



FOM을 활용한 자동차용 팬 제조공정의 생산성 향상에 대한 연구

박용록^a, 장오성^a, 장재훈^a, 임효재^b, 김수영^{a,*}

A Study on Productivity Improvement in Automotive Fan Manufacturing Process Using FOM

Yong Rog Park^a, O Seong Jang^a, Jae Hoon Jang^a, Hyo Jae Lim^b, Su Young Kim^{a,*}^a Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University^b Geothermal Energy Education Center, Hoseo University

ARTICLE INFO

Article history:

Received	13	May	2024
Revised	6	June	2024
Accepted	11	June	2024

Keywords:

FOM(factory operation management)
 Manufacturing big data
 Injecting assembly process
 Productivity improvement
 Prediction

ABSTRACT

This study analyzes the data using the FOM of the case companies, and the production achievement rate is 80%. The results of the 4M analysis were identified for the non-operation and process failure. In addition, through the measurement of the working time of the manufacturing process and the analysis of the manufacturing capacity, the work dispersion caused by irregular work in the process was identified as an influencing factor, and countermeasures were established accordingly. It was confirmed that the productivity rate was improved by 8.1%, the non-operation rate was improved by 0.04%, the process defect was improved by 0.02% and the loss cost was reduced by 56.94 million won. The FOM solution will be of great helpful in improving the manufacturing competitiveness of small and medium-sized businesses to analyze data, establish countermeasures and predict and apply the effectiveness of improvement plans through simulation.

1. 서론

2008년 글로벌 경제 위기 이후 제조 산업이 선진국들의 빠른 경제 회복 원천이 되었으며, 당시의 대량 생산시스템을 통해 빠른 극복이 가능했다. 하지만 이마저도 환경 변화 및 여러 요인들로 인한 저성장엔 직면해 고객의 니즈에 맞는 고객 맞춤형 생산방식의 변화가 필요하게 되었다. 이러한 급격한 생산 환경의 변화가 2016년 4차 산업혁명을 촉발하여 새로운 기술의 발전과 기술간 융합으로 제조 분야에 ICT(information communication technology) 기술을 접목하여 스마트화를 촉진시켰다. 그리고 제조업의 변화와 새로운 전략을 위해 스마트팩토리가 화두에 올랐으며, 아날로그

방식을 고수하던 기업들은 디지털화를 위해 많은 노력을 하게 되었다.

선진국에서도 제조업의 경쟁력 강화를 이끌어내기 위해 다양한 정책들을 내고 있으며, 우리나라에서도 제조업 혁신 3.0을 기반으로 스마트 공장 보급 지원 및 확산을 위해 심혈을 기울였으며 연구 개발을 진행했다^[1].

국내 제조 기업들은 숙련 작업자가 지속적으로 감소되고 인력 확보도 어려운 상황이며 생산성 감소 및 다품종의 빠른 제조 환경 변화 등과 같이 문제점을 개선하기 위해 제조 공정의 자동화를 적용하고 제조 빅데이터를 분석할 수 있는 툴의 필요성이 증대 했으며, 기계학습, 데이터 전처리, 데이터 마이닝, 그래프 마이닝 등 분

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

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

석 기술이 발전하였다²⁾.

이러한 기술을 기반으로 전사적자원관리(enterprise resource planning), 제조실행시스템(manufacturing execution system), 제품수명주기관리(product lifecycle management) 등의 IT 시스템으로 스마트팩토리를 구축하며 디지털 전환(DX, digital transformation)을 통한 경쟁력을 높이기 위해 많은 노력을 기울이고 있다³⁾.

하지만 대다수의 국내 중소 제조 기업들은 ICT(information communication technology) 기술을 활용한 스마트화 시스템을 구축하지 못하고 있거나, 구축한 경우에도 약 78%의 제조 기업이 기초 수준의 솔루션을 제대로 활용하지 못하고 있다⁴⁾. 이러한 기업들은 excel이나 paper를 통한 수작업으로 제조 데이터를 기록, 수집하고 있거나, 제조현장에서 발생하는 다양한 문제를 개선하기 위해 개인의 경험에 의존한 개선방안을 수행하고 있다⁵⁾.

중소 제조 기업의 이러한 활용도와 생산성 향상을 위해 MES 시스템을 통해 수집한 제조공정에서 발생 되는 4M 데이터를 집계하고 분석이 가능한 데이터 관련 솔루션의 도입이 필요하며, 특히 사출 공정 및 제조공정의 실시간 데이터 변화요인이 많고 복잡하나 제조공정이 사출 공정에 비해 4M(man, machine, material, method) 관리에 변화요인이 많고 작업관리가 복잡하여 공정 불량 이 높고 생산 효율이 낮은 공정을 개선해야 된다. 그리고 cycle time 및 설비와 사람의 연합작업(M-M분석), 공정내 병목 공정, 제조 공간간 밸런스 관리 등 공정의 빅데이터 분석을 통한 생산성 향상 및 유연한 수요 변화에 대응하지 못하는 문제를 가지고 있으며 기업 맞춤형 솔루션을 통해 데이터 수집 및 분석, 집계 할 수 있어야 된다⁶⁾.

