



# FOM을 활용한 자동차 부품 공정의 생산성 및 생산계획 정확도 향상에 관한 연구

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

## Improvement of Production-Plan Accuracy and Productivity by Applying FOM to Automobile Parts Process

Ki Sun Nam<sup>a</sup>, Sang Suk Oh<sup>b</sup>, Su Young Kim<sup>a,\*</sup><sup>a</sup> Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University<sup>b</sup> Smart Material Component Engineering of Manufacturing Innovation School, Inha University

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received	31	July	2024
Revised	2	August	2024
Accepted	5	August	2024

#### Keywords:

FOM(smart-factory operation management)  
4M data analysis  
APS(advanced production scheduling)  
Productivity

### ABSTRACT

This study aims to improve productivity by analyzing manufacturing-process data and deriving problems using a FOM system. Additionally, an accurate demand-forecast production plan is established to increase manufacturing competitiveness. As a case study, MES data are analyzed using an FOM assistant for Company I, which is an automobile parts manufacturer, and the correlation among man, machine, material, and method is identified. The production plan fluctuated significantly and the productivity declined owing to the inactivity time (equipment waiting, mold setting, etc.). The method of converting to external preparation by dividing internal and external preparations, standardizing the mold setup, and using data is presented.

In addition, the importance and evaluation method of establishing a high-accuracy production plan were presented, and the introduction of APS was proposed to increase the accuracy of the production plan by predicting, revising, and supplementing demand by period, customer, and product through accumulated data analysis.

## 1. 서론

정보통신기술과 인공지능(AI), 빅데이터 기술의 발전은 산업 전반의 디지털 전환(DX, digital transformation) 및 자율 제조 등의 도입과 같은 급속한 변화를 초래하고 있으며, 이러한 일하는 방식의 변화는 모든 데이터를 디지털화하고 수집하기 쉬운 환경을 조성하고 있다.

제조기업의 DX 추진은 고령화나 인구 감소로 인한 노동력 부족

등과 같은 문제를 해결할 수 있도록 스마트 공장의 수준을 높이고, 빅데이터를 활용한 업무 편의성 및 생산성 향상 등의 변화와 함께 미래의 추진 방향을 결정하는 등의 중요한 역할을 할 수 있으며<sup>[1]</sup>, 더불어 새로운 고객 가치를 창출하여 제조업 전반에 근본적인 발전을 초래하고 제조업의 지속 가능성을 높일 수 있을 것이다<sup>[2-4]</sup>.

엔지니어 부족으로 공정 개선 활동에 인력을 투입하지 못하는 중소 제조기업의 DX 도입을 통한 디지털화는 생산 Capacity 부족, 인력 부족 등의 과제를 해소하여 생산성을 향상할 수 있을 뿐만

\* Corresponding author. Tel.: +82-42-540-9960

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

아니라 데이터 분석으로 제품의 복잡성과 다양성, 짧은 수명주기와 같은 급속한 고객 요구의 변화에 대응하도록 지원할 수 있다.

하지만 아직도 중소 제조기업의 스마트 공장 전환을 통한 제조 혁신은 낮은 수준에 머물고 있어서 데이터의 수집량은 증가하고 있으나, 아직 많은 중소 제조기업에서 데이터의 수집 및 관리가 수작업으로 진행되는 등의 문제가 여전히 남아 있으며, 데이터를 분석하여 의미 있는 결과를 추출하는 것과 같은 활용성에 대한 불확실성이 장애요인으로 작용한다.

따라서 현장의 데이터를 효과적으로 분석하고 결과를 현장에 활용하기 위한 데이터 수집 체계 및 빅데이터 기반 제조시스템의 중요성도 대두되고 있으며<sup>[5,6]</sup>, 디지털 제조 기술을 통한 모니터링 및 관리<sup>[7]</sup>와 생산효율 향상 및 다양한 소비자의 요구에 맞는 유연 생산 방식 도입으로 부가가치 창출이 가능하도록 스마트공장의 제조 현장에서 수집한 데이터를 4M(man, machine, material, method) 기반으로 다차원 분석하고 변화 관리가 가능한 시스템이 요구된다<sup>[8-10]</sup>.

