지표로 재구성하였다.

분석에 사용된 주요 항목은 다음의 Table 2와 같다.

정량화 방법은 각 항목별로 다음과 같이 정의하였다.

- 전력사용량(kWh): FEMS에서 실시간으로 수집된 데이터를

Table 2 Key items of the KPI code system

| Code | Item | Definition | Unit | Objective |
|-------|---|---|-------------------------|--|
| #5100 | Monthly electricity usage | Total electricity consumed by the factory | kWh | Total electricity consumed by the factory |
| #5200 | Energy/CO ₂ per unit product | Energy consumption or CO ₂ emissions per unit weight (kg) of product | kWh/kg tCO ₂ | Evaluation of energy efficiency by product |
| #5300 | Energy per unit by equipment | Energy consumption per unit weight (kg) by each equipment | kWh/kg | Evaluation of energy efficiency by equipment |
| #5400 | Energy per unit by worker | Energy consumption per unit weight (kg) by each worker | kWh/kg | Evaluation of energy efficiency by worker |
| #5500 | Energy usage by factor | Electricity consumed during downtime or defect occurrences | kWh | Quantification of energy loss due to abnormal operations |

월 단위로 집계

- CO₂ 배출량(tCO₂): kWh에 정부 고시 탄소배출 계수 (tCO₂/kWh)를 곱하여 산정
- 단위 생산당 에너지 사용량: 전력사용량 ÷ 생산량(kg)
- 매출환산 효율(원당에너지소비량): 전기사용량 ÷ 매출액

또한 KPI Code #5300~#5500은 실제 기업 데이터 외에 시뮬레이션 기반 가상 시나리오를 활용하여 분석되었으며, 이는 설비, 작업자, 비가동 요인 등의 분류 기준별 에너지 소비 편차를 확인하고, FOM 구조 내 다차원 분석의 적용 가능성을 검증하기 위함이다.

이러한 정량화는 단순한 수치 비교를 넘어, 시간 축 기반의 패턴 해석, 요인 간 상관성 분석, 공정 및 설비 간의 성과 편차 진단 등으로 분석 범위를 확장할 수 있다. 또한, 수집 주기가 짧은 고해상도 FEMS 연동을 통해 실시간 제어 및 예지 기반의 운영 최적화 체계로 발전할 가능성도 함께 제시된다.

다만, 실제 기업 현장에서는 MES가 부재하고 생산 실적이 주기 기반으로 관리되는 경우가 많아, 정밀한 시계열 연동 및 고해상도 분석에는 한계가 존재한다. 이러한 제약은 분석 결과의 신뢰성과 해석 범위에 영향을 미칠 수 있으므로, 결과 해석 시 주요 고려 사항으로 반영되어야 한다.

2.6 PBL 기반 분석 프레임

PBL은 실제 현장의 문제를 중심으로 학습자 또는 분석자가 스스로 원인을 규명하고 개선 방안을 도출하는 학습 및 분석 프레임 워크이다^[8]. 최근에는 제조업의 데이터 기반 운영 개선, 공정 진단

교육, 에너지 진단 등 다양한 분야에서 PBL 방식이 활용되고 있으며, 실질적인 의사결정 역량 강화에 기여하고 있다^[10]. FOM 시스템은 KPI 기반의 다차원 분석 구조를 바탕으로, PBL 접근 방식과의 연계에 최적화되어 있으며, 사용자가 현장의 운영 문제를 자율적으로 진단하고 개선 방향을 도출할 수 있도록 설계되어 있다.

PBL 기반 분석 프레임은 다음 세 가지 단계로 구성된다.

첫째, 문제 도출 단계에서는 KPI 분석 결과를 기반으로 공정 단위의 이상 징후를 탐지하고, 설비 가동률 저하, 불량률 증가, 에너지 효율 저하 등의 패턴을 식별한다.

둘째, 요인 분석 단계에서는 FOM이 제공하는 4MIE 기반 다차원 구조를 활용하여, 문제 발생의 핵심 요인(작업자, 설비, 자재, 작업 방식, 에너지)을 비교 분석한다. 이 단계에서는 KPI Code #5300~#5500과 같은 세분화된 지표들이 원인 추적에 활용된다.

