https://doi.org/10.7735/ksmte.2024.33.1.69

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

Special Issue : Digital Transformation – Smart Factory Operation Managements

Check for updates

필름 제조 연속공정의 FOM 시스템을 활용한 제조혁신 사례 연구

김순철[a], 김재하[a], 남기선[a], 김수영[a,*]

A Case Study on Manufacturing Innovation Using the FOM System in the Continuous Process of Film Manufacturing

Soon Cheol Kim[a], Jae Ha Kim[a], Ki Sun Nam[a], Su Young Kim[a,*]

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

ARTICLE INFO

Article history:
Received 16 January 2024
Revised 5 February 2024
Accepted 6 February 2024

Keywords:
FOM(smart-factory operation management)
Smart factory
Manufacturing innovation
Predictive maintenance
4M(man, machine, material, method)

ABSTRACT

It is a continuation of productivity improvement owing to securing manufacturing competitiveness amid the rapidly changing global business environment, exchange rates, and large fluctuations in raw material prices. In particular, in the case of small and medium-sized manufacturing companies, difficulties such as manpower shortages and the impact of 52 h working hours are increasing. To overcome this, manufacturing innovation activities were proposed based on the FOM system using advanced manufacturing site data than the existing manufacturing innovation method, and the manufacturing innovation method was applied and the effectiveness was verified through a case company of the continuous production process of film manufacturing.

1. 서 론

최근 중소 제조기업은 기업의 제조 경쟁력을 강화하기 위해 생산성 향상을 통한 스마트 제조혁신을 추구하고 있다[1]. 이러한 스마트 제조의 핵심은 표준화를 통한 자동화된 설비들을 연결하여 M-M 연합작업(사람과 기계, 기계와 기계 간의 협력)을 가능케 하고, 이를 통해 설비 프로그램에 의해 운전될 수 있도록 하는 것이다. 이러한 추세에 따라 산업은 수작업이 아닌 설비에 의한 의존도가 높아지고 있다.

설비관리는 숙련된 기술자의 경험과 암묵적 지식에 의존하여 설비의 이상 상태를 감지하고 결함의 원인을 찾아내기 위해 중요하다. 그러나 이러한 접근 방식은 많은 양의 데이터를 정확하게 수집하고 평가하며 분석하는 데에 시간과 노력이 많이 필요하다는 한계가 있다[2]. 또한, 새로운 상황이나 잘못된 데이터 해석에 따른 혼란도 문제의 일부이다.

데이터 기반 제조혁신은 수요를 예측하고 생산량을 결정하며, 부적합이나 생산 중단 없이 목표를 달성하는 등의 기능을 제공하여 진정한 제조공장의 정상 운영을 위해 필수적이다. 특히 연속 생산의 경우 사후 설비관리로는 한계가 있으며, 돌발 고장에 대한 조치는 기업의 비용을 증가시키는 요인으로 작용할 수 있다[3].

생산성 향상을 위해 4M(man, machine, material, method)의 영향 인자를 찾는 것이 중요하며, 이를 데이터 기반으로 하는 체계적인 관리도구로 FOM(smart-factory operation managements) 시스템이 필요하다[4]. 이 시스템은 실시간 변화 관리와 다차원 분석을 통해 의사결정이 가능한 control tower 기능을 제공한다.

본 연구에서는 필름 제조 연속공정의 FOM 시스템을 활용하여 스마트 제조혁신을 수행하는 제조기업의 데이터 기반 혁신 방법론이다. 논문의 구성은 선행 연구를 서술한 2장, FOM 시스템 기반

* Corresponding author. Tel.: +82-70-8600-5336
E-mail address: df2030@hoseo.edu (Su Young Kim).

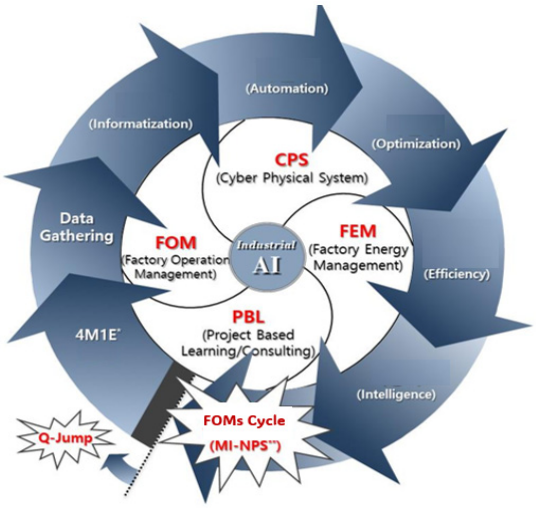


Fig. 1 FOMs package composition and mechanism

제조혁신 활동 방법론을 소개하는 3장, 적용 사례를 중심으로 설명하는 4장, 그리고 사례 연구 결과 요약 및 향후 연구 발전 방향을 기술하는 5장으로 구성되어 있다.

2. 선행 연구

2.1 FOMs package 구조 및 메카니즘 개요

FOMs package는 Fig. 1에서처럼 FOM system, CPS(cyber physical system), FEM(factory energy management), PBL (project based learning(consulting))으로 구성되어 있다. 이러한 단위기능은 전체적으로 하위 단계에서 상위 단계로 발전하는 FOMs cycle이며, 유기적으로 상호 연결되어 지속적인 기업성장의 기틀을 제공한다. 이는 새로운 지능형 신생산 시스템(MI-NPS, meta Intelligent new production system)으로 산업에 특성 및 생산방식에 관계없이 현재보다 quantum-jump할 수 있는 방법론이다.