제조 현장에서 나타나는 가시적이거나 가시적이지 않은 다양한 문제가 제조공정 데이터에 반영될 수 있다. 따라서 빅데이터의 분석을 통해 효율성과 통찰력 및 지능성을 갖는 제조혁신 시스템을 제공할 수 있다.

일반적으로 자동차 부품 산업은 다품종 소량 생산시스템의 전형적인 구조로 생산하는 품종 수가 다양하고 모델 변경이 빈번하여 계획과 실적 간의 차이가 크게 발생하여 생산계획 수립의 적중률이 떨어진다. 특히 중소기업의 경우는 생산 담당의 경험에 바탕을 둔 수작업에 의한 생산 계획 수립으로 생산 계획의 정확도가 낮으며, 설비고장과 공정 불량 및 공정 재고 과다 등의 생산효율 저하와 고객 대응력 및 생산성 저하의 원인이 되고 있다.

제조기업에서 정확하고 효율적인 생산 계획을 수립하고 실행함으로써 시장에서 경쟁 우위를 유지하도록 지원하며, 기업의 지속 가능한 성장을 이룰 수 있는 중요한 요소로 작용한다.

이러한 생산 계획의 정확도가 제조기업의 경영에 미치는 영향은 생산 효율성과 고객 만족도를 높이고 재고를 최소화하며 생산 공정을 개선하여 불필요한 비용을 절감하는 것과 같이 매우 중요하고 광범위하다.

최근에 생산 계획의 정확도를 높이기 위한 기존 계획 수립 시스템 구조에 대한 개선이나 수요예측생산계획(APS, advanced planning & scheduling)에 관한 연구가 업종별로 다양하게 이뤄지고 있다.

기존의 재고, 자재 보유 및 조달 현황, 고객 요구 시기 등을 기반으로 하는 주생산계획(MPS, master production scheduling)이 고객의 요구를 기준으로 수행되는 직접적 생산 계획이라면, 총괄 생산 계획(APP, aggregate production planning)이나 수요예측

생산계획(APS)의 경우는 기존 공정에서 발생한 제조데이터와 자원의 분석을 반영하여 예측되는 생산 수요를 기반으로 전체 자원 할당과 자재 수급 등을 사전에 기획할 수 있어서 고객의 요구 변화에 따라 간단한 수정, 보완으로 높은 계획 정확도를 얻을 수 있을 것으로 예상된다.

따라서 조금이라도 정확도가 높은 생산 계획을 수립하고 실행하기 위해서는 데이터의 정확한 분석을 통한 생산 저하 요인 도출 및 제거 방안과 생산량 변화, 재고 등을 반영하기 위한 4M 기반의 데이터 분석 및 시각화 방법론을 적용한 생산 계획 수립 방법 혹은 모델이 필요하다.

본 연구에서는 국내 중소기업의 제조공정 데이터를 다차원 분석으로 생산성을 개선하고 수요예측생산계획을 통해 생산 계획 정확도를 높이는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 자동차 전용 부품 제조 전문 중소기업의 정량적 데이터 활용을 통한 생산성 향상 사례 연구로 생산 계획 정확도 개선 방안을 제시하고자 한다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 FOM 솔루션

FOM 솔루션으로 데이터를 분석하기 위해서는 제조 현장에서 수집한 데이터를 FOM Algorithm에 맞춰 전처리하고 FOM에서 요구하는 CSV(comma separated value) 파일 형식의 파일 세트로 변환하여야 한다. 이 데이터는 제조 일자, 공정, 작업자, 설비, 제품, 계획, 실적, 비가동, 불량 등으로 구성된 19개의 변수를 갖는 실적정보관리(manual qpr)와 불량(manual reject), 부적합(manual abnormal), 비가동(manual downtime), 한도설정(manual limit) 및 단가(manual cost)의 6종류 파일로서 FOM 솔루션에서 생산성, 비가동, 불량의 생산관리지표를 분석하기 위하여 사용된다.