셋째, 개선 시나리오 제안 및 검증 단계에서는 시뮬레이션 결과 또는 목표 KPI와의 비교를 통해 개선 목표를 수립하고, 해당 문제를 해결하기 위한 작업자 교육, 설비 조정, 작업 조건 개선 등의 방안을 도출한다.

특히 개선 시나리오 단계에서는 KPI 분석을 통해 도출된 요인을 기반으로 현장 개선 방향을 구체화한다. 예를 들어, KPI #5200에서 특정 월의 단위 생산당 에너지 사용량이 상승한 경우, FOM 시스템은 설비별 또는 작업자별 KPI(#5300, #5400)와 연계하여 원인을 비교분석한다. 이 과정에서 설비 부하편차, 작업자 숙련도, 공정 전환 빈도 등의 요인이 확인되면, PBL 팀은 이를 근거로 설비 부하 균등화, 작업 표준 절차 재정립, 공정 전환 최소화와 같은 개선 방향을 도출할 수 있다. 이러한 단계적 접근은 단순 진단을 넘어 KPI 분석 결과를 실제 개선 학습 활동으로 연결할 수 있는 절차적 프레임을 제공한다.

본 연구에서는 이 분석 프레임은 사례 기업의 에너지 진단 사례에 적용하였다. 생산량에 비해 전력 사용량이 과도하거나, 동일한 제품이라도 작업자나 설비에 따라 에너지 효율에 편차가 발생하는 문제를 진단하였으며, 이를 토대로 KPI 분석 결과를 기반으로 개선 우선순위를 도출하고, 성과 예측까지 연계함으로써 FEMS를 정량 진단 및 전략적 의사결정 도구로 고도화하였다. 이러한 PBL 기반 접근은 에너지 효율 개선을 일회성 진단이 아닌 지속적 개선 활동의 일부로 내재화하는 데 유효하며, 특히 생산관리시스템이 구축되지 않은 중소 제조기업에서도, FOM 시스템을 기반으로 한 데이터 수집과 분석 체계를 통해 현장의 개선 활동을 지속적으로 지원할 수 있는 실질적 도구로 활용될 수 있다.

2.7 FEMS 데이터 수집 최적화 모델 실제 적용사례

에너지 효율과 생산성 분석을 중심으로 한 기존 제조업 연구에서는 공정기반 Process-based Input-Output Analysis(Input-

Output) 분석을 통해 각 공정의 전력소비량, 가동시간, 생산량 등을 주요 변수로 설정하여, 단위 생산당 에너지 효율을 평가해 왔다^[11]. 또한 Data Envelopment Analysis(DEA), Material Flow Analysis(MFA), Life Cycle Assessment(LCA) 등의 방법론 역시 Input-Output 구조를 변형하여 자원 투입 대비 산출 효율을 정량적으로 분석하는 데 활용됐다. 그러나 이러한 접근 방식은 정적(static) 분석 구조에 기반하고 있어, 공정 단위에서 발생하는 실시간 변동성이나 다차원 요인(인력, 설비, 방법, 재료, 에너지) 간의 상호작용을 충분히 반영하지 못한다. 따라서 본 연구는 동적인 분석 체계와 현장 데이터 연계 구조를 구축하여, 실시간 생산성과 에너지 효율의 관계를 정량적으로 해석하고자 한다.

본 절에서는 사례 기업의 2024년 하반기 월별 데이터를 활용하여, FOM 시스템의 4MIE 프레임에 따라 FEMS 데이터를 정량화하고 통합 분석하였다. 전력 중심의 에너지 소비 구조를 반영하여 전기사용량, 전력요금, 이산화탄소 배출량, 생산량, 매출액 등을 KPI 구조로 재정의하고, 이를 통해 에너지 데이터를 공정성과 연계하여 운영 성과를 진단할 수 있는 분석 체계로 전환하였다.

수집된 데이터는 Excel 기반 ‘공장 에너지 사용 현황’ 시트를 전처리하여 항목별 단위를 정규화하고, 시계열 추이 및 상관관계 분석을 수행하였다. 분석 항목은 다음과 같다.