특히 외부 환경변화와 더불어 생산 제조현장은 변화가 더욱 빠르고 제품의 수명 주기도 짧아지고 있는 추세이다. 따라서 제조현장은 4M이 수시로 변화하기 때문에 이에 맞게 분석하고 대응하는 측면에서 체계적인 접근이 가능하다. CPS의 경우 기존 현장의 문제점을 개선하기 위한 방법을 찾기위해 사전에 시뮬레이션해 보고 최적의 상태를 선택하여 개선의 낭비를 찾는 시간과 시행착오를 줄일 수 있다.

또한 새로운 생산 시스템이나 라인운영을 가상공장에서 적용하여 효과가 검증된 다음에 현장에 반영함으로써 선행적으로 최적화 대응이 가능하다. 무엇보다 이러한 혁신활동을 하기위한 PBL 프로세스를 적용하여 문제를 진단하고 개선하고 검증하고 피드백 보완하는 사이클로 모든 관리자 및 실무자와의 일치된 방향성을 갖고 지속적인 개선에 이르게 된다. 이러한 메카니즘 활용하여 현재

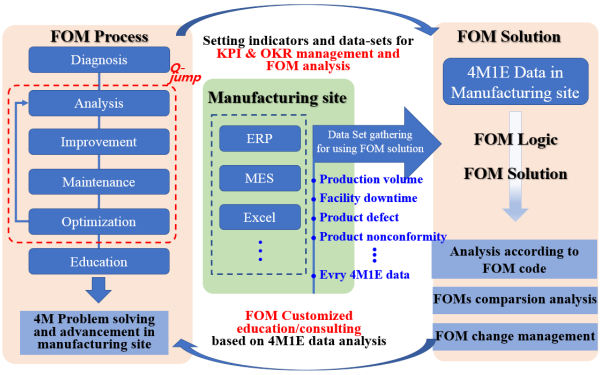


Fig. 2 FOM system structure

제조기업의 스마트 공장 구축에 있어 체계적으로 접근이 가능하여 기초 수준에서 고도화 구축에 이르기까지 시행착오 없이 빠르게 구축하고 운영하는데 효과적이다.

최근에는 기업의 목표가 재무적 경영목표 뿐만 아니라 비재무적인 사회적 책임 경영을 중요시하여 특히 ESG 경영에서 에너지 절감에 관심이 많다. FEM은 에너지 및 온실가스 절감을 통한 ESG 경영을 바탕으로 지속가능한 기업성장을 이끌어 낸다. 다음에서 FOM 시스템에 대해서는 자세히 소개하도록 한다.

2.2 스마트공장 운영관리: FOM system

스마트공장 운영관리를 위한 FOM 시스템은 FOM 프로세스와 FOM 솔루션으로 구성되며 Fig. 2에 나타내었다. 각각 현장의 교육과 개선을 위한 프로세스와 제조 4M 데이터의 분석과 개선의 착안점 솔루션을 찾는데 있다. 따라서 FOM 시스템은 두 가지의 서브 시스템의 집합체로 유기적으로 상호 교류를 통해 지속적인 생산성 향상을 할 수 있도록 하여 현장의 작업자부터 관리자까지 하나의 방향을 지향하고 목표를 달성할 수 있게 하는 시스템이다[5].

이에 대한 2.2.1절에서 FOM 프로세스를 2.2.2절에서는 FOM 솔루션에 대해서 설명한다.

2.2.1 현장 문제해결: FOM 프로세스

FOM 프로세스는 제조 현장에서 학습과 함께 혁신 방법론으로써, 4M의 문제해결과 생산성 향상을 목적으로 하는 혁신 프로세스이다. 이는 현장의 현황을 빠르게 진단하고 문제점을 파악하여 해결방안 도출 및 개선으로 이어지는 과정으로 구성되어 있다. FOM 프로세스는 제조현장의 수준 진단, 분석, 개선적용, 유지관리, 최적화, 교육의 6단계로 진행되며, 각 단계별로 KPI 관리와 FOM 솔루션 활용을 위한 지표와 데이터 항목들을 설정한다.

Fig. 3은 FOM 솔루션 기반의 KPI(성과 지표) 관리에서 G factor는 제조업의 성장을 나타낸다. G factor 1은 제품 생산량, G factor 2는 비가동, 불량, 부적합, G factor 3은 미확인을 나타내

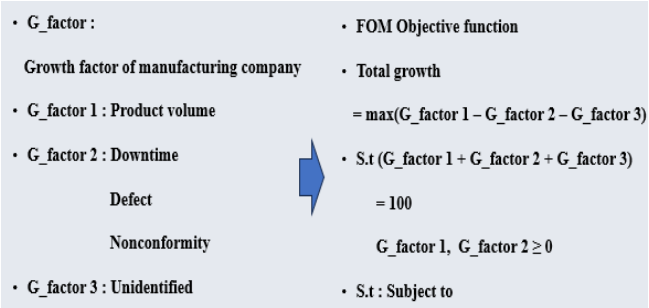


Fig. 3 KPI management by FOM solution G factor

며, 이들은 total growth의 합에 대한 각 요인으로 정의된다. 따라서 G factor 1과 G factor 2의 값은 0보다 크거나 같아야 하며, total growth에 대한 이들의 합은 100이어야 한다.