히다치는 제조 현장에서 생산 효율을 높이기 위해 IoT(internet of things)를 기반으로 한 솔루션을 구축해야 한다고 강조하고 있다⁷⁾. 이 솔루션은 분석을 할 수 있는 플랫폼을 제공해 제조 현장에서 작업자가 설비나 기기로부터 데이터를 수집, 분석하여 최적의 생산 지점을 파악하는데 도움을 주게 된다. 또한 IoT를 활용하여 불량 예측이나 고장 예측과 같은 핵심성과 지표에 맞춘 분석 결과를 실시간으로 제공하여 공정개선을 통한 생산 효율을 높일 수 있다. 그러나 스마트팩토리로 전환 중인 대다수의 중소기업은 시스템 구축을 통해 수집된 데이터를 제대로 분석하고 활용하지 못하고 있다. 따라서 IoT를 통해 데이터를 확보하고 이를 경영 및 제조 능력 향상에 유용하게 활용하는 것이 쉽지 않은 문제가 존재한다⁷⁾. 스마트팩토리를 도입하여 디지털 전환을 추진하는 것은 인구 감소와 숙련된 작업자 부족으로 인한 문제를 해결할 수 있는 중요한 전략이다. 이를 통해 기존의 생산 관리 방식을 디지털 데이터 수집, 관리, 분석으로 바꿔 고객의 요구에 신속하고 유연하게 대응할 수 있으며, 제조 환경 변화에 맞춘 작업 지시와 제품 제조 기록

을 통해 제품 추적성을 제공할 수 있다. 또한, 공장 운영 관리와 경영 의사 결정을 지원하며 생산성 향상을 위해 공정 데이터를 체계적으로 분석하는 맞춤형 데이터 분석 솔루션이 필요하게 된다⁸⁾.

본 연구에서는 스마트팩토리 운영관리인 FOM 솔루션을 활용하여 중소기업의 데이터 기반 사례 분석 및 검증을 통한 경쟁력을 확보하기 위한 방안을 연구하고자 한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서 본 연구에 적용하는 스마트팩토리 운영관리(FOM) 솔루션과 4M 데이터 분석 방법을 기술하고, 3장에서 FOM을 적용한 H사의 사례 및 결과를 분석하고, 마지막 4장에서는 연구 결과 요약과 한계 그리고 향후 추진해야 할 연구 방향에 대해 기술한다.

2. FOM 시스템을 활용한 분석

FOMs(smart-factory operation management)는 FOM, CPS(cyber physical system), PBL, FEM까지 총 4가지 모듈로 구성되어 있다. 4가지 모듈 중 FOM의 세부 구성 요소인 FOMs package의 기능 구성 요소인 FOM 시스템을 활용해 분석한다.

FOM 시스템은 제조공정 데이터를 관리하고 분석하는 두 가지 서브 시스템인 FOM 솔루션과 FOM 프로세스로 구성된다. 이를 위해 제조현장 데이터를 CSV(comma separated values)파일로 변환하여 활용하며, 핵심성과지표(KPI) 관리와 4M 데이터 분석을 통해 지속적인 생산성 향상과 생산 현장을 개선하여 문제해결 맞춤형 교육을 수행한다^{9,10)}.

2.1 FOM 프로세스

FOM 프로세스는 Fig. 1과 같이 6단계의 과정을 통해 제조기업의 현황을 진단하고 문제를 분석하여 해결책을 도출하는 단계부터 시작한다. 다음으로 분석된 해결책을 현장에 적용하고 유지 보수하며 지속적인 성과 관리를 수행하며 생산 프로세스를 지속적으로 개선하고 최적화하며, 전 직원과의 융합을 통해 데이터 기반의 개선 문화를 정착시킨다. 이 프로세스는 기업의 생산성을 향상시키

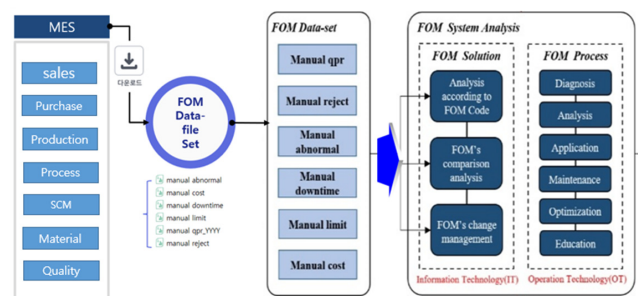


Fig. 1 FOM system structure

기 위해 핵심성과지표(KPI) 관리 및 데이터 분석을 통해 지속적으로 관리 지표를 개선하는 과정을 수행한다^[11].

2.2 FOM 솔루션

FOM 솔루션은 제조공정에서 수집된 4M(man, machine, material, method) 데이터를 체계적으로 분석하여 효율적인 경영을 지원하는 혁신적인 도구로써 각 데이터를 FOM 코드 관리번호로 분류하고 관리함으로써 제조업체의 생산성을 극대화하고 문제를 신속히 해결할 수 있다. 다양한 분석 방법과 비교분석을 통해 제조 공정의 효율성을 높이고 낭비를 최소화한다. 또한, 생산 데이터를 설정 기간과 범위에 따라 세부적으로 분석하여 생산 성과를 개선할 수 있으며, FOM 코드별 분석을 통해 생산 과정의 문제점을 신속히 파악하고 개선을 위한 결정을 내릴 수 있다^[12].

