



## 대형 챔버 최종 가공 공정 데이터 기반의 시뮬레이션과 FOM을 통한 생산성 개선 예측

오상석<sup>a</sup>, 장선준<sup>b</sup>, 김수영<sup>a\*</sup>

## Prediction of Productivity Improvement Applying Simulation and FOM based on Final Machining Process Data of Large Chamber

Sang Suk Oh<sup>a</sup>, Seon-Jun Jang<sup>b</sup>, Su Young Kim<sup>a\*</sup><sup>a</sup> Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University<sup>b</sup> Division of Mechanical and Automotive Engineering, Hoseo University

## ARTICLE INFO

## Article history:

Received	5	April	2023
Revised	16	May	2023
Accepted	22	May	2023

## Keywords:

FOM(smart-factory operation management)  
 CPS(cyber physical system)  
 3D simulation  
 Productivity improvement  
 Prediction

## ABSTRACT

Because of the acceleration of DX and the influence of the Fourth Industrial Revolution, productivity improvement is required for manufacturing companies to increase efficiency, reduce costs, and rapidly adapt to changing market conditions. Therefore, efficient evaluation and verification are possible if the simulation of the FOM(smart-factory operation management) and CPS(cyber-physical system) -based 3D process optimization model is analyzed by field manufacturing data as a method of predicting the effect of the improvement plan. Therefore, we analyze the process data of a large chamber using FOM, and sample the data, we determine the effect of enhancement through a simulation model, and predict the effectiveness of productivity improvement by feedback and verification. Consequently, many small and medium-sized manufacturing companies can achieve optimization of data-driven smart manufacturing sites and improve profitability through loss factor analysis and production forecasting, creating a foundation for growth as a competitive enterprise.

## 1. 서론

4차 산업혁명으로 많은 국내 제조기업들은 글로벌 시장 환경에 대응하기 위하여 스마트 공장을 구축하였으며, 팬데믹을 계기로 가속화된 DX(디지털전환, digital transformation)에 전략적 대응 및 경쟁력 제고를 위해 도입을 시도하고 있다. 특히 DX는 빅데이터 분석, 인공지능(AI), 사물 인터넷(IoT) 및 제조 프로세스 시뮬레이션 기술 등을 통해 방대한 양의 제조 현장 데이터를 수집 및 분석하여 제조 전주기를 최적화하고 과학적인 의사결정을 내릴 수 있도록 지원하여 기업의 효율성 증가, 비용 절감, 다양한 변화 요구

에 빠르게 적응하는 능력을 제공할 수 있다.

중소벤처기업부에서 2022년 7월 발표한 “2020년 기준 중소기업 기본 통계”에 따르면 우리나라 중소기업은 728만 6천 개로 전체 기업의 99.9%를 차지하며, 약 1%인 71,957곳이 10인 이상 중소제조기업으로 전체 매출액의 약 9%(5,115,317억 원)를 점유하고 있다. 그러나 이들 중소 제조기업의 대다수는 급속한 변화 속에서 이직 등으로 인한 숙련된 인력 감소와 노동력 확보 어려움, 생산성 하락 등의 문제점을 가지고 있다. 따라서 제조 시설이 인력을 대체하여 안정적이며 효율적인 생산 활동이 가능하도록 제조 시설의 모니터링 및 관리의 중요성이 증가했으며<sup>[1]</sup>, 이를 위해

\* Corresponding author. Tel.: +82-41-540-9960

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

ERP(enterprise resource planning), MES(manufacturing execution system) 등과 같은 IT(information technology)를 도입하고 스마트한 생산시스템(스마트팩토리)을 구축하는 기업이 증가하고 있다<sup>[2,3]</sup>. 하지만 대다수의 중소 제조기업은 도입한 시스템의 기능을 제대로 활용하지 못하여 제조 현장에서 발생하는 데이터의 수집 및 관리가 수작업으로 진행되는 등의 문제가 여전히 남아 있다<sup>[4]</sup>.

이와 같은 제조 데이터의 관리 문제와 관련하여 김재성과 조완섭(2015)은 수기로 데이터를 작성하고 관리하는 중소 제조 자동차 부품 가공 공정의 사례에서, 데이터를 수기로 작성하는 공정에 향후 센서를 활용하여 데이터 수집이 될 수 있도록 중소 제조 현장에 맞춰 분석시스템을 구축할 것을 제시하였다<sup>[5]</sup>.

중소 제조기업의 경쟁력은 생산성 향상과 직결되며 이를 달성하는 방법으로 빅데이터 분석 및 제조 공정 시뮬레이션을 사용하여 생산성 향상 효과를 예측할 수 있다.