- 전기사용량 (kWh): 공장 기준 누적 전력 소비량
- 전력사용요금 (원): 기본요금, 역률요금, 사용량요금을 포함한 총 전기요금
- 이산화탄소 배출량 (tCO₂): 정부 고시 계수(0.0004747, tCO₂/kWh) 적용 산출
- 생산량 (kg): 월별 제품 생산 실적
- 매출액 (원): 회계 기준 제품 매출액

Table 3은 KPI Code #5100, #5200을 중심으로 산정한 월별 주요 성과를 요약한 것이다.

Fig. 6은 월별 전력 사용량과 생산량의 시계열 추이를 나타낸 그래프로, 전력 투입과 실적 간의 관계를 시각적으로 보여준다.

이를 기반으로 다음과 같은 정량 분석을 통해 성과 지표 간의 관계를 구체적으로 도출하였다.

1) 전기 사용량 대비 생산량 분석

7월~12월의 월별 전력 소비량과 생산량을 비교한 결과, 9월과 11월은 생산량이 일시적으로 감소하였으나, 제품의 단위 생산당 에너지사용량(FOM Code #5200)은 전체 기간 평균 수준을 유지하였다. 이는 에너지 사용 효율이 일정하게 유지되었음을 의미하며, 외부 요인에 의한 생산량 저하일 가능성이 있다. 설비 단위의 일시적 비가동, 공정 전환 빈도, 작업자의 배치 변화 등 4M 요인 간의 정성적 분석이 필요하며, KPI Code #5100과 FOM의 4M 구조 간 연계 분석을 통해 구체적 원인을 도출할 수 있다.

Table 3 Summary of FOM KPI analysis results (2H 2024)

| Month | Prod (kg) / Rev. (M KRW) | Elec. Cost (K KRW) / Ratio | #5100 Electricity usage (kWh) | #5200 Energy intensity (kWh/kg) | #5200 CO ₂ emissions (tCO ₂) |
|-------|--------------------------|----------------------------|-------------------------------|---------------------------------|---|
| 07 | 147,923 (312.2) | 16,803 (18.6) | 104,654 | 0.749 | 49.679 |
| 08 | 144,746 (305.5) | 16,458 (18.6) | 102,411 | 0.752 | 48.615 |
| 09 | 127,522 (269.2) | 13,159 (20.5) | 90,220 | 0.748 | 42.827 |
| 10 | 171,954 (363.0) | 17,104 (21.2) | 121,663 | 0.753 | 57.753 |
| 11 | 127,013 (268.1) | 15,900 (16.9) | 89,863 | 0.751 | 42.658 |
| 12 | 146,617 (303.0) | 17,660 (17.2) | 103,270 | 0.719 | 49.022 |

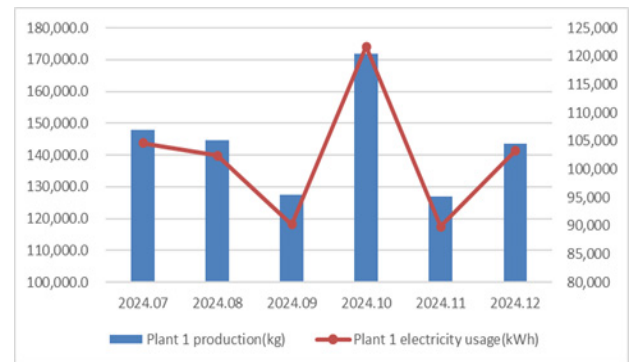


Fig. 6 Monthly trends in electricity usage and production volume

2) 전력 사용 요금 대비 매출 분석

각 월의 총 전기요금 대비 매출액 비율을 분석한 결과, 10월은 전력 사용 대비 매출 효율(21.2)이 가장 높게 나타났으며, 12월은 하반기 중 상대적으로 안정적인 효율(17.2)을 유지하였다. 반면 9월은 비율상(20.5)으로는 높게 나타났으나, 매출 절대 규모가 낮아 실질적인 수익성은 제한적이었다. 따라서 KPI Code #5200을 손익 기반의 에너지 집약도 지표로 적용하여, 전력 사용량 대비 매출 성과를 정량적으로 해석할 필요가 있다.