제조 현장의 자동 가공 설비를 대상으로 Man(작업자 동향), Machine(기계 가동 실적), Material(제품 데이터), Method(작업 순서, 공구 이력)의 분석을 실시했다. 기계 설비의 가동 실적 데이터의 수집은, 공장 기계 메이커가 제공하는 옵션 서비스, 센서로 실현되고 있었지만, 기계의 가동 정지의 발생 원인의 상세나, 정지 중에 현장에서 어떠한 상황이 일어나고 있는지 명확하게 알 수 없었다.

4M 데이터를 현장의 작업절차를 바탕으로 복합적으로 분석하고, 하나의 순수 가공 데이터만으로는 판별하기 어려운 인적요인에 의한 손실 실적을 확인하지 못했다. 제조 현장에서 수집한 4M 데이터를 자동으로 분석하여 손실 요인과 그 규모를 추정, 가시화하는 FOM을 적용한 4M 데이터 분석을 수행한다.

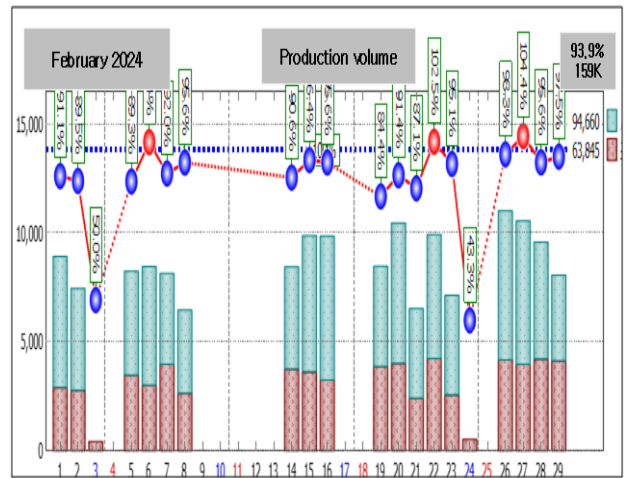
3. H 제조사 사례 연구

3.1 제조공정 As-Is 데이터 분석

본 연구에 적용한 H사는 자동차 부품 cooling module을 사출하여 제조 전문업체로 연간 매출액 약 200억원의 중소기업이다. 이 회사는 고객사에게 수주를 받아 요구사항에 맞춰 웬과 쉬라우드를 사출하는 사출공정과 사출된 부품과 모터 부품을 조립 및 검사를 하는 ECM 라인과 Sub assembly에 부품을 추가 조립 및 검사를 하는 ECA 라인으로 구성되어 있으며 ECM 생산 공정은 사출공정에서 사출된 쉬라우드에 모터 조립 → 웬 장착 → 웬 조립 및 런아웃 검사 → 성능검사 → 외관검사 → 출하공정으로 구성되어 있으며 ECA 라인은 콘텐스 조립 → 웬 Ass'y 조립 → Leak 검사 → 외관검사 → 출하 공정으로 이루어져 생산된 제품은 창고에서 고객사에 납품하는 프로세스를 수행하고 있다. 제조공장에서 라인별 생산 및 품질 데이터의 관리를 위해 제조실행시스템(MES)을 도입하여 운영하고 있으나, 제조 데이터 관리는 작업자가 수작업

Table 1 Logistics workers load rate

Line	Parts name	Stocking type	Quantity used per unit	Quantity per unit	Carrying distance	1 transport time (min)	Production quantity	Number of transport	Total time (min)
ECM	Motor	Pallet	1	160	80	5	1421	9	44
	Screw	Plastic bag	3	1000	2	1	1421	1	1
	Shroud	Hand cart	1	96	50	3	1421	15	43
	Fan	Hand cart	1	120	50	3	1421	12	35
	Screw	Plastic bag	3	1000	5	2	1421	1	3
	Ball	Plastic bag	3	1000	5	2	1421	1	3
	Connect cap	Plastic bag	1	100	50	2	1421	14	28
Shroud+Fan Ass'y	Hand cart	1	18	20	1	1421	79	92	
ECA	Condenser	Hand cart	1	44	80	6	473	11	60
	Seal-RAD	Plastic bag	1	150	20	1	473	3	4
	RAD Ass'y (SUB)	Hand cart	1	20	80	6	473	24	132
	Shroud+Fan Ass'y	Hand cart	1	18	20	1	473	26	31
	Screw	Plastic bag	3	1000	5	1	473	1	1
	Dust cap	Plastic bag	1	100	5	1	473	5	5
	Cool. module	Hand cart	1	18	20	1	473	26	37
total								229	520
3 logistics workers								201	520
Model change : 1.2									624
Load time(460 min/day. 3 workers)									1242
Logistics load rate									50.2%