한정된 데이터에서 새로운 가치를 찾는 데이터마이닝 AI 등의 빅데이터 분석 기술의 발전으로 빅데이터의 중요성이 대두되어 다양한 분야에서 연구들이 진행되고 있으나 제조와 관련된 대다수의 연구는 센서와 IT솔루션을 통해서 수집된 데이터를 활용하여 설비의 고장 예측을 통한 예지보전이나 데이터 가시화(data visualization)에 중점을 두고 있다<sup>[6]</sup>. 그러나 제조 분야 즉, 제조 공정에서 수집된 빅데이터의 활용은 새로운 가치를 창출할 수 있는 가장 큰 잠재력을 가진다고 할 수 있다<sup>[7]</sup>.

제조 공정의 생산성 향상을 위해서는 라인 불균형 현상을 파악하고 관리자가 공정별, 작업자별 재조정을 반복적으로 실행하면서 생산성이 높은 공정 간의 조합을 찾아낼 수 있다<sup>[8]</sup>. 하지만 대부분의 중소기업은 과거의 경험, 노하우에 의존하여 작업 진행 중에 수시로 공정개선을 하는 경우가 흔하다<sup>[9]</sup>. 이런 방법은 개인적인 능력에 좌우되고 많은 시간이 필요하므로 최근 많은 연구자가 시뮬레이션 기법을 활용하여 생산 라인을 구축하고 측정하는 효율적 방법을 통한 개선안 도출을 제안하고 있다.

시뮬레이션은 실제로 대상시스템을 현장에 구축하지 않고 컴퓨터상에서 모델을 만들어 실행하여 예측 결과를 얻고 평가하는 것으로, 현장 적용 전에 모델을 설계하고 시뮬레이션 기법을 통한 분석과 사전 검토를 통하여 종합적인 대안의 평가가 필요하게 된다<sup>[10]</sup>.

이러한 시뮬레이션 기법들은 대상 시스템의 제조 공정 최적화를 위한 문제점과 효율성을 평가하고, 새로운 대안을 적용하여 예측한 결과의 타당성과 신뢰성 있는 평가 근거와 선택기준을 마련하는 수단으로 활용하고 있다<sup>[11]</sup>.

앞에서 언급된 선행 연구들이 빅데이터의 활용에 대한 중요성이나 시뮬레이션을 통한 공정 최적화의 효용성에 대해 언급하고 있으나 제조 공정 데이터의 최적화된 수집 방법이나 이를 통한 프로

세스 분석 및 공정 최적화 시뮬레이션 결과를 평가하고 검증하는 방법론에 대한 논의는 거의 없는 실정이다.

본 연구에서는 체계적이며 효과적인 4M(man, material, machine, method) 데이터의 수집 및 개선 요소를 도출하는 스마트 팩토리운영관리(FOM, smart-factory operation management)<sup>[12]</sup> 분석과 제조 공정 데이터를 기반으로 설계한 시뮬레이션 모델을 연계한 분석 방법론을 적용하여 생산성 향상 효과를 예측하고자 한다. 이 방법론의 효용성을 입증하기 위해 반도체용 대형 진공 챔버를 제작하는 S\*사의 최종 가공 공정에서 수집된 데이터를 사례로 적용한다.

이를 통해 중소 제조기업의 생산성 향상 예측과 글로벌 시장에서 제조 경쟁력을 유지하는데 기여하고자 한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 먼저, 2장에서 제조 데이터를 분석하고 개선 방안을 예측하는 FOM 솔루션과 공정 시뮬레이션 모델 설계에 사용할 CPS(cyber physical system) 시뮬레이터에 대해 기술한 후, 3장에서는 사례와 결과를 분석하고, 마지막으로 4장에서는 연구 결과 요약과 앞으로 연구 방향에 대해 기술한다.

## 2. 생산성 향상 예측 방법론

제조기업의 스마트화 및 디지털 전환(DX)의 궁극적인 목표는 장소와 시간의 제약 없이 모니터링과 관리를 통해 생산성 향상이 가능하도록 현실 세계에 존재하는 사물, 시스템, 환경 등을 가상공간에 구현함으로써 가치를 제공하는 디지털트윈(digital twin)의 구축이다. 그러나 디지털트윈은 설비, 플랫폼, 네트워크 표준, 비용 및 다양한 이해관계에 의해 중소 제조기업에서 도입하기에는 많은 어려움이 있다.

본 연구에서 제안하는 방법론은 CPS 기반의 공정 모델 시뮬레이션과 FOM솔루션을 연계하여 생산성 향상 효과를 예측하는 것이다.

아래 2.1절에서 데이터 분석 시스템인 FOM 솔루션을 설명하고, 2.2절에서는 CPS시뮬레이터인 S-Prodise에 대해 설명한다.

