https://doi.org/10.7735/ksmte.2026.35.5.472

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

Special Issue : AI DX FOMs-Driven Smart Manufacturing

유압부품 가공 공정의 성과평가를 위한 경제적 가중치 기반 FOM-OEE 모델 개발

금화석[a], 박두원[a], 정완호[a], 김수영[a,*]

Development of Economic Weight-Based FOM-OEE Model for Performance Evaluation of Hydraulic Component Machining Processes

Hwa Seog Keum[a], Doo Won Park[a], Wan Ho Jeong[a], Su Young Kim[a,*]

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

ARTICLE INFO

Article history:
Received 22 August 2026
Revised 4 October 2026
Accepted 7 October 2026

Keywords:
Factory operation management system (FOMs)
Overall equipment effectiveness (OEE)
Small & medium sized enterprises (SMEs)
Availability correction efficiency (AeO)
Precision-adjusted performance efficiency (PeO)
Value-adjusted quality efficiency (QeO)

ABSTRACT

This study proposes an FOM-OEE model to supplement OEE for manufacturing SMEs, reinterpreting performance analysis from simple equipment efficiency to diagnosis, analysis, and improvement perspectives. Conventional OEE metrics typically fail to capture the specific nuances of precision hydraulic-component machining, such as unit cost variations and product-specific workload differences. Hence, we developed an FOM-OEE model integrated into the FOM architecture. The proposed model incorporates availability correction efficiency to account for the essential setup time when evaluating process flexibility, precision-adjusted performance efficiency to integrate product-specific workload differences, and value-adjusted quality efficiency to reevaluate quality as a financial-value retention rate. Validated using 6,636 production logs from Company J, the model established a multidimensional performance diagnosis framework. This framework integrates financial insight with resource prioritization, thus rendering it highly effective for improving operations in an FOM-driven manufacturing environment.

1. 서 론

1.1 연구 배경 및 필요성

글로벌 제조 환경이 다품종 소량 생산 체제로 전환됨에 따라, 중소 제조기업의 제조 성과를 정량화하는 KPI의 중요성이 증대되고 있다. 현재 가공분야 제조 현장에서는 OEE가 설비 가동 효율을 관리하는 표준 지표로 널리 활용되고 있다[1, 3]. 그러나 이 지표는 현장의 복잡한 데이터 다양성을 온전히 반영하지 못하며, 자원이 제한된 중소기업이 실무적으로 도입하기에는 구조적인 한계가 존재한다[2, 14].

특히 유압부품 제조 도메인의 특수성으로 인해 기존의 OEE 지표 체계는 다음과 같은 세 가지 성과 분석의 보완 필요성을 야기한다.

첫째, 설비 가용성 평가의 유연성 부족이다. 다품종 생산을 위한 필수 기종 변경(setup) 시간을 단순 비가동 손실로 산출하여 가동 효율을 저평가한다. 이는 유연 생산 대응을 위한 구조적 시간을 설비 비효율로 평가하게 하여, 결과적으로 유연 생산 체계의 효율적인 의사결정을 저해한다.

둘째, 공정 부하의 동적 변동성 미반영이다. 제품별 작업부하가

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

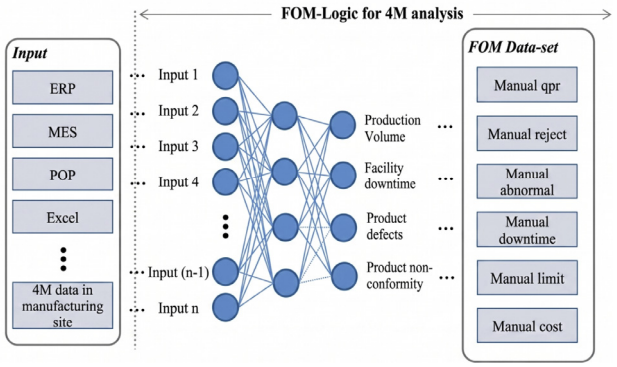


Fig. 1 Overall architecture and data processing workflow of the FOMs package

상이함에도 고정된 사이클 타임만을 기준으로 성능을 산출한다. 이로 인해 작업부하가 큰 제품 생산 시 설비 성능 효율이 상대적으로 낮게 산출될 수 있으며 이는 제품 특성을 무시한 획일적인 생산 계획으로 이어진다.

셋째, 제품별 경제적 가치의 미반영이다. 기존 품질 지표는 불량 수량만을 관리하므로 제품 간 단가 편차를 반영하지 못한다. 이 경우 단순 불량률이 높은 저가 라인에 개선 자원이 편중되어, 재무적 손실이 큰 고가 라인의 품질 관리가 소홀해지는 의사결정의 한계가 발생한다.