3) CO₂ 배출량 대비 생산성 분석

10월은 월별 생산량이 가장 높았지만(171,954 kg), 단위 생산당 에너지사용량이 전체 기간 중 가장 높아(0.753 kWh/kg), 에너지 효율은 가장 낮았다. 이에 따라 CO₂ 배출량도 57.753 tCO₂로 최대치를 기록하였으며, 이는 생산량 증가가 에너지 및 환경부하의 상승으로 직결될 수 있음을 보여준다. 반면 12월은 유사한 생산량(146,617 kg)을 기록하면서도 단위 생산당 에너지사용량이 가장 낮은 수준(0.719 kWh/kg)으로 유지되었고, CO₂ 배출량도 49.022 tCO₂로 비교적 낮게 나타났다. 이는 고효율 설비 운용 또는 작업자 숙련도 향상 등의 효과로 해석되며, 생산성과 환경성과를 동시에

달성한 사례로 평가된다. 두 시점의 비교는 단순한 생산량 확대보다 에너지 효율 중심의 운영 전략이 더욱 효과적일 수 있음을 나타낸다.

4) 다변량 상관분석

전기 사용량, 생산량, 매출, CO₂ 배출량 간 피어슨 상관계수를 분석한 결과, 모든 항목 간 0.99 이상의 매우 강한 양의 상관관계가 확인되었다. 이는 각 지표가 동일한 생산활동에 기초하고 있음을 반영하며, 생산성과 에너지·환경성과의 밀접한 연관성을 시사한다. 다만, 표본 수가 6개로 제한되어 있어 통계적 일반화에는 한계가 있으며, 추후 데이터 기간을 확대하거나 고해상도 시계열 데이터를 활용한 정밀 분석이 필요하다.

한편, KPI Code #5300, #5400, #5500 항목은 실제 공장의 데이터 확보에 제약이 있어, 본 연구에서는 시뮬레이션 기반으로 KPI 정의 및 적용 가능성을 검토하였다. 특히 동일 생산량 조건에서 설비 간 전력 소비 편차, 작업자 숙련도별 에너지 효율 차이, 비가동 요인별 에너지 낭비 패턴을 비교하였다. 이를 통해 제안된 데이터 수집 및 분석 프레임이 실제 운영 정보의 세분화 및 성과 기반 운영 개선에 실제 운영 환경에 적용할 수 있는 가능성을 제시하였다.

3. 결론

본 연구는 제조업의 전략적 에너지 관리 필요성에 대응하여, FOM 시스템을 기반으로 한 에너지 데이터 통합 구조를 설계하고, FEMS 데이터를 생산성과 연계하여 4M1E 관점에서 정량 분석할 수 있는 프레임워크를 제안하였다. 특히 KPI Code 체계를 중심으로 전력 사용량(#5100)과 생산 단위당 전력 또는 CO₂ 배출량(#5200)을 구조화하였으며, 실제 사례 기업의 월별 데이터를 통해 분석을 수행하였다.

실제 데이터 기반 분석 결과, 월별 전력 사용량과 생산량 간의 피어슨 상관계수는 세 변수 모두 0.998 이상의 상관계수를 기록하며, 사실상 선형 종속에 가까운 경향을 보였다.

또한, KPI 체계의 확장성을 검증하기 위해 KPI Code #5300(설비별), #5400(작업자별), #5500(요인별)에 대해 시뮬레이션 데이터를 적용하였다. 설비 간 분석 결과, 2024년 12월 기준 설비1의 단위 전력 사용량은 0.765 kWh/kg, 설비2는 0.674 kWh/kg로, 약 13.5%의 에너지 효율 편차가 확인되었다(Table 4 참조), 이는 동일한 생산 조건에서도 설비 간 에너지 성능 차이가 존재함을 의미하며, 설비별 효율 개선의 필요성을 보여준다.