### 2.1 FOM 솔루션: 데이터 분석 시스템

FOM 솔루션은 4M을 기반으로 생산실적, 비가동, 불량 등의 데이터를 유기적으로 연결하여 생산성 저해 요인에 대한 세부 분석, 변화관리, 비교분석을 수행하고 여러 가지 가상 생산 시나리오에 대한 데이터 시뮬레이션으로 개선 전과 후의 효과를 비교하여 최적화를 수행하며 문제 해결을 위한 방법을 제시하는 방법론이다. MES, Excel 등에서 수집된 최대 19개 변수(column)의 데이터를 Python이나 ECMiner, Orange3 등의 인공지능 데이터 분석엔진을 활용한 전처리를 하여<sup>[13]</sup> 실적정보관리(quick plan result,

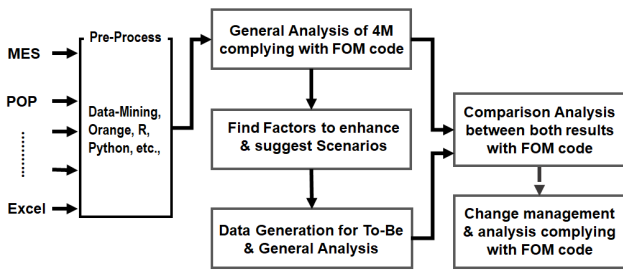


Fig. 1 Comparison and analysis process by FOM solution

QPR) 파일과 비가동(manual downtime), 부적합(manual abnormal), 한도설정(manual limit), 불량(manual reject) 및 단가(manual cost)의 6종류 파일을 생성하며, 이 파일들을 하나의 세트에 솔루션에 적용하면 제조 현장 4M데이터의 유기적 연결을 통한 생산실적에 대한 다차원 분석이 가능하다. 따라서 설비와 작업자에 대한 생산실적, 비가동 요인과 비가동 시간, 부적합 등에 대해 요인별로 분류하여 분석함으로써 제조 공정에서 발생하는 생산성 저해 요인과 KPI(핵심성과측정지표, key performance indicator) 등을 도출하여 스마트 제조의 통합적인 관리가 용이하게 한다<sup>[14]</sup>.

또한 FOM의 비교분석을 통해 4M의 최적화를 위한 개선 예상 시나리오에 따른 수정 데이터를 적용하여 시뮬레이션하고 유의미한 생산성 개선 효과를 예측하고 비교 분석할 수 있다. 이를 위해서 현재 데이터(As-Is)의 분석을 수행하고 생산성 향상에 영향을 미치는 4M의 개선과 연관성 있는 요소들을 도출하여 실현 가능한 조건의 가상 생산 시나리오에 따른 To-Be 데이터를 생성한다.

마지막으로 Fig. 1의 프로세스에 따라 As-Is 데이터 분석 결과와 To-Be 데이터 분석 결과를 비교 분석하여 최적의 개선 조건 및 생산 시나리오, 4M 최적화 방향을 도출한다.

## 2.2 S-Prodis: CPS시뮬레이터

CPS는 제조 현장의 설비 배치, 물류 동선, 작업자 등을 가상의 공간에 구현한 가상 시스템으로 최적의 공정 운영 방안을 찾기 위한 시뮬레이터와 이 방안을 적용할 제어기가 융합된 시스템으로 디지털트윈을 구성하는 요소이다<sup>[15]</sup>.

CPS 시뮬레이터인 S-Prodis는 가상공장(cyber factory)에 생산 현장을 구축하여 제조 공정 운용을 통한 생산 현장의 다양한 문제점을 파악하고 분석하며 개선점을 발굴하여 검증할 수 있다. 신규 공장의 구축이나 기존 공장의 확장을 위하여 가상공장을 설계하고 최적화된 내부 배치를 시뮬레이션하여 실패 비용을 낮출 수 있으며, 공정 시뮬레이션을 통한 제조 시스템 혁신 등의 다양한 활용으로 생산 현장의 생산 효율을 극대화할 수 있다. 또한 생산계획에 기반한 시뮬레이션을 쉽게 실행할 수 있으며 시뮬레이션으로 도출

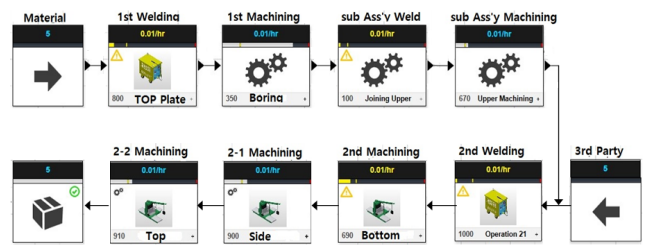


Fig. 2 Side chamber manufacturing process

한 주요 생산지표를 다양한 관점에서 효과적으로 분석할 수 있도록 지원한다.

또한 S-Prodis의 CPS simulator는 OPC-UA(open platform communications unified architecture) 프로토콜, big data 등을 통해서 생산 현장의 다양한 기기로부터 실시간 데이터를 받아 최적의 생산 운영 방법을 찾고 S-Prodis CPS controller를 통해 생산 현장(physical factory)을 제어할 수 있다.