Main	Division	February	1 Week	2 Week	3 Week	4 Week	5 Week
Sum	Plan	168,887	18,971	33,105	29,873	47,336	39,572
	Performance	158,505	16,794	31,306	28,182	43,037	39,186
	Achievement rate	93.9%	88.5%	94.6%	94.3%	90.9%	99.0%
Injection	Plan	89,086	10,696	16,610	16,670	24,710	20,400
	Performance	94,660	10,695	18,241	17,563	25,449	22,712
	Achievement rate	106.3%	100.0%	109.8%	105.4%	103.0%	111.3%
Assembly	Plan	79,801	8,272	16,495	13,203	22,656	19,172
	Performance	63,845	6,099	13,065	10,619	17,588	16,474
	Achievement rate	80.0%	73.7%	79.2%	80.4%	77.6%	85.6%

Fig. 2 FOM As-Is total production volume

으로 작업일지에 기록하고 당일 생산 종료 후에 MES 시스템에 입력하여 데이터의 수집 관리되고 있는 수준이며 라인별 작업자와

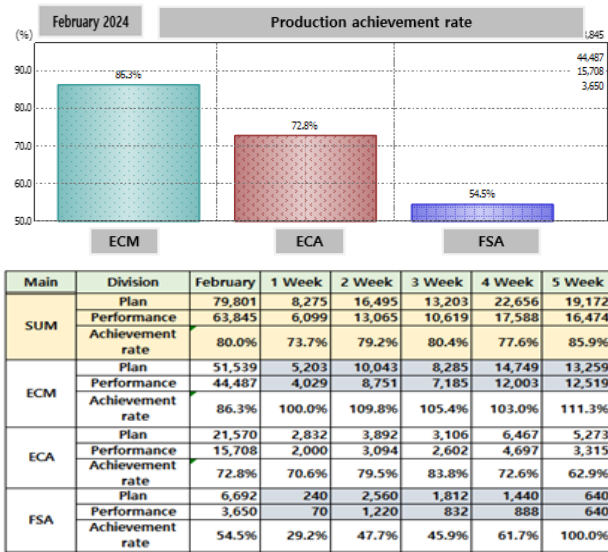


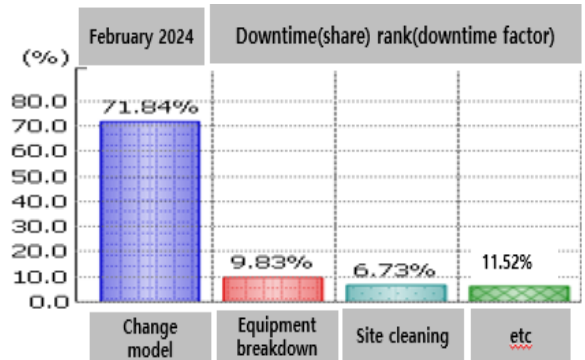
Fig. 3 FOM As-Is assembly production volume

공정물류 그리고 설비와의 관계에서 발생하는 제조공정의 빅데이터가 생산성 및 품질 분석이나 공정개선에 활용되지 못하고 단순히 생산 진행 정도의 관리에만 사용하고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 제조공정의 빅데이터와 진단 및 분석기법인 제조능력 분석 기법과 FOM 솔루션을 통해 제조공정에 대한 생산성 향상 최적화 방안을 도출하고자 한다.

본 연구에서는 H사의 데이터는 MES 시스템 DB에서 FOM assist로 추출한 2024년 2월 제조공정 데이터로 데이터 마이닝 기법의해 FOM-Logic /Algorithm에서 전처리하여 ‘manual qpr_2024.csv(As-is데이터)’를 포함한 QPR file sets으로 변환하였다.

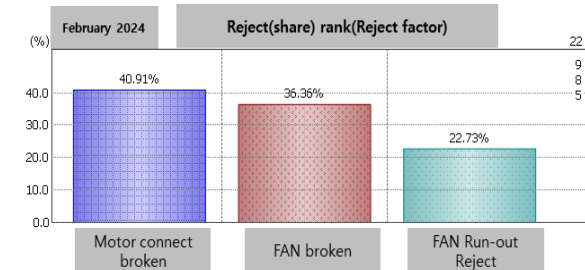
기업의 생산성 향상을 위해서는 생산과정에서의 낭비를 발굴하고 개선하여야 한다. 특히 제조라인 작업의 경우에는 공정 작업중 발생하는 제조 공정물류 작업의 비효율적인 운영으로 인한 제조 라인작업 공정에서의 자재 박스의 교체나, 대차의 교체 그리고 작업성을 고려하지 않은 대차의 설계 등으로 발생하는 비정규작업과 작업자의 작업산포로 인한 No work 및 Pull work 가 지속적으로 일어나고 있어 공정의 불필요한 낭비가 발생되고 있다. 이러한 제조공정의 문제점을 비롯하여 병목공정을 빅데이터로 분석하고 이를 개선하기 위해 FOM 솔루션으로 2024년 2월 데이터를 기준으로 분석한 결과는 Fig. 2와 같다.