요약하면, G factor 1은 제품 생산량, G factor 2는 비가동, 불량, 부적합, G factor 3은 미확인을 나타내며, total growth는 이들을 종합적으로 고려한 성장 지표이다. 제조공정에서는 G1은 생산실적 최대화, G2는 비가동, 불량, 부적합 최소화, G3은 미확인 그룹으로서 문제 발견과 개선예측에 주력한다.

이러한 지표를 활용하여 각 부서 및 팀은 데이터를 기반으로 조직의 효율성과 생산성을 향상시키는 방안을 도출한다. 구매팀은 원부자재의 불량과 비가동 데이터를 분석하여 구매 조달의 문제점을 파악하고, 기술팀은 신생산 시스템 도입으로 G2와 G3 최소화 방안을 통한 생산성 향상을 목표로 한다.

영업팀과 품질팀은 각각 마케팅에 기여하고 생산성을 높이는 방안을 분석하여 제조 프로세스를 개선하며, 관리팀은 4M을 기준으로 생산 환경을 최적화하여 효율성과 생산성을 촉진한다.

총괄적으로, 이러한 혁신 프로세스는 주기적인 관리와 개선을 통해 기업의 생산성을 끊임없이 향상시키는데 기여한다.

2.2.2 4M1E 데이터 다차원 분석: FOM 솔루션

FOM 솔루션은 제조 현장에서 생성된 4M1E (man, machine, mathode, matrireal, environment) 관련 데이터 분석에 활용되며 FOM 분석을 수행한다. 이에 대한 방법으로 FOM 코드별 분석, 비교분석, 변화관리 방법이 있다. FOM 코드별 다차원 분석은 제조현장의 data를 FOM 코드 번호에 따라 분석을 위해서 생산량, 비가동, 불량, 부적합, 환경, 에너지사용의 5개의 지표에 관리 번호를 부여한다[6]. 생산량은 계획된 수량 대비 실적 생산수량으로 달성률을 지표로 산출하며, 제품별, 설비별, 작업자별로 구분하여 산출할 수 있다.

생산에 투입된 시간에서 생산에 기여하지 못한 시간을 비가동으로 정의하며 FOM 코드 번호로는 Table 1과 같이 #1000부터 #4000까지 있으며, 각각의 지표명과 관리 번호로 코드번호 부여에 의한 모든 분석 요소가 서로 유기적인 연결로 제조공정의 낭비와

Table 1 FOM code management list

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)	

생산성 저해 요인의 다차원 분석에 있으며 특히 이벤트 시점의 변화에 대한 추적성 관리가 쉽다는 것이다.

FOM 솔루션을 활용한 코드별 분석 일반적인 수행 절차는 Fig. 4와 같다. 먼저 데이터 분석 기간(연간/월간/주간)을 정하고 분석대상 범위(공장/생산라인/공정 단위)를 설정하고 이 과정에서 생산계획 달성율이 저조한 제품을 확인한다. 즉 점유율 순위가 높은 제품을 대상으로 FOM 코드별 분석을 수행한다. 이는 파레토의 원리에 의해서 영향도가 큰 대상을 우선하여 분석 개선하기 위함이다.

생산달성률이 저조한 제품의 경우에는 해당 제품의 생산성 및 품질 저해요인에 대해서 4M 측면의 세부분석이 필요하다. 그리고

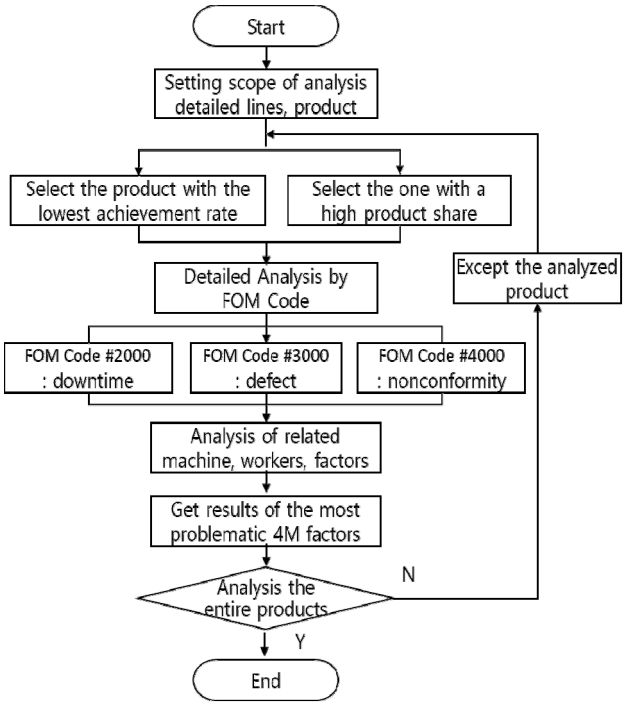


Fig. 4 Flow chart of general analysis procedure according to FOM code

선택된 두 가지 제품에 대한 FOM 코드 번호 #1000, #2000, #3000, #4000기준에 의해 작업자, 설비, 요인들을 분석한다. 마지막으로, 분석된 결과들을 종합하여 생산달성률 및 생산제품의 점유율을 바탕으로 worst을 도출하며, 이 제품 생산에 투입된 작업자, 설비, 비가동/불량/부적합/에너지소비(탄소배출) 세부 요인들에 대해서 분석하여 결과를 정리한다. 그 후 이미 분석된 제품을 제외한 모든 제품에 대해서 위와 같은 방법으로 완료될 때까지 계속적으로 분석을 수행해 나간다.