작업자 간 분석에서는 시뮬레이션 조건에 따라 작업자1과 작업자2의 생산량을 일정한 비율로 설정하였으며, 그 결과 단위 생산당 전력 사용량의 차이는 모두 약 10% 수준으로 나타났다(Table 5참

Table 4 Simulated energy usage per machine

| Month | Machine 1 | | | Machine 2 | | |
|-------|-----------------|-------------------------|----------------|-----------------|-------------------------|----------------|
| | Production (kg) | Electricity usage (kWh) | #5300 (kWh/kg) | Production (kg) | Electricity usage (kWh) | #5300 (kWh/kg) |
| 07 | 73,219 | 49,552 | 0.677 | 74,704 | 55,102 | 0.738 |
| 08 | 74,982 | 53,455 | 0.713 | 69,764 | 48,956 | 0.702 |
| 09 | 64,944 | 45,657 | 0.703 | 62,578 | 44,563 | 0.712 |
| 10 | 86,655 | 62,350 | 0.720 | 85,299 | 59,313 | 0.695 |
| 11 | 61,758 | 42,345 | 0.686 | 65,255 | 47,517 | 0.728 |
| 12 | 71,291 | 54,546 | 0.765 | 72,326 | 48,724 | 0.674 |

Table 5 Simulation data by man

| Month | Man 1 | | | Man 2 | | |
|-------|------------------|-------------------------|----------------|-----------------|-------------------------|----------------|
| | Productions (kg) | Electricity usage (kWh) | #5400 (kWh/kg) | Production (kg) | Electricity usage (kWh) | #5400 (kWh/kg) |
| 07 | 78,879 | 53,055 | 0.673 | 69,044 | 51,599 | 0.747 |
| 08 | 68,209 | 45,581 | 0.668 | 76,537 | 56,830 | 0.743 |
| 09 | 59,703 | 39,882 | 0.668 | 67,819 | 50,338 | 0.742 |
| 10 | 80,533 | 53,801 | 0.668 | 91,421 | 67,862 | 0.742 |
| 11 | 61,020 | 40,816 | 0.669 | 65,993 | 49,047 | 0.743 |
| 12 | 70,671 | 48,102 | 0.681 | 72,946 | 55,168 | 0.756 |

Table 6 Simulation results for each downtime factor

| Month | Factor 1 | | | Factor 2 | | |
|-------|-----------------|---------------------|-------------|-----------------|---------------------|-------------|
| | downtime (min.) | Production gap (kg) | #5500 (kWh) | downtime (min.) | Production gap (kg) | #5500 (kWh) |
| 07 | 73 | 484.1 | 342.5 | 47 | 318.0 | 225.0 |
| 08 | 54 | 383.4 | 271.3 | 35 | 231.2 | 163.6 |
| 09 | 78 | 502.5 | 355.5 | 34 | 211.1 | 149.3 |
| 10 | 56 | 439.6 | 311.0 | 22 | 170.0 | 120.3 |
| 11 | 88 | 566.1 | 400.5 | 56 | 380.7 | 269.3 |
| 12 | 71 | 620.3 | 446.0 | 26 | 230.5 | 165.7 |

조). 이는 작업자의 숙련도, 작업 방식 등 인적 요인에 따른 영향을 반영한 시뮬레이션 결과이며, 실제 현장에서는 작업자별 에너지 사용량을 직접 계측하기 어려운 한계가 있으나, 향후 IoT 기반의 설비-작업자 연계 계측 체계가 마련되면 보다 정밀한 실증 분석이 가능할 것으로 기대된다.

특히 KPI Code #5500에 따른 시뮬레이션 분석 결과, 비가동요인1은 전 기간에 걸쳐 비가동요인2 대비 더 높은 전력 손실량을 기록하였다. 예를 들어, 12월 기준 비가동요인1은 446.0 kWh의 전력 손실이 발생했지만, 비가동요인2는 165.7 kWh로 나타나 약 2.7배 차이를 보였다. 이는 시뮬레이션 기반 정량 분석을 통해 비가동 요인별 에너지 낭비 수준을 수치로 비교할 수 있음을 보여주며, 비가동요인2 보다 비가동요인1 문제의 대응이 더욱 시급한 개

선 과제를 시사한다. 이러한 결과는 설비 보전 전략뿐 아니라, 작업자 교육 및 에너지 위기관리 관점에서도 활용 가능성을 가진다. 관련 수치는 Table 6에 정리되어 있다.