H사의 부적합(code 4000)은 관리를 하지 않아 생산량(code 1000), 비가동(code 2000), 불량(code 3000)을 4M기반으로 분석하였으며, FOM으로 분석한 결과 종합 생산실적(code 1100)은 종합 계획대비 93.9%로 미달하고 있다. 공정별로 구분하여 보면 사출공정은 계획대비 달성율이 106.3% 양호한 수준을 보이고 있으나 조립공정이 계획대비 달성율은 80.0%로 Fig. 3에서 나타난 것과 같이 조립공정이 대부분 미달성 한 것으로 나타나고 있어 본



Rank	Downtime Factor	Downtime Rate	Downtime hour	Share
	Sum	0.09%	49.5	100.00%
1	change model	0.06%	35.6	71.92%
2	Equipment breakdown	0.01%	4.9	9.90%
3	site cleaning(5)	0.01%	3.3	6.67%
4	etc	0.01%	5.7	11.52%

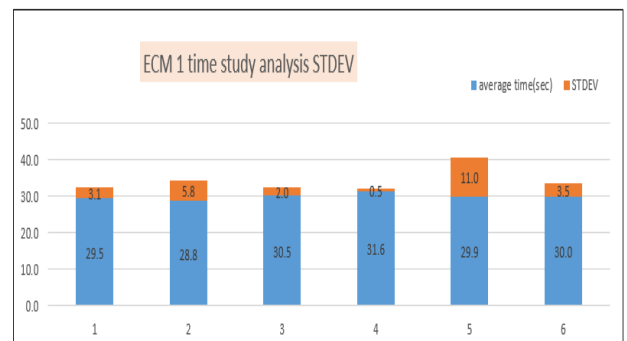
(a) Downtime rank (share)



Rank	Product	Reject rate	Reject	Share
	Sum	0.05%	22	100%
1	Motor connect Broken	0.02%	9	40.91%
2	FAN broken	0.02%	8	36.36%
3	FAN Run-out Reject	0.01%	5	22.73%

(b) Reject rank (share)

Fig. 4 FOM As-Is analysis



	1 work	2 work	3 work	4 work	5 work	average	total	LOB
max time(sec)	35.8	38.8	36.5	32.5	45.8	37.9	189.4	95.1%
average time(sec)	29.5	28.8	30.5	31.6	29.9	30.0	150.2	
min time(sec)	25.5	16.3	28.7	30.6	15.0	23.2	116.1	
STDEV	3.1	5.8	2.0	0.5	11.0	3.5		

Fig. 5 ECM time study analysis result

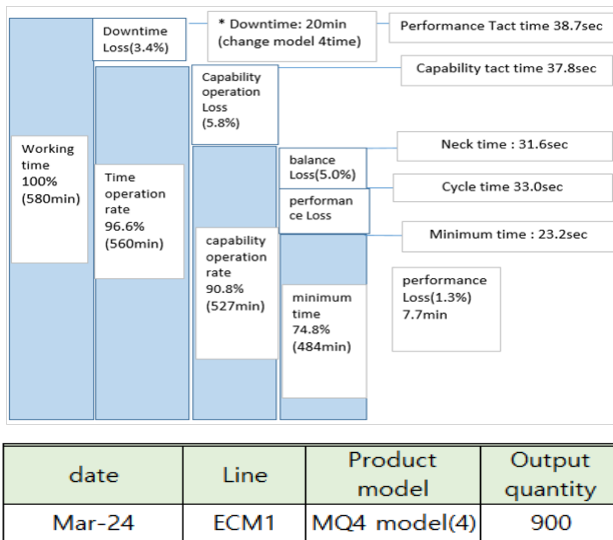


Fig. 6 ECM manufacturing capacity analysis result

연구에서는 조립공정 위주로 분석을 진행하였다. 조립공정을 라인 별로 구분하여 보면 계획대비 달성율을 ECM 라인이 86.4%를 달성하고 있으며 ECA라인이 72.8%, FSA 라인이 54.5%로 Fig. 3에서 나타내고 있다.

FSA 라인은 주 생산품이 서비스용으로 생산하고 있고 서비스용 제품이 있을 경우에만 생산으로 조립공정의 전체 생산대비 생산비중이 5.7% 수준이다 이번 연구에서는 몰량비중이 69.7%인 ECM 라인을 중심으로 분석하였다.

Fig. 4의 FOM As-Is 분석을 종합해보면 전체 비가동율이 0.09%로 매우 낮은 수준으로 관리되고 있으며 모델변경으로 인한 비가동이 전체비가동의 71.9%, 설비고장으로 인한 비가동이 9.9%를 점유하고 있어 개선이 필요하고 공정불량은 모터 컨넥터 파손 및 헨 파손 등 작업성 불량이 77.3% 점유하고 있어 부품 취급 작업의 개선이 필요함을 알 수 있다. 그리고 전체 비가동율 및 공정 작업 불량을 낮은 수준으로 관리되고 있어 개선의 효과가 미미한 수준으로 추가로 공정의 작업시간에 대한 분석을 하였다.

ECM 라인의 작업시간 공정별 19회를 동영상으로 측정하여 분석한 결과 Fig. 5에서 4번 공정인 성능검사 공정이 병목 공정으로 분석되었으며 작업의 산포를 알기 위해 표준편차를 분석한 결과 평균 표준편차는 3.5, 5번 외관검사공정 11.0, 1번 모터 조립공정이 3.1, 2번 헨 안착공정이 5.8, 헨 조립공정이 2.0으로 4번 성능검사공정을 제외한 전 공정에서 작업산포의 개선이 매우 필요함을 알 수 있었다. 또한 공정분석 기법인 제조능력 분석을 결과 Fig. 6에서 2024년 3월 생산모델인 MO4 모델 외 4개 모델로 900대를 생산실적을 분석한 결과 실적 Tact time은 38.7초이며 모델 변경이 4회 발생되어 비가동 로스가 3.4% 발생 되었다. 비가동 로스를 제외한 능력 Tack time은 37.8초이다.