제조업에서는 수주방식과 제조공정에 따라 4M가 수시 변경이 발생하며, FOM 솔루션은 이에 대응하기 위한 변화를 감지하고 개선의 결과를 확인하는 변화관리 방법이다. 특히 ESG 경영에서 제조 현장은 사용된 자원의 효율성에 의한 온실가스 발생 및 에너지 사용량의 낭비가 발생하기에 이러한 요인들을 추적하고 제거하는 것이 매우 중요하다. FOM 코드별 반복 분석과 4M1E의 변경 전과 변경 후에 대한 비교 차이 분석을 통해 핵심성과지표(KPI) 변화를 모니터링하게 된다.

2.3 제조 데이터 분석 기반 제조혁신 활동

4차 산업 혁명에서 제조데이터의 활용은 제조혁신을 위한 핵심 활동으로 간주되고 있다. 그러나 중소기업에서는 이러한 활동을 추진하기 어려운 상황이 있다. 이를 극복하기 위한 추진 방법으로는 먼저 데이터 수집 인프라를 구축해야 한다. 센서 및 IoT 장치를 활용하여 제조환경에서 발생하는 다양한 데이터를 수집할 수 있는 인프라를 구축하고, 데이터의 정확성과 안전성을 보장하기 위한 시스템을 도입하여 데이터의 품질을 향상시켜야 한다. 클라우드 기술을 활용하여 생산제조 데이터를 클라우드 기반 플랫폼에 저장하고 처리함으로써 실시간 모니터링과 원격 접근이 가능하도록 한다. 또한, 클라우드를 통한 데이터 공유와 협업을 강화하여 효율적인 정보 공유를 촉진할 수 있다.

빅데이터 기술과 분석 도구를 도입하여 대량의 데이터를 효과적으로 분석하고 의사결정에 활용할 수 있도록 한다. 데이터 마이닝 및 시각화 기술을 활용하여 트렌드 도출 및 문제해결에 활용하며, 이러한 데이터가 축적되면 머신러닝 알고리즘을 활용하여 패턴을 학습하고 예측 모델을 개발한다. 이를 통해 생산 데이터에서 발생하는 패턴을 학습하고 인공지능(AI)을 통해 프로세스를 최적화하며, 비효율적인 부분을 자동으로 개선하고 조치한다.

제조현장에서의 빅데이터 분석과 최적화, 그리고 개선의 대상으로는 품질 향상과 불량률 감소, 예측정비 및 고장예방, 자동화 최적화, 생산계획 최적화, 인간-로봇 협업이 구분된다. 이러한 데이터 분석 기반의 제조혁신은 기업의 경쟁력을 향상시키고 지속가능한 생산현장의 경쟁력을 확보하는 데 기여한다. 장치산업에서의 예지정비 방식은 설비의 이상 징후가 나타나는 시점부터 설비에 대한

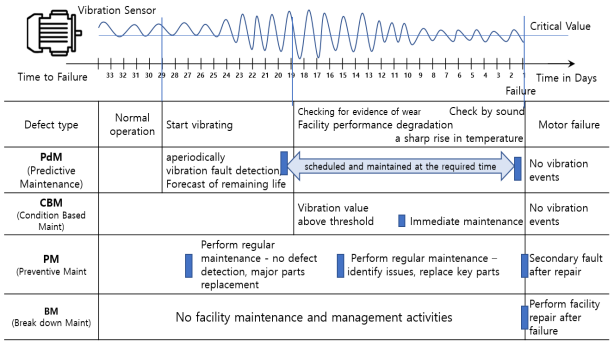


Fig. 5 Comparison of facility maintenance methods

사전 경고를 바탕으로 분석과 평가를 통해 결함을 제거하는 방식이다[7]. Fig. 5는 전동기 설비 구동부의 전통적인 보전 방식과 빅데이터를 활용한 예지정비 방식을 비교한 것이다.

최근에는 IoT 기술과 빅데이터 기술의 발전으로 AI 기술을 접목하여 설비의 이상 상태, 결함, 또는 정상 상태를 학습하고 이를 기반으로 최적의 조건을 확인하여 설비 보수에 적용하는 AI 기반의 예지보전 방식에 대한 관심이 증가하고 있다[8].

3. FOM 시스템 활용 제조혁신

FOMs 체계의 제조혁신 방법과 AI를 활용한 설비 예지보전 절차는 Fig. 6에서 시각적으로 확인할 수 있다. 먼저, FOM 솔루션의 분석 목적은 운영 중지 시간과 생산 손실을 가장 크게 유발하는 요인의 상위 20%를 식별하고 이를 기준으로 우선순위를 매긴다. 이때, 문제가 제품, 설비, 또는 작업자에 의한 것인지를 계층별로 분석하며, 도출된 주요 문제를 FOM 프로세스를 통해 계속적으로 개선하고 변화 관리한다. 이는 전반적인 운영 및 설비보전 관리로 볼 수 있다.