FOM 솔루션으로 데이터를 분석하여 문제 요인을 도출하고 개선 데이터를 적용한 결과와 비교 분석하는 프로세스는 Fig. 1과 같으며<sup>[11]</sup>, 4M 기반의 코드별 분석 결과를 변경 전과 변경 후의 데이터에 대해 수행하고 두 결과를 비교 분석함으로써 4M에 대한 변화관리가 가능하다<sup>[12]</sup>. 변화 관리는 적용 사례 기업과 같이 이산형 공정을 수행하는 제조 현장에서 동일한 공정의 설비, 작업자에

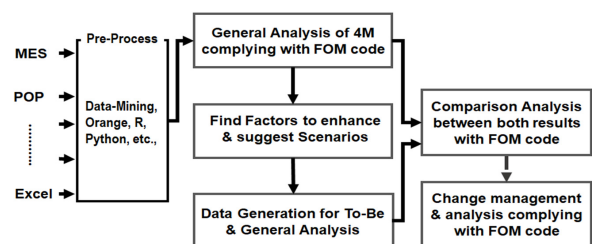


Fig. 1 Comparison and analysis process by FOM solution

따라 발생하는 품질 차이를 파악하고 관리하여 품질을 높일 수 있는 방안이 될 수 있다. 또한 설비별 고장, 비가동과 같은 가동률에 영향을 미치는 요인을 파악하고 대응할 수 있도록 한다.

## 2.2 수요예측생산계획(APS)

APS는 기업의 리드타임 단축, 납기 준수 및 운영비용 감소 등 실질적인 원가절감 효과와 기업 환경개선을 위해 자재, 설비, 작업자 등과 같은 다양한 변수와 제약된 조건들을 동시에 고려하여 현실성 있는 최적의 생산계획과 일정계획을 제공하는 생산계획시스템으로 계획수립 기법의 하나이다.

이 시스템은 생산 프로세스를 최적화하고 생산 계획을 개선하여 제조 현장에 존재하는 다양한 변수를 고려하여 생산 계획을 수립하고 실행하는 데 도움이 되며 다양한 기능을 제공한다.

APS를 통해 주어진 수요와 생산 용량 등의 정보를 바탕으로 계획 기간 내의 장/단기 생산 계획을 수립할 수 있으며, 최종 고객의 완제품에 대한 수요 추세나 확률적 분포를 정확하게 예측할 수 있다. 또한, 원재료의 구매, 공급, 조달 비용 및 리드타임 단축을 위한 공급망(SCM, supply chain management)을 최적화하고, 리드타임 및 수/배송 비용 단축을 위한 최종제품의 배송, 중간 부품의 공장 및 설비 간 수송을 최적화할 수 있으며, 생산성과 납기 만족을 위해 개별공장, 설비 단위의 작업순서 결정 및 세부 일정계획 수립을 제공한다.

이러한 APS 시스템은 주로 생산 일정계획과 최적화에 중점을 두며, 일반적으로 고급 알고리즘과 최적화 기술을 사용하여 다양한 시나리오를 고려하여 최적의 생산 일정을 도출하고 ERP, MES 시스템 또는 다른 생산 관리 시스템과 통합되어 전체적인 생산 관리 및 운영을 효율적으로 관리하는 데 도움이 된다.

즉 APS의 사용 목적은 생산 프로세스 내에서 실시간으로 변경되는 요구 사항에 대응하여 최적의 생산 일정을 예측하고 계획하여 재고 최적화와 생산 자원 효율성을 향상시키는 것이다.

또한 디스패칭 규칙 기반의 APS 시스템은 생산 라인에서의 작

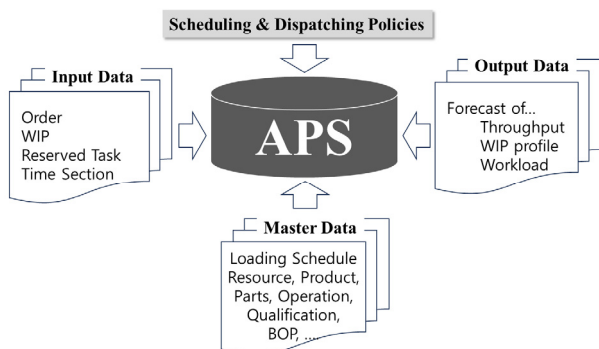


Fig. 2 Architecture of APS based on dispatching rule

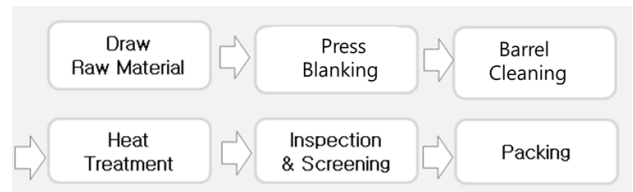


Fig. 3 Flow for washer manufacturing process

업 스케줄링과 자원 할당을 최적화하는 데 중점을 두고 Fig. 2와 같은 구조로 운영된다<sup>[13]</sup>.