이러한 데이터 해석의 한계를 극복하기 위해 본 연구는 공장운영관리시스템(factory operation management system, FOMs)을 활용하여, 기존 성과 지표의 한계를 보완하고 현장 실무자의 의사결정을 지원할 수 있는 데이터 기반 진단 체계를 제안하고자 한다[10].

Fig. 1은 FOMs의 데이터 처리 메커니즘을 나타낸다. 제조 현장의 ERP, MES, POP 등 파편화된 원시 데이터는 FOM-Logic을 거쳐 비가동 시간 분리, 제품별 단가 매핑, 불량 분류 등의 표준 데이터셋으로 정제된다. Fig. 1의 입력 단계는 ERP, MES, POP 및 수기 데이터를 포함하며, FOM-Logic은 이들 이종 데이터를 생산량, 설비 비가동, 제품 불량 및 단가 정보로 표준화한다. 이렇게 정제된 데이터는 이후 FOM-OEE 지표 산정을 위한 공통 입력 데이터로 활용된다.

1.2 연구 목적

본 연구는 유압부품 가공 공정의 운영 특수성을 반영하여, 기존 OEE 구조를 기반으로 제조 현장의 경제적 가치와 공정 특성을 반영하도록 보정한 확장 모델을 개발하는 데 목적이 있다. 특히, 본 연구는 단순한 신규 KPI의 개발에 그치는 것이 아니라, 현장의 FOMs 시스템과 연동되어 실시간으로 공정의 이상을 진단(diagnosis)하고, 경제적 손실 원인을 분석(analysis)하며, 이를 바탕으로 현장의 자원 배정 우선순위 판단과 개선 활동으로 연계되는 폐쇄 루프(closed-loop) 형태의 운영관리 모델을 제시하고자 한다. 제안하는 모델은 현장의 FOMs 시스템과 연동되어 실무자의 의사결정을 지원할 수 있는 데이터 구조를 가진다.

이를 달성하기 위한 구체적인 연구 과제는 다음과 같다.

첫째, FOMs 시스템 내 데이터 표준화 체계를 구축하고, 분석 대상인 3대 보정 지표를 설계한다. 셋업 시간을 공정 유연성 성과로 보완한 가용성 보정 효율(AeO), 제품별 작업부하를 가중치로 연동한 정밀도 보정 성능 효율(PeO), 제품별 가공 단가를 결합하여 품질 효율을 재해석한 가치 보정 품질 효율(QeO)을 체계적으로 도출한다.

둘째, 실제 유압부품 제조기업인 J사의 6,636건 생산 이력 데이터를 활용하여 기존 OEE 대비 보정 지표의 변화를 분석한다. 이를 통해 재무 기반의 합리적 의사결정 경로를 명확히 제시함으로써 현장 중심의 실무 운영 및 성과 개선 경쟁력을 강화하고자 한다.

2. 선행연구

2.1 제조 성과평가지표의 이론적 고찰 및 한계

제조 성과평가지표는 하드웨어 가동성과 수율 중심의 지표 체계를 중심으로 발전해 왔다[6, 15]. 하지만 고정밀 공정과 복잡한 공정 부하가 존재하는 제조 환경에서 기존 지표의 한계를 지적한 연구들이 다수 보고되었다.

기존의 제조 성과 관리 연구들은 주로 설비 효율 최적화에 집중되어 왔다. 현장에서 표준으로 기능해 온 설비종합효율(OEE)은 설비의 조업 효율성을 평가하기 위해 가용성(A), 성능(P), 품질(Q)의 곱으로 산출한다. OEE의 세부 산출식은 다음과 같다.

$$OEE = A \times P \times Q$$

$$A = \frac{T_{actual}}{T_{planned}},\ P = \frac{\sum_{i=1}^{n}(n_i \times CT_{theoretical,i})}{T_{actual}},\ Q = \frac{\sum_{i=1}^{n}[(n_i - n_{defect,i})]}{\sum_{i=1}^{n}(n_i)} \quad (1)$$

그러나 유압부품 가공과 같이 제품 단가 편차가 크고 고정밀 가공 부하가 상존하는 환경에서 기존 OEE 지표는 한계가 명확하다. 특히 단순 가동률 및 속도 기반의 지표는 다품종 생산 현장의 병목 요인을 진단하는 데 구조적 한계를 초래한다.