다음 단계는 FOM 솔루션이 발견한 최상위 요인을 기반으로 주

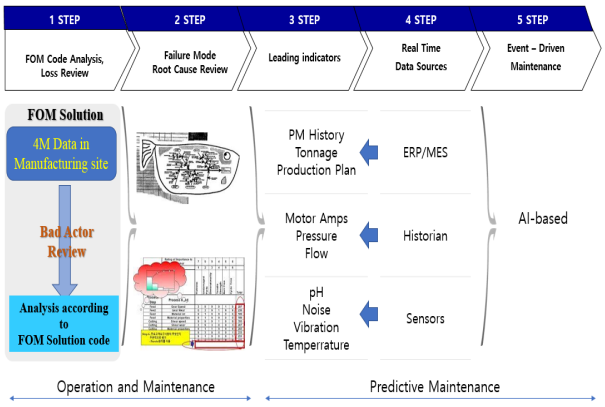


Fig. 6 FOMs – AI based predictive maintenance

요 오류 모드를 확인하는 것이다. 일반적으로 FMECA (failure mode effect critical analysis)는 고장 모드의 중요성을 분석하여 근본 원인을 확인하는 과정을 포함한다. 고장 모드를 이해함으로써 근본 원인을 식별할 수 있다[9]. 그 다음 단계에서는 근본 원인을 이해하여 문제를 해결하기 위한 기초 활동으로, 센서 및 IoT 장치의 실시간 데이터 및 분석을 통해 설비 예지보전을 위한 선행 지표를 식별한다. 이러한 실시간 지표는 IT 솔루션, 운영 기술(OT), 자산 관리(EAM), ERP, MES 솔루션과 FOM을 연동하여 설정할 수 있다.

가장 중요한 것은 모든 조직 구성원이 하나가 되어 혁신 활동으로 경영활동과 연계되어야 한다[10].

4. 적용 사례 및 고찰

본 연구에서는 충청남도에 소재한 필름 생산을 전문으로 하는 A기업을 대상으로 적용하였다. 해당 기업은 ERP, MES가 구축되어 있지만, 전반적으로 데이터 연계가 미흡하며 돌발 고장으로 인한 설비 효율 저하로 인해 생산 달성률이 낮고 원가 경쟁력이 저하된 상황이었다.

A기업의 생산 시스템 및 공정 구조를 살펴보면, 연속 생산 형태로 운영되며 밀 롤 라인에서 고속으로 생산 중에 돌발 정지와 생산 종료 후 임의 시점에 진행되는 계획 정지가 발생하는 것으로 확인되었다. 또한, 부적합 판정은 후가공 공정인 절단 공정에서 생산 중에 발견되는 특징을 가지고 있다. 따라서 밀 롤 공정에서의 전체적인 생산 목표 달성 저해 요인을 파악하기 위해서는 후가공 공정의 이력을 밀 롤 공정의 생산 이력과 비가동 부적합 내용의 차원을 통일하여 분석하였다.

Fig. 7과 같이 FOM 분석을 위한 19개 컬럼의 데이터를 정리한 것을 나타내었다. 이때 생산목표 중량은 MES 정보에서 가동시간, 생산제품의 비중, 생산제품 폭, 두께, 길이, 생산속도는 제품의 recipe정보를 사용한다.

목표 생산량은 식 (1-1)에 의해 산출한다.

생산목표량(target) = 생산 가동시간 x 비중 x 제품 폭 x 제품 두께 x 제품 길이 x 생산 스피드 (1-1)

Date	Facility	Product	Operator	Output	Target	Work time	Efficiency	C/T	Downtime factor	Downtime	Nonconformity factor	Nonconformity Quantity
2023-02-02	3	HK403	* * *	8935	10688	382	1	6553.44	SA filter replacement	145	Nonconforming product weight	49
2023-02-02	3	HK403	* * *	8935	10688	382	1	6553.44	SA filter repla	145	discharge weight	120
2023-02-02	3	HK403	* * *	8935	10688	382	1	6553.44	SA filter repla	145	SCRAP weight	798
2023-02-02	3	HK403	* * *	8935	10688	382	1	6553.44	SA filter repla	145	Trim weight	28
2023-02-02	3	HK403	* * *	8935	10688	382	1	6553.44	SA filter repla	145	transitional weight	498

Fig. 7 Configuring FOM qpr data

Table 2 Quality defect code

Defective factor	Classification	Sub classification	Defect factor	Quality defect factor name
09	4	59	09	Reverse rotation wrinkle and cut
10	1	16	10	Wrinkle (other)
11	1	16	11	Wrinkle (MD - machine direction)
12	1	16	12	Wrinkle (TD - transverse direction)
13	1	16	13	Wrinkle (bite)
14	1	16	14	Wrinkle (reverse rotation)
15	1	16	15	Wrinkle (diagonal)

Table 3 Downtime code

Code	Reason			counter-measures
	Large	Medium	Small	
AM	M/C factors	Broken	Roll bearing break	-
CT	M/C factors	Damaged	MDO pump burst	Exchange
CW	M/C factors	Damaged	W/D narrow gap Gear box damaged	Inspection
CZ	M/C factors	Damaged	T/O No1 Nip R/L Push to DR side	Inspection

생산실적은 MES 실적정보의 실적생산량을 집계하여 비교한다. 실적 차이 원인을 다차원 분석으로 제품, 설비, 작업자, 생산모델에 따라 비가동, 부적합의 요인을 분석하게 된다.