현재 자동차, 전자 제품, 의약품, 식품 및 음료 등의 다양한 제조 분야에서 APS가 사용되고 있으며, 본 연구의 사례와 같은 자동차 제조 분야에서는 자동차 조립 라인의 생산 일정을 최적화하고 부품 공급망을 관리하기 위하여 APS를 사용하며, 전자 제품 제조 분야에서는 제품 생산에 필요한 재료 및 자원을 관리하고 생산 일정을 최적화하는 데 사용된다. 또한 식품 및 음료 산업에서는 APS를 사용하여 원재료 및 제품 생산에 필요한 생산 일정을 계획하고 관리하며, 의약품 산업에서는 제품 생산 일정을 관리하고 생산 프로세스를 최적화하며, 에너지 및 자원 산업에서는 에너지 생산 및 유통 과정을 최적화하고 운영 일정을 관리하는 데 사용된다. 기타 소매, 유통, 건설, 서비스, 및 프로젝트 관리 분야 등에서도 APS가 적용될 수 있다.

## 3. 자동차 부품 제조사의 사례 연구

### 3.1 제조공정 분석

본 연구에 사용된 사례 기업(I사)은 차량용 부품의 한 종류인 와셔를 전문으로 제조하는 중소 제조기업으로 아래 Fig. 3의 공정 순서에 따라 재료투입부터 검사 및 포장까지 다양한 공정을 수행하고 있다.

자재 창고로부터 롤 형태의 일반강(spcc/sphc), 특수강(SK-5, 550C 등), 스테인리스(ss304, ss306 등) 및 기타(알루미늄, 화이버 등) 소재의 다양한 자재를 제조 현장에 투입하여 고객이 제시하는 규격에 맞는 치수와 형상의 와셔를 blanking 이라 부르는 프레스 공정에서 제작하며 이때 와셔의 평탄도가 중요하고 Burr가 없어야 한다.

이어서 세척 공정에서 이물질을 제거하고 부품의 강도를 높이기 위하여 열처리 공정을 수행한다. 이 공정에서는 고주파 열처리 또는 침탄 열처리를 사용하며 가 있으며 주로 외부 열처리 전문업체에 외주로 수행한다.

열처리가 완료된 부품은 자동차 고객의 요구 및 부품의 특성에 의해 전수 검사를 통한 선별 작업으로 외관 불량이나 치수 불량을 제거하며, 양품은 중량과 수량이 표준화된 표준 용기에 담아