첫째, 모델 교체를 위한 셋업 시간을 비가동 손실로 일괄 처리하여 작업자의 실질적인 가용성을 저평가한다. 둘째, 고정된 이론적 사이클 타임만을 적용함으로써 제품별 작업부하 차이를 충분히 반영하지 못해, 작업부하가 큰 제품일수록 상대적으로 낮은 성능 효

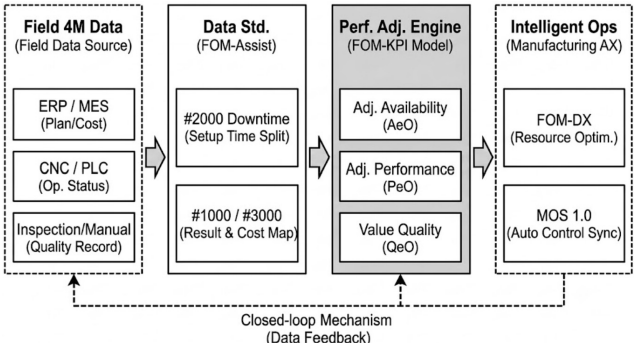


Fig. 2 Architecture of the proposed FOM-OEE framework

율로 평가될 가능성이 있다. 셋째, 제품 단가 차이를 반영하지 못하여 경제적 손실 규모와 품질 관리 우선순위가 다르게 평가될 가능성이 있다.

이에 본 연구는 제품별 단가와 공정 특성을 반영한 FOM-OEE 모델을 제안한다. 이를 통해 기존 지표의 분석적 한계를 보완하고, 다품종 고정밀 공정의 경제적 가치와 공정 정밀도를 통합적으로 진단할 수 있는 실무적 의사결정 지원 모델을 제시한다.

Fig. 2는 제안된 FOM-OEE 모델의 아키텍처와 의사결정의 폐쇄 루프(closed-loop) 흐름을 보여준다. 현장의 4M 데이터가 데이터 표준화 모듈(FOM-assist)을 통해 표준 코드로 매핑되면, 성과 보정 엔진은 이를 입력 변수로 받아 3대 핵심 지표를 산출한다. 여기에는 필수 셋업 시간을 분리한 보정 가용성(AeO), 가공 부하를 가중 평가한 정밀도 보정 성능(PeO), 부품별 단가를 연동한 가치 보정 품질(QeO)이 포함된다. 산출된 다차원 지표는 지능형 운영 레이어의 대시보드로 전송되어 자원 배정의 우선순위 판단을 지원하며, 향후 자율 제어 시스템과의 피드백 연계를 위한 지능형 의사결정 구조로 확장될 수 있다. Fig. 2는 현장 데이터의 표준화에서 AeO·PeO·QeO 산출, 의사결정 지원 및 현장 피드백으로 이어지는 FOM-OEE의 단계별 정보 흐름을 나타낸다.

2.2 스마트제조 프레임워크 및 제조 AX 연구 동향

기존의 스마트공장 연구는 제조 설비와 데이터를 물리적으로 연동하는 수직적 구조화[4, 6]에 주력해왔으나, 최근 제조 패러다임은 데이터의 의미를 실시간으로 해석하고 통제하는 자율제조(AX) 중심으로 진화하고 있다[12, 13].

이러한 지능형 운영 환경에서 제조 성과 지표(KPI)는 단순한 가동률 측정을 넘어, 공정의 경제적 가치 흐름을 진단하는 핵심 도구로 기능해야 한다. 즉, 파편화된 현장 데이터(ERP, MES, 수기 등)를 통합하여 생산성·품질·비용 요소를 상시 분석하고, 그 결과를 공정 개선으로 즉각 연계(feedback)하는 체계가 요구된다[8, 11].

그러나 기존의 표준 지표(OEE)는 자율제조 환경이 요구하는 현장의 동적 이벤트(셋업 시간, 제품별 작업부하, 제품별 단가 편차)

Table 1 FOM data file structure

Data-file set	Components
Manual qpr_yyyy	Every 4M information relating production, nonconformity and defect of product, facility downtime
Manual downtime	Factors causing facility downtime
Manual reject	Factors causing defects of product
Manual abnormal	Factors causing nonconforming product
Manual cost	Unit price of product
Manual limit	Target values according to the management standard level

를 수용하지 못하는 구조적 한계를 지닌다. 따라서 본 연구는 이러한 AX 환경의 요구에 발맞추어, J사 현장의 파편화된 데이터를 FOMs 아키텍처를 통해 표준화하고, 기존 OEE 구조를 현장의 경제적 가치와 공정 특성에 맞게 확장한 보정형 성과평가 모델을 구축함으로써, 현장 관리자가 데이터 기반의 합리적인 의사결정을 내릴 수 있는 실무적 토대를 마련한다.