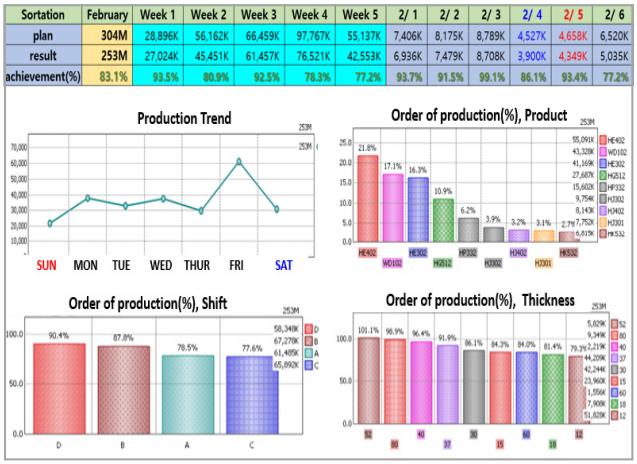
4M 분석을 위한 코드 체계를 정비하여 이해관계자의 의사 소통을 원할히 하고 분석의 일관성을 확보할 수 있다. Table 2에서 불량, 부적합 코드 표준화 사례를 보여주고 있다.

불량 요인을 대, 중, 소로 구분하고 불량 요인 코드와 불량 요인명으로 구분한다. Table 3에서는 설비의 열화, 고장에 의한 생산 문제의 경우 분석을 위해 코드 정비가 필요하고 이를 대, 중, 소로 구분하고 원인(reason) 코드, 대책 및 조치를 기준정보로 정의한다.

이러한 기초정보를 정비하고 FOM 솔루션에 분석 절차에 의한 Fig. 8과 같이 지표 분석을 하여 문제가 가장 큰 worst 요인을 찾는 과정을 거치게 된다. 먼저 생산목표량과 실적량의 차이를 파악하는 단계로 생산 점유율이 높으면서 생산실적량이 저조한 순위로 하위 레벨로 전개하여 달성률 저조원인을 4M으로 구분하여 분석한다. 본 과제에서는 4M중에 설비에 대해서 심층적으로 분석하였다.

2023년 2월의 데이터를 기준으로 생산 달성률이 83.1%로 확인되었으며, 특히 HE402 제품과 두께 12 mm 제품의 달성률이 낮음을 파악하였다. 이를 통해 특정 제품군이나 특정 사양의 제품이 생산 목표를 달성하는 데 어려움을 겪고 있음을 확인할 수 있었다.

FOM 솔루션 분석을 통해 달성률이 낮은 제품군과 설비를 식별



Sortation	February	Week 1	Week 2	Week 3	Week 4	Week 5	2/ 1	2/ 2	2/ 3	2/ 4	2/ 5	2/ 6
plan	304M	28,896K	56,162K	66,459K	97,767K	55,137K	7,406K	8,175K	8,789K	4,527K	4,658K	6,520K
result	253M	27,024K	45,451K	61,457K	76,521K	42,553K	6,936K	7,479K	8,708K	3,900K	4,349K	5,035K
achievement(%)	83.1%	93.5%	80.9%	92.5%	78.3%	77.2%	93.7%	91.5%	99.1%	86.1%	93.4%	77.2%

Fig. 8 FOM solution analysis

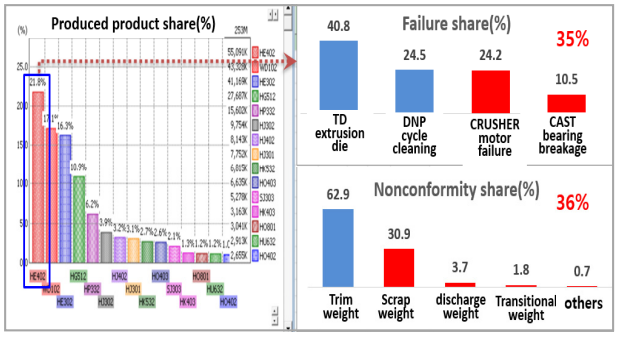


Fig. 9 FOM solution multidimensional analysis

하고, 세부적으로 상호관계를 파악하는 과정에서 고장 유형과 고장 점유율을 확인한다. Fig. 9에서는 고장 항목 중에서 모터 및 회전체에 대한 고장 점유율이 높은 것을 확인하였고, 이를 기반으로 우선적으로 개선해야 할 대상을 선정하였다.