ECM 라인의 병목공정 시간은 31.6초로 능력이동 로스가 5.8%, Cycle time은 33.0초로 편성로스 5.0%가 발생되고 있어 능력이동 로스와 편성로스가 비가동 로스 보다 많이 발생되고 있어 개선의 필요성을 확인할 수 있다. 이러한 공정의 로스 가 왜 발생되고 있는가는 공정 작업에서 비정규 작업 및 작업자의 작업 시간의 산포로 인한 공정 간의 No work(전공정 작업 미완료로 대기중인 상태) 및 Pull Work(후공정 작업 미완료로 대기중인 상태) 지속적으로 공정에서 발생되고 있다.

공정의 비정규 작업은 주로 작업 중 공 박스 교체 쉬라우드(헨 커버) 및 헨 대차 교체, 외관검사 공정 제품대차 교체작업에서 비정규 작업이 주로 발생되고 있으며 작업의 산포는 1번 공정은 모터 박스 사용 후 공 박스 처리작업 및 쉬라우드 대차에 3단 적재되어 대차 하단부 자재를 사용할때 작업산포가 크게 발생한다. 그리고 2번 공정인 헨 안착공정은 자재 대차에서 하단에 적재 헨자재 사용 시 작업의 산포가 발생되고 있다. 성능검사 공정은 작업산포는 벨런스 조정 작업에서 산포가 발생되고 있다. 이러한 비정규 작업을 개선하기 위해서는 작업공정 내에서 하고 있는 부품대차 교체작업 및 공박스 처리 작업을 공정물류 작업으로 작업을 전환하는 개선이 필요하다. 이러한 비정규 작업을 공정 내에서 처리하면 그 영향이 라인 전체 작업시간에 영향을 주어 공정에서 No work와 Pull work를 발생시킨다.

작업시간의 산포를 줄이는 방법은 물류공급 대차를 개선하여 대차 하단에 부품을 적재하는 것을 중간 및 상단적재로 개선하고 대차 Size를 축소하여 부품을 사용하는 동작시간의 산포를 개선할 수 있다.

대차 하단에 부품 적재가 필요하다면 공정에 대차와 자재박스의 로딩 장치를 설치하여 작업동작 시간의 산포를 개선이 가능하다.

공정 작업 중에 발생하는 대차 및 공 박스 교체 등 비정규 작업을 공정물류 작업으로 검토하기 위해 공정 물류인력에 대한 물류작업 부하율을 분석하였다. Table 1에서 공정물류 인력은 3명으로 편성되어 있고 자재공급 품목수가 15개로 공급하고 있으며 공정물류 작업자 부하율은 50.2%이다. S전자의 경우 물류작업자의 작업 부하율은 75% 수준으로 관리하는 것 대비해서 H사는 물류공급자의 부하율은 여유가 있는 수준으로 관리되고 있다. 공정에서 발생되고 있는 비정규 작업인 대차교환 작업을 물류작업자가 할 수 있도록 하면 공정작업으로 인한 비정규 작업 산포를 개선하고 공정 물류 작업 부하율을 73.5% 수준으로 개선할 수 있다.

3.2 FOM As-Is 분석 결과

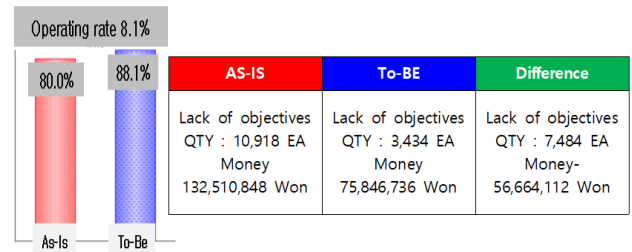
As-Is 분석을 통해 나온 문제점을 정리하면 다음과 같다. 조립공정의 계획대비 달성율은 80.0%로 Fig. 4의 비가동율 0.09% 중 모델변경 및 설비고장이 81.8%를 점유하고 있고 공정불량도

0.05%중 작업성 불량도 77.4%를 점유하고 있어 개선이 필요하다. 비가동 및 공정불량의 낮은 수준으로 관리되고 있어 추가로 공정작업 분석을 실시하였다. ECM 라인의 작업을 Time study 분석한 결과 공정 작업의 산포인 평균 표준편차가 3.5로 분석되었다. 공정 5번 외관검사 표준편차 11.0, 2번 휠 안착공정 표준편차가 5.8, 공정 1번 모터작업 표준편차 3.1로 공정별 표준편차가 큰 것을 알 수 있다. 또한 제조능력 분석 기법으로 분석 결과 기중변경으로 인한 비가동 로스 3.4%, 능력가동 로스 5.8%, 편성로스가 5.0%로 공정의 비정규 작업 및 작업의 산포 개선이 필요하다.