2.3 FOMs 기반 제조 운영관리 선행연구 및 차별성

기존의 제조 성과 관리 및 FOMs 기반 연구들은 주로 공정 내 병목을 제거하거나 시간(time) 중심의 리드타임을 최적화하는 흐름(flow) 제어에 집중되어 왔다[16, 17]. 이는 대량 생산 체제나 단순 연속 공정에서는 효과적이나, 제품별 단가 편차가 극심하고 고정밀 조업 부하가 상존하는 유압부품 가공 도메인의 특수한 가치 한계 문제를 해결하기에는 분석적 범위의 한계가 명확하다.

따라서 본 연구의 핵심 차별성은 기존의 시간 및 가동률 중심 분석 관점을 확장하여, 제품별 경제적 가치(cost)와 공정별 조업 부하(load)를 다차원적으로 합성한 경제적 가중치 기반 KPI(FOM-OEE) 모델을 제안한다는 데 있다. 단순 가동 효율 관점의 OEE 평가를 진단, 분석, 개선 관점으로 정밀 보정하고, 이를 FOMs와 연계하여 경영진의 합리적인 의사결정(예: 고가 부품 라인에 대한 우선적 개선 자원 투입)을 지원할 수 있도록 설계하였다는 점에서 선행연구와 학술적·실무적 차별성을 갖는다[9].

3. 연구 방법론

3.1 FOMs를 통한 데이터 표준화

FOM 솔루션은 기업의 Man, Machine, Material, Method (4M) 기반 제조 데이터를 수집하고, 이를 유기적으로 연결·통합하여 다차원 분석을 제공하는 시스템이다. 본 연구에서는 데이터 구조의

Table 2 Classification of FOM management codes

FOM management indicator (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)

명확성을 위해 Table 1의 파일셋에 입력되는 실제 데이터 항목과 구조를 다음과 같이 구체화하였다[5, 7].

기초 실적 데이터인 manual qpr_yyyy는 설비ID, 작업자, 제품코드, 생산수량, 가동시간 등 4M 관점의 물리적 조업 상태를 기록한다. 이상 원인 데이터인 manual downtime(비가동)과 manual reject(불량)는 공구 파손, 치수 불량, 소재 대기 등 현장 손실 요인을 규격화된 리스트로 정의하여 관리한다. 재무 데이터인 manual cost는 제품별 가공 단가를 매핑하여, 단순 물리적 수율을 경제적 손실 가치로 변환하는 핵심 매개변수 역할을 수행한다. 또한, manual limit는 목표 대비 달성률 등 관리 기준을 포함하여 한계 이탈 시 경고 알람을 제공한다.

수집된 데이터는 Table 2와 같이 FOM Code 체계(#1000~#4000)로 변환된다. 생산성, 비가동, 불량, 부적합의 대분류 하에 각 실적은 4M 속성(total, product, machine, worker)으로 다차원 매핑된다. 이를 통해 생산 현장의 조업 지표와 경영 관점의 재무 지표를 통합 분석할 수 있는 차별화된 데이터 구조를 확보한다.

특히 본 연구의 FOMs 프레임워크는 여기에 비가동·불량 세부 요인(factor)과 부품별 단가(cost)를 하나의 코드 체계 내에 결합함으로써, 손실 원인과 경제적 영향을 연계하여 분석할 수 있도록 구성하였다.

3.2 FOM-OEE 3대 보정 지표 설계

본 연구에서는 유압부품 가공 공정의 특수성을 고려하여 기존 OEE가 충분히 반영하지 못했던 요소를 보완할 수 있는 3대 보정 지표를 다음과 같이 설계한다.

1) 가용성 보정 효율(availability correction efficiency, AeO)

기존 지표가 셋업 시간을 단순 비가동 손실로 취급하는 오류를 개선하기 위해, 필수적인 셋업 시간과 개선 대상 비가동 시간을 구분하여, 생산 유연성과 개선 가능 손실을 분리 평가한다.

$$AeO = \frac{T_{actual}}{T_{planned} - T_{setup}} \tag{2}$$

Table 3 Calculation of product-specific workload coefficients

Product	Records	Production Qty.	Work time (min)	Work time per unit (min/unit)	α_i
A	731	339,430	489,450	1.4420	1.00
B	219	64,924	140,405	2.1626	1.50

* Note. The workload coefficient was calculated relative to product A: $\alpha_i = \frac{T_i}{T_A}$

여기서 T_{actual}은 실제 가동 시간, $T_{planned}$는 계획 조업 시간, T_{setup}은 모델 교체를 위한 필수 준비 시간을 의미한다. 이를 통해 다품종 생산을 수행하는 가공 공정에서 불가피한 비가동 시간을 고려하여, 실질적으로 개선이 필요한 시간을 산출할 수 있다.