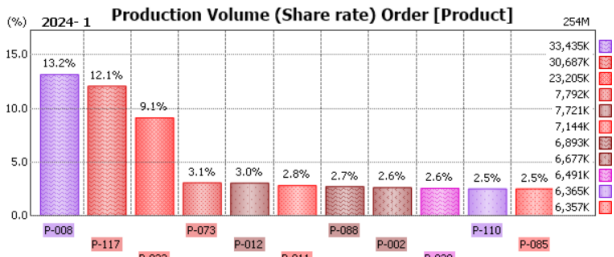


Fig. 4 Production volume share rate of products

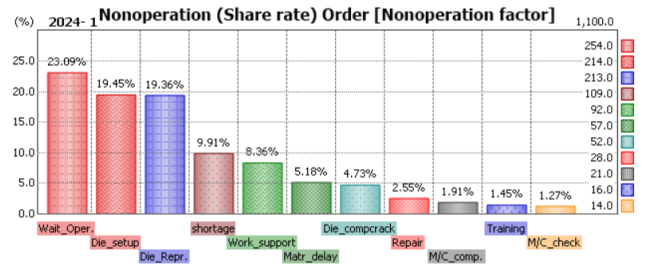


Fig. 7 Non-operation share rate by factors

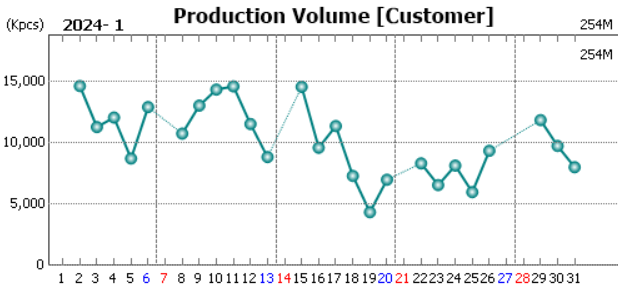


Fig. 5 Trend of daily production quantities

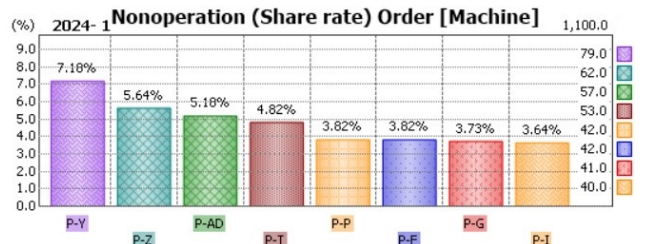


Fig. 8 Non-operation share rate of machine

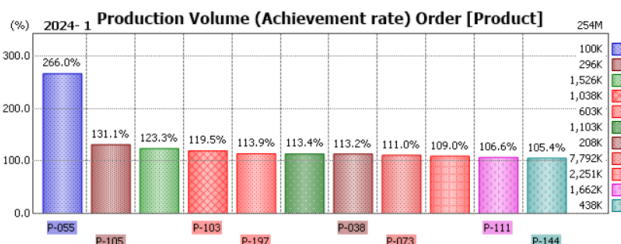


Fig. 6 Achievement rate of products

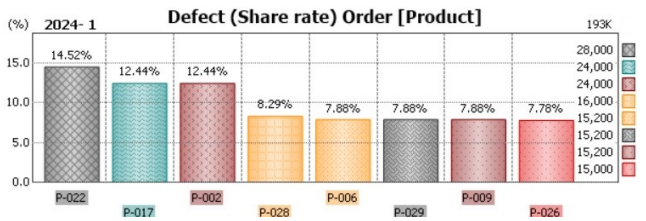


Fig. 9 Defect share rate of products

고객사의 요구에 맞게 포장한다.

### 3.2 현황 파악 및 데이터 분석

본 연구에 사용한 사례기업의 데이터는 MES 데이터베이스로부터 추출한 2024년 1월 제조 데이터로 제조공정의 현황을 파악하기 위하여 데이터를 전처리하여 manual\_qpr\_2024.csv 포함 6개의 FOM 파일 세트를 구성하였다.

이 데이터를 FOM 솔루션에 적용하여 일반 분석 프로세스를 수행하였으며 2024년 1월 한 달 동안에 제조공정에서 발생한 결과 (As-Is)를 확인하여 총 151개의 제품이 생산되었음을 파악하였다.

제품별 생산 수량 및 점유율이 높은 제품은 P-008로 13.2%의 점유율을 가지며, P-117이 12.1%, P-022이 9.1%의 점유율로 세 종류의 제품이 전체 생산량의 34.4%를 차지하고 있었다. 또한 이 제품을 제외한 다른 품목들은 생산 점유율이 3.1%를 넘지 못하고 있음을 Fig. 4에서 확인할 수 있었다.

또한 Fig. 5의 일일 생산량 추이는 2024년 1월의 최소 4,800개 부터 최대 15,000개로 심각한 편차를 가지며, 제조공정에 필요한

자원의 배분이나 계획의 문제가 될 수 있다. 따라서 공정 투입 자원이나 공정별 부하의 균형을 고려한 생산계획 및 실행이 필요하다.

Fig. 6에서 1월에 제품별 생산량 달성률은 P-055가 266%이며 P-105가 131%, P-094가 123% 등 100%를 초과하는 품목이 13개로 생산계획 운영의 적합성을 고려해 보아야 한다. 또한 생산 수량 점유율에서 상위를 차지하는 P-008, P-117 및 P-022의 달성률은 1월에 83.5%(생산량 약 3,300만 개), 88.3%(약 3,000만 개) 및 78.1%(약 2,300만 개)이며, 불필요한 수량의 생산 원인을 확인하고 개선할 수 있어야 한다.