FOM 시스템과 개선 활동을 효율적으로 연계하는 FOM 시스템 기반의 제조혁신 절차는 Fig. 10에서와 같이 FOM 코드 분석을 통해 발굴된 설비 고장 항목을 개선하기 위해 진행되었다. FOM 분석에 의한 비가동요인을 정의하고 핵심요인은 센서에 의한 이상

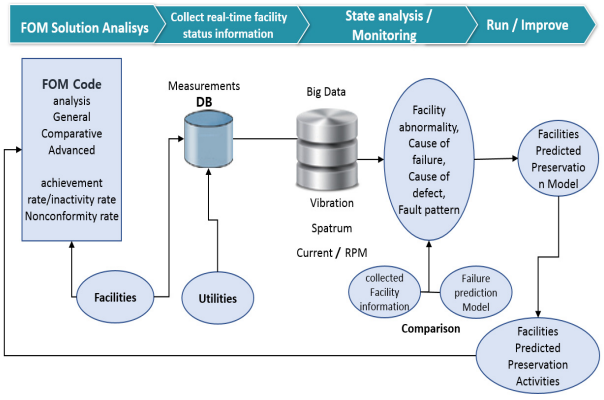


Fig. 10 Manufacturing innovation using FOM systems

Fig. 11 Anomaly detection by IoT sensor

탐지가 되었으면 예지보전을 실행하고 결과에 대해서 FOM 솔루션에서 지표분석을 하여 실질적인 생산량에 어떠한 영향을 주었는지 확인하고 지속적인 개선을 실시하게 한다.

먼저 IOT 센서 설치에 대해서는 연속 생산 시스템의 필름 제조 핵심인 압출기의 회전체에 부착형 IoT 센서를 Fig. 11에서처럼 모타 축과 수직 방향으로 설치하였다.

이 부착된 IoT 센서는 실시간으로 진동 주파수를 수집한다. 예측 모델은 오토인코더 AI 모델링을 적용하였다. 이 모델은 정상 상태와 비정상 상태를 구분하고, 정상으로 모델링한 데이터와 오차범위가 임계치를 초과하면 이를 이상 상태로 간주한다.

Fig. 12의 주파수 분석의 설비 예지보전 모델을 활용하여 설비의 실시간 상태 값을 비교하고 이상을 탐지하며, 고장 패턴 및 트렌드를 파악한다. 이상 상태로 판단될 경우, 설비보전 주기를 생산계획과 설비보전 인력 운영 측면에서 생산효율이 가장 큰 방향으로 최적화하여 점검과 설비보전 활동을 하게 된다. 즉, 계획된 시간에 체계적인 정비를 통해 돌발 정지로 인한 생산 중단의 낭비를 감소시키는 데 기여하였다.

FOM 시스템을 활용한 제조혁신 활동을 통한 개선 결과는 Fig. 13에서 개선 전/후 비교에서 나타내었다.

생산 달성률은 83.1%에서 87.8%로 상당한 향상이 이루어졌다. 또한 달성률을 저해하는 요인 중 하나인 비가동률은 worst 항목의

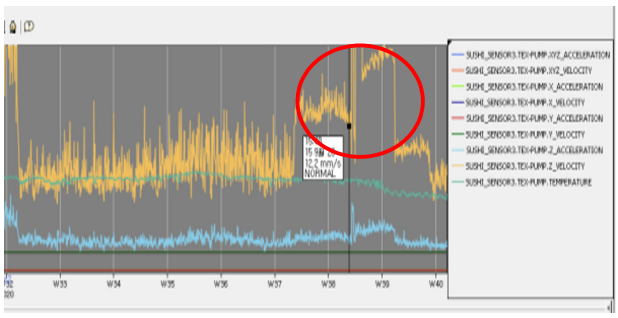


Fig. 12 Frequency analysis anomaly detection AI modeling

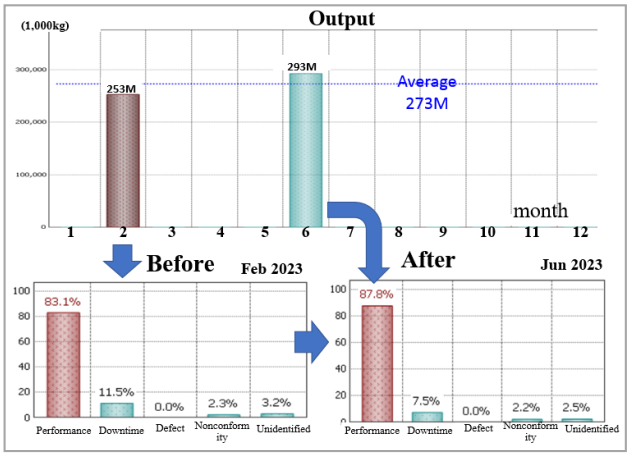


Fig. 13 Comparison of indicators before and after improvement

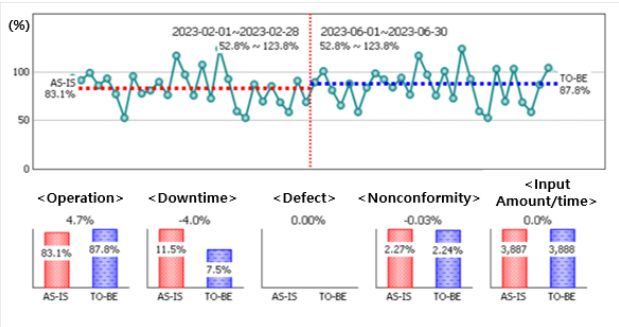


Fig. 14 FOM solution comparison analysis results

핵심 영향 인자를 개선하여 11.5%에서 7.5%로 4% 감소하는 효과가 확인되었다. 이는 고장에 의한 생산라인이 돌발 정지 발생 시 평균적으로 3일 정도의 복구 조치 시간이 소요되었다, 예측 모델에 의한 이상 탐지로 생산계획에 맞춰 계획된 일정에 의해 계획 보전으로 전환하였다. 이에 필요한 부품 및 자원은 미리 준비하기 때문에 비가동 시간이 줄게 되고 생산에 집중할 수 있다.