2) 정밀도 보정 성능 효율 (precision-adjusted performance efficiency, PeO)

고정된 사이클 타임만을 기준으로 하는 기존 성능 지표의 부하 반영 한계를 보완하기 위해 제품별 작업부하를 반영한 성능 효율을 적용하였다.

$$PeO = \frac{\sum_{i=1}^{n}(n_i \times CT_{theoretical,i} \times \alpha_i)}{T_{actual}} \tag{3}$$

여기서 n_i는 제품 i의 실적 수량, $CT_{theoretical,i}$는 이론적 가공 사이클 타임, α_i는 제품별 가공 부하 계수를 의미한다. α_i는 제품별 작업 부하 차이를 보정하기 위한 계수로, 사례기업의 실제 생산이력에서 확인되는 제품별 단위당 작업시간을 기준으로 산정하였다. 제품 i의 단위당 작업시간 T_i는 해당 제품의 총 작업시간을 총 생산실적으로 나누어 산출하였다.

$$T_i = \frac{\sum W_i}{\sum Q_i} \tag{4}$$

여기서 W_i는 제품 i의 작업시간, Q_i는 해당 제품의 생산실적을 의미한다. 제품별 가공 부하 계수는 기준제품 Product A의 단위당 작업시간 T_A에 대한 제품 i의 단위당 작업시간 비율로 다음과 같이 산정하였다.

$$\alpha_i = \frac{T_i}{T_A} \tag{5}$$

Product A를 기준제품으로 설정하여 $\alpha_A = 1.0$을 적용하였으며, 동일한 산정절차를 Product B에 적용한 결과 단위당 작업시간이 기준제품의 약 1.5배로 나타나 $\alpha_B = 1.5$를 적용하였다. 제품별 작업시간과 생산실적을 이용한 단위당 작업시간 및 가공 부하 계수의 산정 결과는 Table 3에 제시하였다. 이에 따라 PeO는 제품별 생산수량과 이론적 사이클 타임뿐만 아니라 실제 생산이력에서 확

Table 4 Definition of variables used in the FOM-OEE model

Symbol	Definition	Unit
T_{actual}	Actual operating time	min
$T_{planned}$	Planned production time	min
T_{setup}	Essential setup time	min
n_i	Production quantity of product i	unit
$C_{Ttheoretical,i}$	Theoretical cycle time of product i	min/unit
α_i	Workload coefficient of product i	dimensionless
T_i	Work time per unit of product i	min/unit
W_i	Total work time of product i	min
Q_i	Production quantity of product i	unit
D_i	Defect quantity of product i	unit
C_i	Unit processing cost of product i	KRW/unit

인되는 제품 간 상대적 작업부하 차이를 반영한다.

다만 본 연구의 가공 부하 계수는 사례기업의 생산이력을 기반으로 산정한 값이므로, 향후 다양한 제품 및 공정 데이터를 대상으로 계수의 안정성과 적용성을 추가로 검토할 필요가 있다.

3) 가치 보정 품질 효율 (value-adjusted quality efficiency, QeO)

개수 중심의 불량 관리가 초래하는 가치 한계를 보완하기 위해, 제품별 개별 단가 C_i를 가중치로 적용한 금액 가치 효율 모델을 적용한다.

$$QeO = \frac{\sum_{i=1}^{n}[(n_i - n_{\mathrm{defect},i}) \times C_i]}{\sum_{i=1}^{n}(n_i \times C_i)} \tag{6}$$

여기서 n_i는 제품 i의 실적 수량, $n_{defect,i}$는 불량수량을 나타낸다. 본 지표는 품질 실패가 기업 경영에 미치는 실질적인 재무 손실 규모를 투명하게 가시화하여 개선 자원 배정의 우선순위를 결정할 수 있다. AeO, PeO 및 QeO 산정에 사용된 기호와 단위의 일관성을 확보하기 위해 주요 변수의 정의를 Table 4에 정리하였다.

기존 지표와 제안된 지표의 수식 비교는 Table 5와 같다.

4. 적용 시나리오 및 실증 분석 결과

4.1 실증 대상 기업 및 데이터 수집 개요

스마트 제조 시스템의 실효성을 입증하기 위해 현장 실측 데이터를 기반으로 한 사례 연구(case study) 방법론이 널리 활용되고 있다. 본 연구 역시 모델의 유효성을 검증하기 위해 J사의 실제 유압부품 가공 라인에서 수집된 필드 로그 데이터를 활용하였다.