## 3. 방법론을 적용한 생산성 향상 예측 사례

### 3.1 가공 공정 데이터 분석 및 모델 평가 데이터 추출

본 연구에 사용된 S\*기업은 챔버 제작 전문 중소 제조기업으로 제품을 제조하는 주요 공정인 용접, 가공 중에서 가공에 대한 작업 시간, 비가동, 부적합 등의 데이터를 작업 종료 후에 작업자가 MES에 입력하고 있으나 용접의 경우는 전체 작업 소요된 시간만을 수기로 작성하고 있어 개선을 위한 분석이 어렵다. 따라서 가공 공정의 데이터만을 사용하였다.

그 결과 Fig. 2의 사이드 챔버 공정에서 수집된 데이터를 분석하여 한 대의 완제품 제조에 평균 14,529분(약 242시간)의 가공 시간이 소요되며 최종(2차) 가공 시간이 평균 5,730분(약 95.5시간)으로 전체의 39.5%를 차지하므로 생산성을 향상시키기 위해서 최종 가공 시간의 단축이 필요하다.

FOM 솔루션으로 2023년 1월 데이터를 분석하여 안산 공장에서 2차 가공에 총 595.9 시간이 사용되었으며, 비가동 시간은 전체의 3.1%인 18.3시간으로 파악되었다. 또한 비가동률이 가장 높은 제품은 Fig. 3에 표시한 바와 같이 TR05 CENTER(19.02%)와 TR07 CENTER(18.20%)로 파악되었으며, 셋업(40.95%)과 청소정리(28.12%) 등의 유작업 공수가 비가동을 유발하는 주요 요인을 Fig. 4에서 보여준다.

이 데이터에서 시뮬레이션 모델의 평가 및 개선 조건을 반영하기 위하여 비가동 점유율이 19.02%인 TR05 CENTER와 18.2%인 TR07 CENTER의 실적 데이터를 추출하고 FOM 솔루션으로 As-Is 분석을 수행하여 Fig. 5와 같이 TR05가 83.8시간 중 비가동 3.5시간으로 4.2%, TR07은 110.3시간 중 비가동 3.3시간인

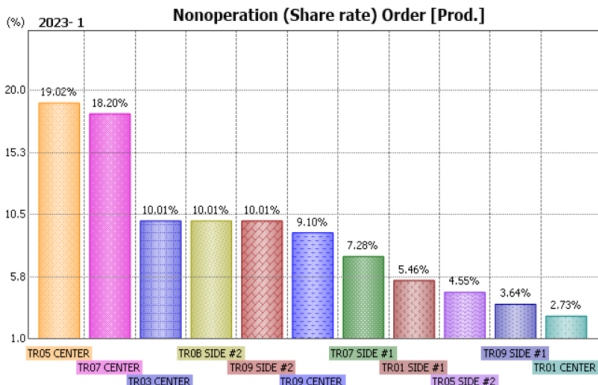


Fig. 3 Nonoperation rate of 2nd machining process

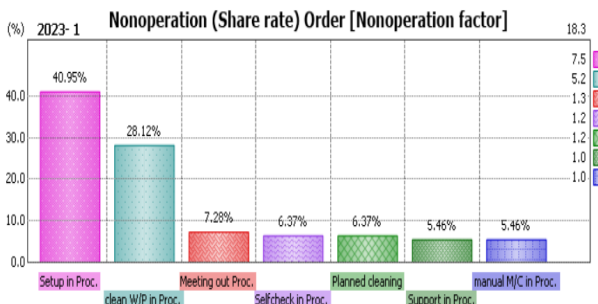


Fig. 4 Nonoperation factors of 2nd machining process

3%의 비가동률을 확인하였다.

설비 측면에서는 문형 5면 가공기 RV-8VM 1대를 할당하여 가공시간이 152.1시간으로 부하가 높고 비가동 시간이 6.3시간으로 4.2%의 비가동률을 보였으며 수평 보링기는 상대적으로 적은 42시간의 가공을 수행하였다. 또한 비가동 요인은 청소와 셋업이 유작업 공수 중에서 상위를 차지하였다.

As-Is 결과를 기반으로 현장에서 적용 가능한 수준이 고려된 공정별 개선 상한선<sup>[16]</sup>과 설비별 표준 부하 시간을 고려하여 가공 시간의 조정과 비가동 요인별로 검토하여 제거 또는 20%~50% 줄이는 조건을 설정하여 3D 시뮬레이터(S-Prodis)로 설계한 모델을 시뮬레이션하여 결과를 비교하고 생산성 향상 효과를 예측하는