개선된 내용에 대해서도, Fig. 14의 비교분석 관리를 통해 각 항목별로 지속된 모니터링을 수행하여 개선 결과를 엄밀하게 검증하고 피드백 및 유지하도록 한다.

5. 결 론

본 연구에서는 필름 제조공정을 대상으로 FOM 시스템을 활용한 제조혁신 활동의 일환으로 연속 생산공정의 비가동 부적합 원인을 파악하고 핵심 요인에 대한 개선 대책으로 진동센서를 통한 설비 예지보전 체계를 구축하였다. FOM 솔루션을 통한 데이터 분석으로 생산 목표 달성에 저해가 되는 핵심 영향 인자를 식별하고, 고장 모드를 정의한 다음, 관리 인자에 대해서 실시간 상태를 모니터링하고 이상 상태를 사전에 감지하여 돌발 정지와 부적합 요인을 최소화하고 돌발 중단을 계획적인 관리로 설비보전 및 개선 활동을 수행함으로써 비가동률 감소와 생산 달성률이 향상되었다.

향후 연구 방향으로는 밀 롤 공정과 후가공 절단 공정의 이력을 기반으로 기존의 수작업 생산계획, 생산 이력 집계, 생산 업무, 생산실적 관리 등과 관련된 데이터를 수집하고, FOM assist API를 활용하여 생산 과정의 투명성을 확보하기 위해 4M 데이터 기반으로 FOM data file set을 활용한 실시간 생산 정보 집계를 계획하고 있다. 이를 통해 종합적인 관리 지표 데이터를 심층 분석하여 공장 혁신에 관한 통찰력을 도출하는 것이 목표이다.

FOM의 공장 운영관리 컨트롤 타워에서는 4M 기반의 다차원 분석, G1, G2, G3 생산성 변화관리, 생산성 데이터 시각화, 생산 및 품질관리 지표 분석이 이루어진다. 이를 통해 첫째로는 스마트 제조혁신, 즉 일하는 방법의 개선과 문제해결형 맞춤 교육을 하며, 둘째로는 제조공정에서의 고질적인 불합리 요소와 비효율적인 부분에 대한 AI 자율 운영이 필요하다고 판단된다. 생산 고도화를 위해 설비, 공정, 품질 데이터를 수집하여 4M 기반의 AI 자율 운영을 구현하고자 하며, 이를 통해 AI 자율 운영에서는 공정, 설비, 품질 예방을 효과적으로 수행할 수 있을 것으로 기대한다. 종합적으로 이러한 연구들은 효율적이고 지능적인 제조 과정을 구축하는데 기여할 것으로 기대된다.

후 기

이 연구는 2023년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0012453, 2023년 산업혁신 인재성장 지원사업)

References

[1] 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.

[2] 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.

[3] 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.

[4] No, K. H., 2023, (A) Study on Operating Rate Metrics linked to

Optimal Process Operation and A Case Study of Improving Production Capacity by Using FOM, Doctoral Dissertation, Hoseo University, Republic of Korea.

[5] Kim, S. Y., 2015, Development of Digital Factory FOM to Improve Productivity, Doctoral Dissertation, Daejeon University, Republic of Korea.

[6] Son, K. S., You, H. S., Kim, J. H., Kim, Y. H., Kim, S. Y., 2022, Method of FOM&MES Interconnection for Real-Time Production Capacity and Key Performance Indicators (KPI) Management, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conf., 90.

[7] Lee, B. O., 2023, Utilization System for Optimizing Maintenance of IIoT-based Main Point Utilities, Doctoral Dissertation, Tech University of Korea, Republic of Korea.

[8] Lee, J. H., 2021, Real-time Predictive Maintenance System Implementation in IIoT Environment, Master Thesis, Hanyang University, Republic of Korea.

[9] Lee, B. O., 2023, Design and Implementation of Code-based Failure Type Management System for Efficient Facility Maintenance, Master Thesis, Pusan University, Republic of Korea.

[10] Park, Y. C., Lee, S. B., 2009, Application Case Study of Change Management Program IFI(Integrated Field Innovation) Methodology of Field Workers, IE interfaces, 22:3 243-251.

Soon Cheol Kim
Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University.
His research interest is FOM (smart-Factory Operation Management) with AI.
E-mail: ksc7975@naver.com

Jae Ha Kim
Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University.
His research interest is FOM (smart-Factory Operation Management) with AI.
E-mail: dfs717@naver.com

Ki Sun Nam
Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University.
His research interest is FOM (smart-Factory Operation Management) with AI.
E-mail: ksnam20@hanmail.net

Su Young Kim
Professor in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University.
His research interest is Applications of FOMs (smart-Factory Operation Management) with AI.
E-mail: df2030@hoseo.edu