분석 대상 데이터는 2025년 1월 2일부터 2025년 12월 31일까지 1년간 수집된 6,636건의 전수 데이터이다. 해당 가공 라인은 CNC 01호기부터 CNC 20호기까지 총 20대의 설비로 구성되어 있으며, 생산되는 유압부품은 총 66종에 달한다. 특히 제품별 가공

Table 5 Comparison of calculation formulas between the traditional OEE and proposed FOM-OEE

Category	Traditional OEE	Proposed FOM-OEE
Availability	$A = \frac{T_{actual}}{T_{planned}}$	$AeO = \frac{T_{actual}}{T_{planned} - T_{setup}}$
Performance efficiency	$P = \frac{\sum_{i=1}^{n}(n_i \times CT_{theoretical,i})}{T_{actual}}$	$PeO = \frac{\sum_{i=1}^{n}(n_i \times CT_{theoretical,i} \times \alpha_i)}{T_{actual}}$
Quality efficiency	$Q = \frac{\sum_{i=1}^{n}[(n_i - n_{\mathrm{defect},i})]}{\sum_{i=1}^{n}(n_i)}$	$QeO = \frac{\sum_{i=1}^{n}[(n_i - n_{\mathrm{defect},i}) \times C_i]}{\sum_{i=1}^{n}(n_i \times C_i)}$

Table 6 Comparison of empirical performance evaluation results between OEE and FOM-OEE

Metric	Machine	Traditional OEE	Proposed FOM-OEE
Availability ($A \rightarrow AeO$)	CNC 06	76.0%	85.0%
Performance ($P \rightarrow PeO$)	CNC 02	72.0%	84.0%
Quality ($Q \rightarrow QeO$)	CNC 12 CNC 16	86.0% 93.0%	90.0% 68.0%

시간(cycle time)이 최소 30초에서 최대 1,080초까지 폭넓게 분포하고 있어, 다품종 소량 생산 체제와 가변적 공정 부하가 혼재하는 본 연구의 문제 정의를 실증하기에 적합한 조건을 갖추고 있다. 본 연구에서는 특정 제품이나 설비를 임의로 표본 추출하지 않고, 해당 기간 동안 CNC 01~20호기에서 발생한 전체 생산이력을 분석 대상으로 활용하였다.

이러한 원시 데이터(manual qpr_2025_분석.csv 등)는 FOM-Assist 모듈을 통해 생산성(#1000), 비가동(#2000), 불량(#3000) 등의 FOM Code로 구조화되었으며, 이를 바탕으로 기존 OEE와 제안된 FOM-OEE 산출 결과를 비교·분석하였다.

4.2 설비별 지표 비교 및 보완 검증

본 연구의 실증 모델을 J사의 6,636건 현장 트랜잭션에 대입하여 산출한 CNC 호기별 효율 변화량과 그에 따른 의사결정의 변화는 Table 6에 종합적으로 요약하였다. 각 지표의 구체적 산출 과정과 보완 근거는 다음과 같다.

1) 가용성 보정 효율(AeO) 분석: CNC 06호기

다품종 생산을 위해 수시로 금형과 공구를 교체해야 하는 CNC 06호기의 경우, 기존 OEE 체계에서 가동률은 76.0%로 측정되었다. 이는 전체 계획 가동 시간($T_{planned}$) 중 순수 가공 시간(T_{actual})의 비율만을 계산한 결과이다. 그러나 전체 가동 시간 중 약 10.6%가 다품종 대응을 위한 필수 기종 변경(setup) 시간으로 확인되었다. 셋업 시간을 분모에서 공제하는 보정 식(AeO

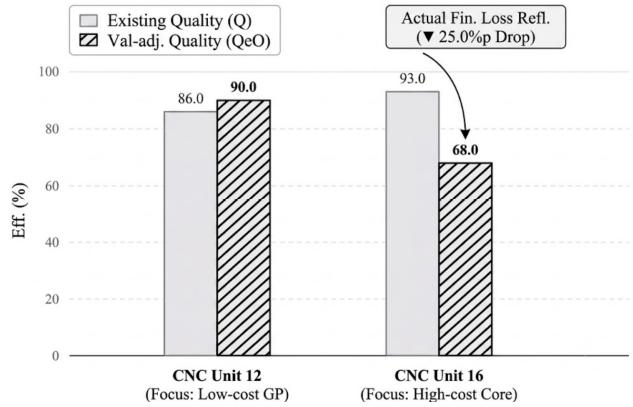


Fig. 3 Comparison of quality efficiency between the traditional Q metric and the proposed QeO metric

$= T_{actual}$ / ($T_{planned}$ - T_{setup})을 대입하여 재산출한 결과, 실질 가동 효율은 85.0%로 도출되었다. 이로써 기존 24%의 비가동 손실 중 9%p가 필수적인 유연 생산 활동의 결과임이 확인되었으며, 현장에서 개선이 필요한 실질 비가동 요인은 15% 수준임을 명확히 산출할 수 있다.