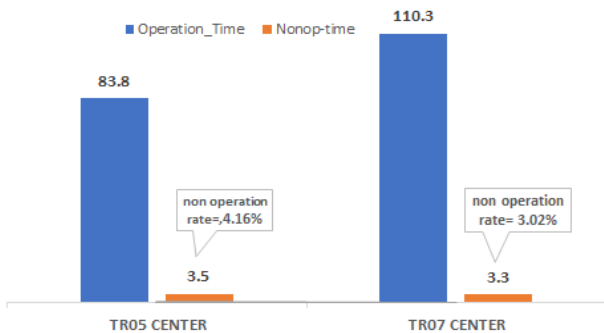


Fig. 5 Nonoperation time & rate of two products

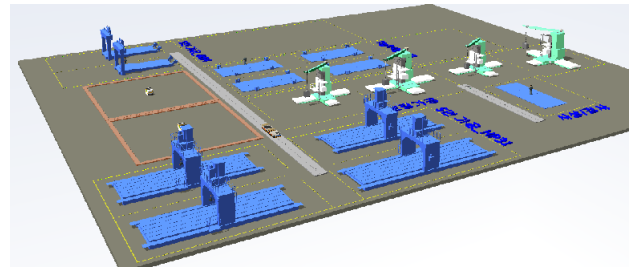


Fig. 6 Layout of cyber factory

Table 1 Example of chamber's BOM

LEVEL	LEVEL	dimensions	
1	IC0XX2-1001-Z00	TR SIDE CHAMBER	1 6839.1 X 2456.6 X 2572
2	IC0XX2-1001-F30	TR SIDE 2nd trim	1 6839.1 X 2456.6 X 2572
3	IC0XX2-1001-M50	TR SIDE 2nd machining (Top)	1 6839.1 X 2456.6 X 2572
4	IC0XX2-1001-M40	TR SIDE 2nd machining (Side L, R)	1 6839.1 X 2456.6 X 2572
5	IC0XX2-1001-M30	TR SIDE 2nd machining (Bottom)	1 6839.1 X 2456.6 X 2572
6	IC0XX2-1001-W30	TR SIDE 2nd weld	1 6839.1 X 2456.6 X 2572
7	IC0XX2-1001-C30	TR SIDE 2nd Assy	1 6839.1 X 2456.6 X 2572
8	IC0XX2-2003-M20	Top 1.5 machining	1 6526.9 X 2348 X 750
9	IC0XX2-2003-W20	Top 1.5 weld	1 6541.4 X 2354 X 750
10	IC0XX2-2003-C20	Top 1.5 sub Assy	1 6541.4 X 2354 X 750
11	IC0XX2-3003-M10	Top 1st machining	1 6541.4 X 2354
12	IC0XX2-3003-A00	material for Top	1 6541.4 X 2354
11	IC0XX2-3009-M10	Top Rib-1 machining	2 2273 X 700
12	IC0XX2-3009-A00	material for Top Rib-1	2 2273 X 700
11	IC0XX2-3010-M10	Top Rib-2 machining	2 1858 X 320
12	IC0XX2-3010-A00	material for Top Rib-2	2 1858 X 320
11	IC0XX2-3011-M10	Top Rib-3 machining	2 1158 X 320
12	IC0XX2-3011-A00	material for Top Rib-3	2 1158 X 320

방안을 적용한다.

### 3.2 모델 설계 및 시뮬레이션

제조 공정 최적화 시뮬레이션 모델을 설계하기 위한 가상공장을 Fig. 6과 같이 S\*사의 설비와 동선 배치에 맞춰 설계하였으며, Table 1의 챔버 BOM(bill of material)을 기반으로 시뮬레이션에 사용될 공정 모델을 설계했다.

전체 프로세스 모델은 5개(상판, 하판, 측판, 도킹판, 플랜지)의 모듈(sub ass'y)에 최종 가공 공정 모듈을 포함하여 6개로 구성한다. 따라서 제품의 설계 변경이 발생하여 가공 공정의 변경이 필요한 경우, 해당 모듈에 대해서만 수정하고 시뮬레이션을 수행할 수 있도록 한다. 그러나 본 연구에서는 최종 가공 (2차 용접~2차 가공) 공정 데이터를 적용하고 생산성 개선 효과 예측을 위해 Fig. 7의 모델만을 사용하였다.

모델은 FOM 분석을 통해 분류하고 가공한 데이터를 적용하여 Fig. 8의 프로세스에 따라 시뮬레이션하며 생산성 향상을 예측하기 위해 개선 시나리오에 적합한 파라미터로 변경하여 사용했다.

개선 조건에 맞는 파라미터의 변경은 설비의 공정시간, 사전작업 시간, 공정 후 작업 시간이 주요 요소로 QPR 데이터에서 분류한 모델별 가공 시간과 비가동 시간을 Table 2의 Excel 파일에 맞춰 작성하고 모델에서 import하여 적용하였다.