본 연구를 통해, FOM 시스템 기반의 4MIE 분석 프레임이 단순한 에너지 모니터링 수준을 넘어 생산성과 환경성과를 동시에 고려하는 전략적 운영 의사결정 도구로 확장될 수 있음을 확인하였다. 특히 KPI 구조의 다차원 분석 적용은 중소 제조기업의 데이터 기반 개선 활동을 현실화할 수 있는 실질적인 방법론으로서 기여할 수 있을 것이다.

또한 본 연구는 기존의 정적 분석 구조, 즉 Input-Output 분석을 비롯한 단일 지표 중심의 에너지·생산성 평가 방식이 가지는 한계를 극복하였다. FOM 기반 FEMS 통합 구조를 적용함으로써 공정 단위의 실시간 데이터 분석이 가능해졌으며, 4MIE 관점에서 투입과 산출을 동적으로 연계하여 에너지 효율과 생산성 간의 상관관계를 정량적으로 진단할 수 있었다. 이러한 접근은 기존의 정적 분석 방법이 제공하지 못했던 현장 중심의 실시간 최적화 및 의사결정 지원 기능에서 뚜렷한 우월성을 보여준다.

향후에는 스팀, 압축공기 등 유틸리티 항목의 확장, 실시간 데이터 연계 및 산업별 4MIE 모델의 표준화, ESG 기반의 지속가능경영 지표 통합 등 다양한 방향에서 본 연구 프레임이 발전할 수 있을 것이다.

References

- [1] Kim, J. H., Kim, S. C., Lee, Y. C., Yun, D. M., Kim, S. Y., 2023, A Study on the FOM-ESG Management Method Using 4M Data for Carbon Reduction in SMEs, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conference, 99.
- [2] Heo, S., 2017, viewed November 18 2025, Current Status and Implications of Energy Efficiency in Domestic and Global Manufacturing Using FEMS, Korea Institute for Industrial Economics and Trade (KIET), 228 37-48, <<https://kiss.kstudy.com/DetailOa/Ar?key=52438518>>.
- [3] Kim, D. -J, Yeo, C.-E., Gu, J.-H., 2021, Analysis of Food Factory Energy Consumption Pattern for Application of Factory Energy Management System(FEMS), Journal of Environmental & Thermal Engineering, 16:2 1-8, <https://doi.org/10.55079/jtee.2021.16.2.1>.
- [4] Kim, J. H., Kim, S. Y., 2021, Productivity Analysis Method based on Manufacturing Big-data using the FOM System in the FOMs Package, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 30:4 259-268, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2021.30.4.259>.
- [5] Shin, Y. M., Doh, Y. M., Heo, T. W., Lee, I.-W., 2022, Common Framework for Factory Energy Management System(FEMS), Proc. KICS Summer Conference, 453-454.
- [6] Korea Energy Agency (KEA), 2018, Guidelines for Verifying the Installation of Factory Energy Management Systems Korea Energy Agency (KEA).
- [7] Kim, S. Y., 2018, A Case Study of the Introduction of Smart Factory Operation Management(FOM) in the Fourth Industrial Revolution Era, Korean Computers and Accounting Review, 16:1 43-62.
- [8] 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>.
- [9] 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>.
- [10] Park, I.-S., 2019, The Effect of Problem-based Learning Strategies (PBL) on Problem Solving Skill: A Meta-Analysis, Journal of the Korea Convergence Society, 10:10 197-205, <https://doi.org/10.15207/JKCS.2019.10.10.197>.
- [11] Shin, J. H., Sung, T.-E., 2024, A Study on the Economic Effects of the Energy Transition Industry in Korea Using Input-Output Analysis, Journal of Industrial Economics and Business, 37:4 533-572, <https://doi.org/10.22558/jieb.2024.8.37.4.533>.
- [12] Digital Factory Center, n.d., viewed 30 October 2025, <<http://www.df.re.kr/index.html>>.



Sang Hun Lee

Graduate student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include FOM (smart-Factory Operation Management) with FEMS.

E-mail: digihun@naver.com



Jae Hoon Jang

Professor in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include Applications of FOMs (smart-Factory Operation Managements).

E-mail: fomsre@naver.com



Jae Ha Kim

Professor of Industry-Academic Cooperation Foundation at Namseoul University. His research interests include FOM (smart-Factory Operation Management) with AI.

E-mail: dfs717@naver.com



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