요인별 비가동시간 점유율은 설비 대기 23.09%, 금형 셋팅 19.45%, 금형 연마 19.36%, 소재 결품 9.91%로 전체의 71.81%를 차지함을 Fig. 7에서 알 수 있다. 따라서, 설비 대기 시간을 감소하기 위한 공정별 생산 일정계획과 부하 분석 및 여력관리에 대한 검토가 필요하다. 금형 셋팅 시간은 내준비 작업을 최대한 외준비 작업으로 변경하고, 셋업에 대한 공정분석을 통하여 시간을 줄여야 한다. 또한 소재 결품으로 인한 비가동을 최소화할 수 있도록 생산계획 및 외주 관리 프로세스에 대한 검토 개선이 필요하다.

1월에 설비별 비가동은 Fig. 8과 같이 P-Y, P-Z와 P-AD, P-T가



상위 1~4위를 차지하며 비가동률/점유율은 P-Y 39.5%/7.18%, P-Z 32.35%/5.64%, P-AD28.5%/5.18%이고 P-T는 26.11%/4.82%로 이들 설비에 대한 중점 관리가 필요하다.

1월의 평균 불량률은 0.08%로 제품별 불량 점유율은 Fig. 9와 같이 P-022, P-17 및 P-02가 각각 14.52%, 12.44%, 12.44%로 상위를 차지하고 있으며, 해당 제품의 불량률은 P-022가 0.12%, P-017이 0.61%, P-002가 0.36%이었다.

또한 불량 요인별 점유율은 형상 잘림 39.8%, 소재굴곡22.0, 찍힘(금형) 16.1%, BURR 15.8%, 스크래치 3.37%, 피지이송 3.0%를 차지한다. 따라서, 형상 잘림, 소재 굴곡, 찍힘(금형), BURR에 대한 개선 및 중점 관리가 필요하다.

따라서 시정조치, 8D 리포트 등을 통해서 이들 불량에 대한 재발 방지 대책을 수립이 필요하다.

### 3.3 개선 방안 검토 및 효과 검증

사례기업의 현황 분석에 따른 개선 방안을 검토하고 적용하기 위해서는 1월 데이터 분석에서 확인된 다양한 요인을 제거하는 활동이 필요하며, 중장기적으로는 불필요한 제품의 생산을 최소화하고 갑작스러운 고객의 요구에 대응할 수 있도록 FOM 솔루션을 연계하여 제품별, 고객사별, 시기별 생산 트렌드와 생산 및 부하 최적화 방안 등을 분석하고 반영하여 적절한 안전재고를 예측하는 등의 수요예측생산계획(APS)의 수립 모델 도입 및 실행을 통한 생산 효율 개선이 필요하다. 이를 위해서 제조공정의 멈춤을 발생시켜 손실을 초래하는 비가동 요인 중에서 가장 많은 비가동 시간을 유발하는 금형 연마, 설비 대기, 설비 세팅 등의 준비교체에 해당하는 요인은 내준비 작업이 아닌 외준비 작업으로 전환하거나 수행 방법을 변경하여 비가동을 제거하거나 소요 시간을 단축한다. 또한 설비고장이나 금형부품 파손 등의 예방 또는 데이터에 따른 예지보전 활동을 적용하고, 작업시간 내에 발생하는 준비교체 시간을 단축하는 것이 중요하다.

더불어 중장기적인 대응 방법인 APS에 FOM을 연계한 모델(방법)을 도입, 적용하여 일일 생산의 불균일을 개선하고 해당 기업의 여건을 고려한 생산 계획 및 스케줄링과 생산평준화를 달성하여