비가동 요인 중에서 셋업(클램핑/스토퍼/원점)은 금형 고정 방법

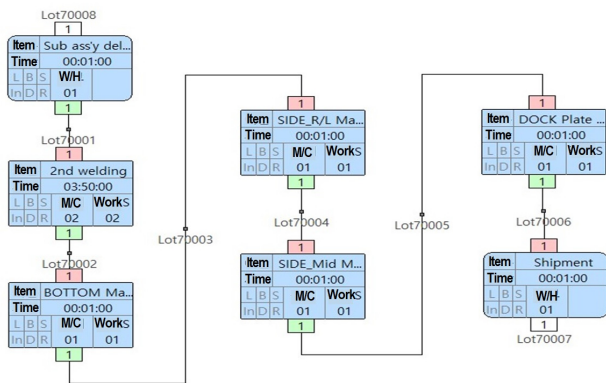


Fig. 7 Final process simulation model

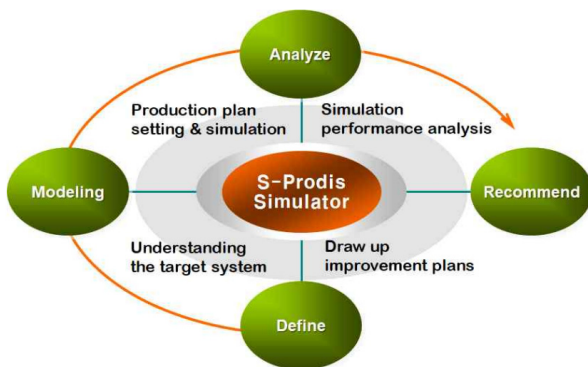


Fig. 8 Simulation process

Table 2 Excel sheet to set parameters of machine

Item	F_ID	Flow	Proc	ID	Process name	Work b/proc	Work time	Work a/proc	Equipment			
Final process	1	F1	1	70001	Sub ass'y delivery	0	0	1	0	0	Warehouse	
Final process	1	F1	2	70002	2nd welding	20	0	180	0	30	0	Weld#1 Weld#2
Final process	1	F1	3	70003	BOTTOM machining							Boring#1
Final process	1	F1	4	70004	SIDE_R/L machining	Fulfill work time in here					Boring#2	
Final process	1	F1	5	70005	SIDE_Mid machining							Boring#2
Final process	1	F1	6	70006	DOCK Plate machining							Boring#2
Final process	1	F1	7	70007	Shipment	0	0	1	0	0	0	Warehouse

의 개선으로 급형 교체 시간 단축한 사례<sup>[17]</sup>를 참조하여, 기존의 볼트와 너트를 사용하여 수작업으로 가공 대상을 고정하는 클램핑 및 스토퍼(지지대 포함) 설치 방식을 가변이 편리한 보조 블록의 표준화와 유압 또는 공기압을 적용한 방식으로 변경하여 비가동 시간을 25% 단축하도록 설정하였고, 테이블 청소를 공정시간 외 준비작업으로 변경하고 칩청소는 가공작업 진행 중에 수행함으로써 청소정리 시간의 50% 단축을 적용하였다. 또한 가공 시간도 상판/ 측판1/ 측판2의 표준 부하 시간을 5%/10%/10% 상향 조정하였으며, 효율적 설비 운용을 통해 전체 제조 리드타임 단축에 많은 영향을 미치므로 As-Is와 To-Be의 라인밸런스(LOB, line

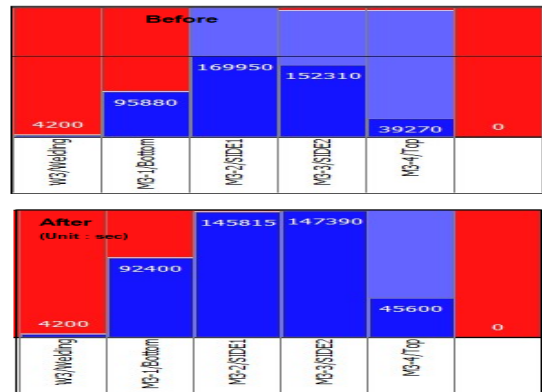


Fig. 9 Line of balance before-and-after improvement

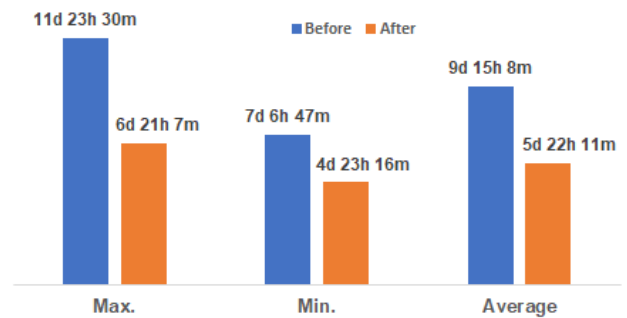


Fig. 10 Processing lead-time by simulation

of balance), 장비 가동실적 및 리드타임(lead-time)을 비교 분석하였다.

공정간 소요 시간 차이를 고려하여 측판 공정에서 발생하는 대기시간을 줄이기 위해 측판\_2 공정 모델 파라미터에 추가한 설비를 배정하고 시뮬레이션하여 LOB를 확인한 결과, Fig. 9에서 보는 바와 같이 평균공정시간은 65,944초에서 62,200초로 낮아지고, 실적편성효율도 24.29%에서 42.2%로 약 18%p 개선됨을 확인하였다. 또한 최종제품 생산을 위해 2차 공정에서 소요되는 평균 공정리드타임이 Fig. 10에서 보는 바와 같이 개선 전에 평균 9일 15시간 8분에서 개선 후 5일 22시간 11분으로 약 38.5% 단축되었다.