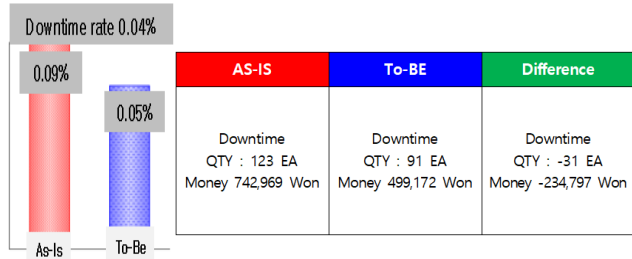
As-Is 분석 결과 나타난 문제를 개선하기 위해 실행되어야 할 개선 항목을 종합하면 다음과 같다. ECM 공정에서 발생되고 있는 비정규 작업을 개선하기 위해서는 1) 공정물류 작업자 업무량을 공동 업무방식에서 물류 작업자별로 작업을 분배하고 물류공급 기준을 정하여 교육을 실시한다. 2) 공정 작업자가 자재 대차 및 공박스 교체 작업을 물류작업자 작업으로 전환하여 물류 작업자 부하율을 50.2%에서 73.5% 수준으로 올리고 공정의 작업자는 비정규 작업이 개선되어 No work 및 Pull work 작업이 없도록 개선한다. 3) 공정 작업자의 자재 취급 동작시간의 산포를 개선하기 위해 휠과 쉬라우드 자재 대차의 사이즈 줄이고 대차 중간, 상단에만 자재를 적재하여 작업 동작시간 산포를 개선 한다. 4) 모터공급 뼈랫트 사용공정에는 자재박스 자동 높이 조절장치를 적용하여 작업 동작시간 산포를 개선 한다. 5) 비정규 작업 및 정규작업 산포가 개선되면 작업공정 2번 휠안착 공정에 스크류 체결 지그 제작하여 3번 공정 작업을 도움작업을 한다. 6) FOM 비가동 로스의 모델변경 로스는 모델 변경 행동기준을 만들어서 변경할 모델의 자재 및 지그를 사전 준비하여 공정 순서대로 순차적으로 모델을 변경하여 모델 변경 시간을 5분에서 3분으로 단축한다. 공정 불량 중 작업성 불량인 파손불량은 자재 취급에 대한 교육을 주기적으로 실시하여 파손불량을 50% 개선될 수 있도록 한다.

3.3 FOM 시뮬레이션을 통한 개선 효과 분석

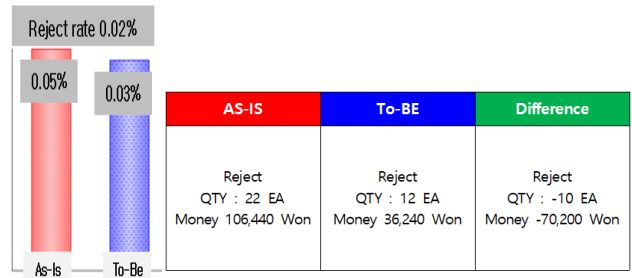
FOM 솔루션과 제조능력 분석으로 나타난 문제점에 대한 개선안을 기준으로 FOM 솔루션 모델에 맞추어 시나리오를 작성하고 As-Is 데이터를 기반으로 제조공정에 적용 할 수 있는 수준을 고려하여 4M 다차원 분석과 개선 효과에 대해 예측 분석을 수행 하였다. 개선 효과를 예측하기 위해서는 먼저 To-Be data를 활용한 manual QPR data file set을 생성하여야 한다. Fig. 7은 제조공정의 비정규 작업 개선 및 공정 작업산포를 개선하여 생산 실적 10% 상향 조정하였으며 모델 변경기준을 만들고 운영하여 비가동 시간을 50% 단축하고, 공정불량 작업자 자재취급 방법 교육을 통한 작업불량을 50% 개선을 목표로 하여 2023년 3월의 QPR 데이터 manual QPR_2024.03.csv(To Be 데이터)를 생성하고 시뮬레이



(a) Comparative analysis of operation rate before and after improvement



(b) Comparative analysis of downtime rate before and after improvement



(c) Comparative analysis of reject rate before and after improvement

Fig. 7 FOM comparative analysis

Table 2 Improvement results

Total improvement	Productivity increased by 8.1% and cost saving of KRW 56 million due to increased production
Improve project reject	Reduction in loss costs by KRW 70,200 and reduction in defect rate by 0.02%
Reduce downtime	Non-operation rate improved by 0.04% and saving amount of KRW 234,000

션을 통해 개선 전/후 비교 분석 결과이다.

H사의 Fig. 7 FOM 비교분석 결과 제조공정의 생산 달성율이 개선 전에는 80.0%에서 개선 후는 88.1%로 8.1%p 개선되어 목표 미달성으로 인한 손실비용이 5,664만원 감소하는 결과를 확인할 수 있었으며 비가동율도 개선 전 0.09%에서 개선 후 0.05%로 0.04%p 개선되어 비가동으로 인한 손실비용도 23.4만원을 절감 하였다. 또한 공정불량도 개선 전 0.05%에서 개선 후 0.03%로 0.02%p 개선되어 불량 손실비용 7.0만원을 절감하였다.