2) 정밀도 보정 성능 효율(PeO) 분석: CNC 02호기

CNC 02호기를 대상으로 한 성능 지표 분석에서, 고정된 사이클 타임을 기준으로 하는 기존 OEE는 72%의 성능 효율을 나타냈다. 그러나 제품별 단위당 작업시간을 기준으로 산정한 작업부하 계수(α_i)를 반영한 PeO 모델을 적용하자 효율은 84%로 조정되었다. 기존 지표는 제품별 작업부하 차이를 충분히 반영하지 못해 고부하 제품 생산 시 설비 성능을 상대적으로 낮게 평가할 수 있으나, PeO는 제품별 단위당 작업시간에 기반한 작업부하 차이를 반영함으로써 설비의 성능을 보다 합리적으로 평가할 수 있었다.

3) 가치 보정 품질 효율(QeO) 분석: CNC 12호기 및 16호기

품질 관점에서의 비교·분석 결과는 가장 뚜렷한 의사결정의 차이를 나타낸다(Fig. 3). 기존 OEE 품질 지표(수율) 산출 시, 불량 개수만을 합산한 결과 CNC 12호기는 86.0%, CNC 16호기는 93.0%로 산출되어 16호기의 품질 상태가 더 우수한 것으로 간주되었다. 그러나 CNC 16호기는 단가가 9,200원에 달하는 고가형 밸브를 주력으로 생산하며, 12호기는 1,800원의 범용 밸브를 생산한다. 제품별 단가(C_i)를 가중치로 결합한 QeO 모델에 2025년 총 투입량과 불량량을 대입한 결과, CNC 12호기는 90.0%로 가치 보존율이 상승한 반면 CNC 16호기는 68.0%로 급락하였다. 이는 CNC 16호기의 불량 리스크가 상대적으로 큰 재무적 손실을 유발하고 있음을 정량적으로 확인한 결과이다. Fig. 3은 수량 중심 품질지표에서는 상대적으로 우수하게 평가된 CNC 16호기가 경제적 가치를 반영한 QeO에서는 낮게 평가되는 역전 현상을 보여준다. 이는 동일한 불량이라도 제품 단가에 따라 기업에 미치는 경제적 영향이 달라질 수 있음을 시각적으로 나타낸다.

4.3 경영 의사결정 지원 체계로의 활용 가능성

본 실증 분석을 통해 적용 가능성을 확인한 FOM-OEE 모델은 현장의 운영 효율을 단순 수치로 보고하는 단계를 넘어, 경영진과 관리자가 자원 배정의 우선순위를 결정하는 의사결정 지원 도구 역할을 한다. 분석된 지표들은 단순 불량률이나 가동률이라는 단편적 정보에 매몰되지 않고, 보정 가용성(AeO), 작업부하 반영 성능(PeO), 가치 보존율(QeO)이라는 다차원적인 성과 지표를 제공한다. 이는 FOM-OEE가 중소 제조기업의 제조 AX 전략을 위한 의사결정 지원 도구로 활용될 수 있음을 보여준다.

특히 중소 제조기업은 제한된 설비·인력·개선 자원을 효율적으로 배분해야 하므로, 단순 OEE 수치보다 손실의 원인과 경제적 영향을 함께 고려한 우선순위 판단이 중요하다. J사 사례에서도 AeO를 통해 필수 셋업과 개선 대상 비가동을 구분하고, PeO를 통해 제품별 작업부하 차이를 반영하며, QeO를 통해 고가 제품의 품질 손실을 식별할 수 있었다. 이는 기존 생산이력과 제품별 단가 데이터를 활용하여 중소 제조기업의 현장 개선 우선순위를 지원할 수 있음을 보여준다.

5. 결론 및 시사점

5.1 연구 요약

본 연구는 다품종 소량 생산 및 초정밀 가공을 수행하는 중소 제조기업의 설비종합효율(OEE) 성과 분석 한계를 정교하게 보완하기 위해, 공장운영관리시스템(FOMs) 아키텍처 기반의 가치·정밀도 보정형 KPI (FOM-OEE) 모델을 개발하고 J사 유압부품 가공 공정 데이터를 통해 실증하였다.