가공 시간이 긴 두 개의 공정에 RV-8VM #3만 사용하여 부하율이 높았던 부분을 RV-8VM #4를 추가함으로써 부하 쏠림 현상이 해소되고 Fig. 11과 같이 장비 가동률이 개선되었음을 확인하였다.

### 3.3 FOM을 통한 개선 효과 분석

개선 시뮬레이션에 적용한 파라미터를 기반으로 To-Be분석용 QPR 데이터를 생성하여 FOM 솔루션으로 비교 분석하였다.

그 결과 전체 가동시간의 합은 개선 전 194시간에서 개선 후 180시간으로 14시간 단축되었으며, 측판\_2 가공 공정에 추가한

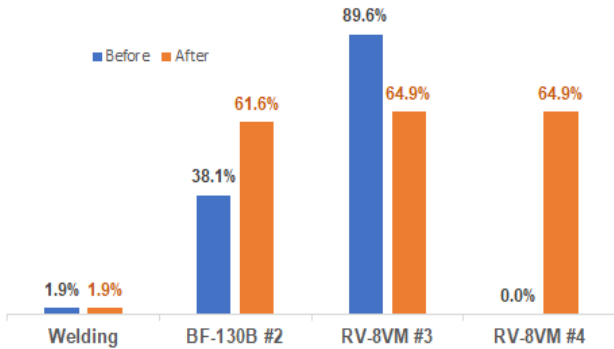


Fig. 11 Machine operation-rate before-and-after improvement

Table 3 Improvement results

(unit: Hours)

Classification		Before		After	
		Op.-time	Non-op.	Op.-time	Non-op.
Total time of sample		194	6.8	180	4.6
Product	TR05	83.8	3.5	83.7	2.8
	TR07	110.3	3.3	96.3	1.8
Machine	RV-8VM#3	152.1	6.3	71.3	1.8
	RV-8VM#4	Not assigned		73.2	2.3

RV-8VM #4를 배정하여 2개의 측판 가공 공정을 분리함으로써, 2개 모델의 병렬 처리가 가능하여 앞의 Fig. 10에서와 같이 2차 공정 리드타임의 단축이 가능해졌으며, 두 제품의 비가동 시간은 개선 전 6.8시간에서 개선 후 4.6시간으로 약 33%가 개선되었고, RV-8VM #3의 비가동 시간은 개선 전 6.3시간이 개선 후 1.8시간으로 약 32%가 개선되었다. 아래의 Table 3에서 As-Is와 To-Be 데이터를 비교 분석하여 예상되는 개선 효과를 최종적으로 정리하였다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 FOM 솔루션을 적용하여 최종 2차 공정에서 생산성에 영향을 미치는 중요 원인과 개선 포인트를 확인하고 가상 공장 시뮬레이션에 적용할 표본 데이터와 개선 방안을 도출하였으며, 3D 시뮬레이터로 가상공장과 공정 시뮬레이션 모델을 설계하고 표본 데이터(As-Is)와 개선 데이터(To-Be)를 적용하여 시뮬레이션하고 결과를 분석하였다. 모델을 통해 개선이 확인된 방안의 데이터를 FOM으로 피드백하고 비교 분석하여, 전체 비가동 시간이 약 33% 개선되어 생산성 향상 효과를 예측할 수 있었다. 이를 통해서 본 연구에서 사용한 FOM 솔루션을 적용한 제조 데이터 분석과 가상화 제조 시뮬레이션을 연계한 방법론이 중소 제조기업의 생산성 향상 및 효율 극대화 솔루션으로 적용할 수 있음을 확인하였다.

본 사례 연구에서 살펴보았듯이 FOM 솔루션 같은 데이터 기반 소프트웨어를 활용한 데이터 분석하고 현장에 맞는 공정 최적화 시뮬레이션 모델을 통해 리드타임 최소화 및 공정별 생산 효율 향상 방안과 효과를 예측하는 방법론의 도입은 중소기업에 데이터 기반 스마트 제조 현장으로 만들고 수익성을 향상시켜 경쟁력 있는 강소기업으로 성장시킬 수 있을 것으로 판단된다.

다만 S\*사의 적용 사례에 있어 전체 공정 중 용접과 다른 공정의 데이터가 부족하여 최종 공정에 대해서만 데이터를 분석하고 시뮬레이션 모델을 검증하여 전체 모델의 시뮬레이션 표본 평가가 이뤄지지 않은 한계를 가지고 있으나, 추후 용접 공정의 세부 데이터 취합 방법이 보완되어 표본 검증을 통한 각 모듈의 평가와 통합된 시뮬레이션 모델을 완성하면 현장에서 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

본 연구를 바탕으로 빅데이터와 CPS 시뮬레이션이 융합된 스마트 제조 현장의 최적화 연구를 계속한다면 기업의 생산성을 보다 향상시킬 수 있도록 데이터로 관리되는 시스템 기반을 조성할 수 있을 것이다<sup>[18]</sup>. 또한 DX를 통해 정보 효율성과 가시성을 높인다면 경쟁력 있는 강소기업이 되는데 필요한 스마트 제조 현장의 기반을 만들 수 있을 것이다.