제조공정의 4M 분석 데이터를 효율적으로 분석하여 생산

성 향상을 위한 시나리오를 최적화하고 FOM 솔루션을 활용하여 시뮬레이션을 통해 달성율과 비가동을 코드별로 분석한 결과를 정리한 예상 효과는 Table 2와 같다.

4. 결론

본 연구에서는 자동차용 부품 휠 제조공정에서 수집된 데이터를 기반으로 분석하였다. 수집된 데이터를 전처리하고 FOM 솔루션을 활용하여 분석한 결과 조립 공정의 생산목표 달성율이 80.0%로 문제임을 알 수 있었다. 4M 데이터 분석으로 비가동 및 공정불량에 대한 요인을 분석하고 또한 제조공정의 Time study 및 제조능력 분석을 통한 제조공정의 비정규 작업 및 작업의 산포, 모델 변경 비가동 로스, 작업성 불량 등 핵심 영향 인자를 식별하고 정의한 다음 비정규 작업에 대한 공정물류 방법 및 작업개선, 비가동 요인 모델변경에 대한 행동 기준서 작성, 공정불량의 요인인 자체 취급방법개선의 대책을 수립하고 FOM 시뮬레이션으로 대책에 대한 효과를 검증한 결과 생산 달성율이 8.1%p, 비가동율 0.04%p, 공정불량 0.02%p의 개선되었으며 손실비용도 5,694.4만원 절감하는 결과를 확인 할 수 있었다. 향후 연구 방향으로는 휠 조립라인의 성능검사기의 병목공정 해소 방안과 사출공정의 Man-Machine 분석을 통한 설비 재배치를 통한 관리 효율화 방안을 CPS 솔루션으로 가상분석을 통한 최적 안을 연구할 필요가 있다.

데이터 기반의 FOM 솔루션을 활용하여 제조현장의 빅데이터를 쉽게 분석하여 공정의 문제를 찾아 개선안을 수립하고 시뮬레이션을 통한 개선안의 유효성을 예측하고 제조공장에 적용한다면 중소기업의 제조 경쟁력 증대에 많은 도움이 되리라 생각되며 또한 디지털 데이터와 아날로그 데이터를 융합하여 데이터를 분석하고 개선하면 좀 더 효과적으로 현장의 문제를 개선할 수 있을 것이다.

References

- [1] Kim, E. -K., Mun, Y. M., 2016, viewed 18 May 2024, The Fourth Industrial Revolution and Its Implications for Gyeonggi-Do, Gyeonggi Research Institute, Republic of Korea, <<https://www.gri.re.kr/eng/contents/publications.do?schM=view&page=1&viewCount=10&schProjectNo=5112&schBookResultNo=6439>>.
- [2] Kim, J. S., 2017, Big Data Analysis for Smart Factory Implementation in Small and Medium Manufacturing Process, Doctoral Dissertation, Chungbuk University, Republic of Korea.
- [3] 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>.
- [4] Jang, J. H., 2022, Study on FOM Plus-based Cutting Tool Replacement Cycle Prediction Model : Focus on Automotive Parts Cutting Process, Hoseo University, Doctoral Dissertation, Republic of Korea.
- [5] Oh, S. S., Jang, S. J., Kim, S. Y., 2023, Prediction of Productivity Improvement Applying Simulation and FOM based on Final Machining Process Data of Large Chamber, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 32:3 182-188, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2023.32.3.182>.
- [6] Jeong, Y. H., 2023, Development of Bottleneck Diagnosis and Prediction Technology for Deep Learning based Injection Molding Process, KIIE/KORMS Spring Joint Conference, 1999-2005.
- [7] Lee, N. E., 2022, A Study on Reduction of Machine Downtime for Large Vacuum Chamber using 4M Analysis-based FOM, Hoseo University, Doctoral Dissertation, Republic of Korea.
- [8] Kim, S. -Y., 2018, A Case Study of the Introduction of Smart Factory Operation Management(FOM) in the Fourth Industrial Revolution Era, J. Korean Assoc. Comput. Account., 16:1 43-62.
- [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., Kim, J. H., 2022, Process of Big Data Analysis and Change Management and its method by Smart Factory FOMs Package, KR Patent : 1023519910000.
- [11] 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>.
- [12] Kim, S. Y., Kim, J. H., Kim, J. H., 2022, Process for Inter-connection, Multi-dimensional Analysis, and Decision-making of 4M Big Data and its Method by Smart Manufacturing Innovation FOM System, KR Patent : 1024320050000.

	<p>Yong Rog Park 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: 0310pyr@naver.com</p>
	<p>O Seong Jang 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: osss2280@naver.com</p>
	<p>Jae Hoon Jang Professor in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interest is FOM (smart-Factory Operation Management) with AI. E-mail: fomsre@naver.com</p>
	<p>Hyo Jae Lim Professor in Geothermal Energy Education Center, Hoseo University. His research interest is Net-zero Carbon Energy Systems. E-mail: hjlim@hoseo.edu</p>
	<p>Su Young Kim Professor in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interest is Applications of FOMs (smart-Factory Operation Managements). E-mail: df2030@hoseo.edu</p>