기존의 OEE 지표는 설비의 기계적 구동 시간과 단순 생산 수량 중심의 효율 측정이라는 본연의 목적에는 충실하지만, 유압부품 가공 공정 특유의 빈번한 셋업, 제품별 작업부하 차이, 그리고 부품 간 극심한 재무적 단가 편차를 온전히 반영하는 데에는 분석적 제약이 존재했다. 본 연구는 현장의 동적 이벤트(셋업, 부하, 단가)를 수식에 결합하여 기존 지표를 진단·분석·개선 관점으로 다차원적으로 보완하였다.

실증 분석을 통해 제안된 3대 보정 지표는 다음의 적용 가능성을 확인하였다.

첫째, 보정 가용성(AeO)은 필수 셋업 시간을 분리 차감하여 다품종 생산 환경에서의 실질 가동 효율을 보다 합리적으로 평가할 수 있음을 확인하였다.

둘째, 정밀도 보정 성능 효율(PeO)은 단순 기계 속도가 아닌 제

품별 작업부하(α_i)를 결합하여 설비별 조업 특성과 성능 차이를 보다 입체적으로 분석할 수 있음을 확인하였다.

셋째, 가치 보정 품질 효율(QeO)은 불량 개수 관리를 탈피해 개별 단가(C_i)를 가중치로 연동함으로써, 고가 핵심 부품의 품질 실패가 유발하는 재무적 손실 규모를 직관적으로 가시화하여 경영 자원 배정 우선순위 설정에 활용 가능한 정보를 제공하였다.

5.2 한계점 및 자율제조(AX)를 위한 단계적 진화 로드맵

본 연구는 특정 도메인(유압 정밀 가공)의 필드 데이터를 대상으로 수행되어 연구 결과의 일반화에 제약이 있다. 따라서 향후 자동차 사출 및 반도체 조립 등 이종 공정으로 본 알고리즘을 확장하고, 업종별 가중치 계수를 표준화하는 연구가 필요하다.

본 연구를 통해 도출된 보정형 KPI 모델과 고순도 4M 데이터셋은 중소 제조기업의 설비 성과 진단 체계를 고도화하고 재무 기반의 합리적인 자원 배정 의사결정을 지원하는 실무적 토대를 제공한다. 나아가, 향후 본 연구의 보정 지표(AeO, PeO, QeO)를 기반으로 예지 보전 및 가상화 시뮬레이션 등 지능형 자율제조(AX) 시스템 고도화로 연계하기 위한 확장 모델로 활용될 수 있다[11, 18].

References

[1] Nakajima, S., 1988, Introduction to TPM: Total Productive Maintenance, Productivity Press, Cambridge, MA.

[2] Burke, R., Mussomeli, A., Laaper, S., Hartigan, M., Sniderman, B., 2017, viewed 30 September 2026, The Smart Factory: Responsive, Adaptive, Connected Manufacturing, Deloitte Insights, <https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/manufacturing-industrial-products/industry-4-0/smart-factory-connected-manufacturing.html>.

[3] Hopp, W. J., Spearman, M. L., 2011, Factory Physics, 3rd ed., Waveland Press, Long Grove, IL.

[4] Industrial Internet Consortium, 2017, viewed 30 September 2026, Industrial Internet of Things Volume G1: Reference Architecture, Version 1.80, <https://www.scribd.com/document/397795906/IIC-PUB-G1-V1-80-2017-01-31?>.

[5] 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.

[6] Kagermann, H., Wahlster, W., Helbig, J., 2013, viewed 30 September 2026, Recommendations for Implementing the Strategic Initiative Industrie 4.0: Final Report of the Industrie 4.0 Working Group, Acatech-National Academy of Science and Engineering, <https://en.acatech.de/publication/recommendations-for-implementing-the-strategic-initiative-industrie-4-0-final-report-of-the-industrie-4-0-working-group/>.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 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, https://doi.org/10.32956/kaoca.2018.16.1.43.

[11] Kim, B. T., Kim, S. R., Kim, J. H., Kim, S. Y., 2026, Development of AI-DX FOMs Cycle Framework for Manufacturing AX Implementation, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 35:3 228-239, https://doi.org/10.7735/ksmte.2026.35.3.228.

[12] 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.

[13] 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.

[14] Baur, C., Wee, D., 2015, viewed 30 September 2026, Manufacturing's Next Act, <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/manufacturings-next-act>.

[15] National Institute of Standards and Technology, 2014, viewed 30 September 2026,Smart Manufacturing Systems Design and Analysis Program, <https://www.nist.gov/programs-projects/smart-manufacturing-systems-design-and-analysis-program>.

[16] 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.

[17] 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.

[18] 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.



Hwa Seog Keum
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: hskeum@gmail.com



Doo Won Park
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: worldpdw@samsung.com



Wan Ho Jeong
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: twojeongjj@gmail.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 Management) with AI.
E-mail: df2030@hoseo.edu