#### 후 기

이 논문은 중소벤처기업부 ‘중소기업연구인력지원사업’의 재원으로 한국산학협회(AURI)의 지원을 받아 수행된 연구임. (2023년 기업연계형연구개발인력양성사업, 과제번호 : RS-2023-00259258).

#### References

[1] Ko, D. B., Park, J. M., 2018, A Study on the Visualization of Facility Data Using Manufacturing Data Collection Standard, The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, 18:3 159-166, <https://doi.org/10.7236/JIIBC.2018.18.3.159>.

[2] Bae, S. M., 2017, Intelligent Plant: Smart Factory, Review of Korea Contents Association, 15:2 21-24.

[3] Liang, S., Rajora, M., Liu, X., Yue, C., Zou, P., Wang, L., 2018, Intelligent Manufacturing System: A Review, International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research, 7:3 324-330, <https://doi.org/10.18178/ijmerr.7.3.324-330>.

[4] Park, J. K., Chang, T. W., 2018, Review of Domestic Research on Smart Manufacturing Technologies, The Journal of Society

- for e-Business Studies, 23:2 123-133, <https://doi.org/10.7838/jsebs.2018.23.2.123>.
- [5] Kim, J. S., Cho, W. S., 2015, Data Analysis of 4M Data in Small and Medium Enterprises, Journal of the Korean Data and Information Science Society, 26:5 1117-1128, <https://doi.org/10.7465/jkdi.2015.26.5.1117>.
- [6] Noh, K. -S., Park, S., 2014, An Exploratory Study on Application Plan of Big Data to Manufacturing Execution System, Journal of Digital Convergence, 12:1 305-311, <https://doi.org/10.14400/JDPM.2014.12.1.305>.
- [7] Hong, Y. H., Kim, C. R., 2014, Recent Developments of Constructing Adjacency Matrix in Network Analysis, Journal of the Korean Data & Information Science Society, 25:5 1107-1116, <http://doi.org/10.7465/jkdi.2014.25.5.1107>.
- [8] Hwang, S. M., 2003, The Comparative Study of a Manual Assembly Line and Alternative Plans for the Productivity Improvement, Productivity Review, 17:3 55-72.
- [9] Cho, K. K., Moon, I. K., Yun, W. Y., Kim, Y. K., 1999, A Simulation Study to Analyze Production and Material Flow of a Microwave Oven Assembly Line, Journal of Digital Convergence, 12:1 121-131.
- [10] Oh, P. B., Rim, S. C., Han, H. S., 2000, Improved Design of Engine Manufacturing Line Using Simulation, Journal of the Korea Society for Simulation, 9:1 1-9.
- [11] Charies, H., Robert, E. B., Thomas, J. G., Mott, R. A., 1966, System Improvement Using Simulation, Promodel Corporation, Orem Utah.
- [12] Kim, S. Y., 2018, A Case Study of the Introduction of Smart Factory Operation Management(FOM) in the Fourth Industrial Revolution Era, Korean Association of Computers and Accounting, 16:1 43-62, <http://doi.org/10.32956/kaoca.2018.16.1.43>.
- [13] 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>.
- [14] 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>.
- [15] Wang, L., Wang, G. H., 2016, Big Data in Cyber-Physical Systems, Digital Manufacturing and Industry 4.0, International Journal of Engineering and Manufacturing(IJEM), 6:4 1-8, <https://doi.org/10.5815/ijem.2016.04.01>.
- [16] Song, Y. J., Woo, J. H., Lee, D. K., Shin, J. G., 2008, A Simulation Study for Evaluation of Alternative Plans and Making the Upper-limit for Improvement in Productivity of Flow-shop with Considering a Work-wait Time, The Korea Society for Simulation, 17:2 63-74.
- [17] Jeong, B. H., La, S. Y., Park, B. E., Zhang, Y. S., 2011, A Case Study for Reducing Exchange Time of Die in Punch Press Process with Various Die Height, Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering, 34:2 103-111.
- [18] Kim, J. D., Song, Y. W., Cho, W. S., 2016, The Usage Needs and Adoption Intention of Manufacturing Big Data Technology in Small and Medium-sized Manufacturing Companies, Korean Corporation Management Review, 23:5 47-68.



**Sang Suk Oh**

Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interest is Smart Factory Operation Management with AI.

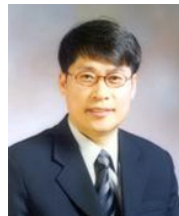
E-mail: sangsoh@naver.com



**Seon-Jun Jang**

Associate Professor in Division of Mechanical and Automotive Engineering, Hoseo University. His research interest is Vibrational Energy Harvesters and Wave Energy Converters.

E-mail: mweagle@hoseo.edu



**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