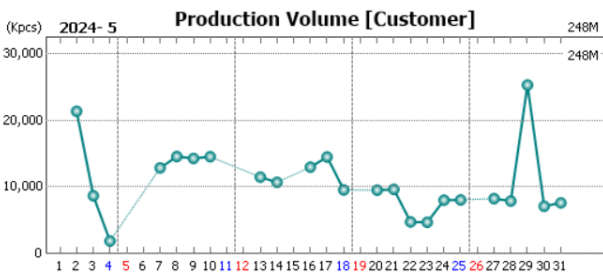


Fig. 10 Trend for daily production at May 2024

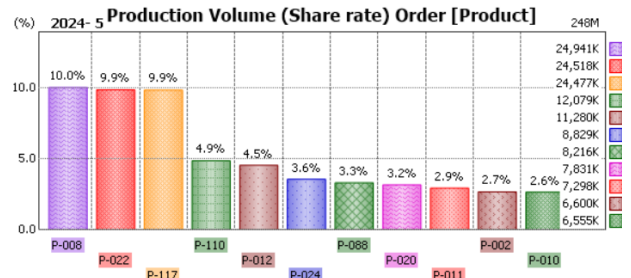


Fig. 11 Production volume share rate at May 2024

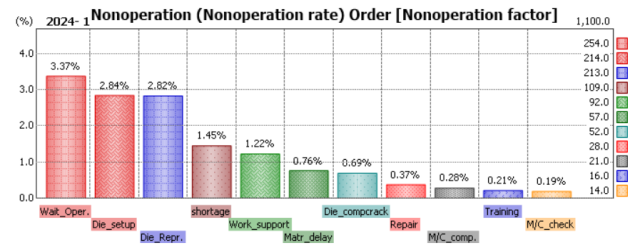
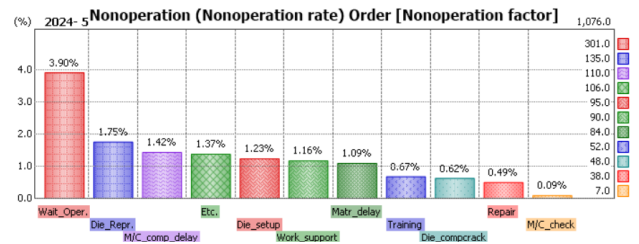


Fig. 12 Non-operation rate of factors at Jan. and May 2024

생산의 효율을 높여야 한다.

이러한 개선 방안을 현장에 적용하고 개선 효과를 확인하기 위하여 FOM 솔루션으로 개선 전 데이터인 1월과 개선 방안을 적용한 5월 데이터를 분석, 비교하여 일별 생산량 변화율이 Fig. 10과 같이 5월 생산 시작(2일~4일)과 29일의 이상치(Outlier)를 제외하면 개선 전보다 완만해졌음을 알 수 있다.

5월의 생산 점유율은 Fig. 11과 같이 1월에 상위를 차지하던 P-008의 점유율이 13.2%에서 10%로 낮아졌으며, P-022와 P-117은 9.1%와 12.1%에서 각 9.9%로 낮아지고, 점유율 3% 이상을 보이던 제품의 수도 5종에서 8종으로 증가하였다.

생산계획에 의한 제품별 생산 달성률을 만족시키는 것은 기업의 생존을 위해 중요하다. 제품, 설비, 작업자 및 소재라는 생산 요소들이 원활하게 연결되어 최적의 성과를 창출할 수 있도록 생산 공정에 영향을 주는 비가동 요인과 불량 원인을 제거하는 방안을 5월 생산 활동에 적용하였다.

1월(개선 전)과 5월(개선 후)의 비가동 요인 별 비가동률에서 설비대기에 의한 비가동은 3.37%(254시간)에서 3.9%(301시간)으로 높아졌으나 금형세팅과 금형연마는 2.84%(214시간) 및 2.82%(213시간)에서 1.23%(95시간) 및 1.75%(135시간)으로 확

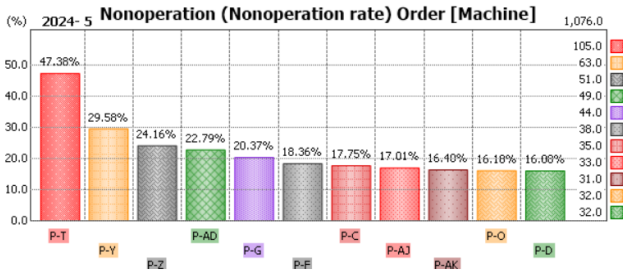


Fig. 13 Non-operation rate of machine at May 2024

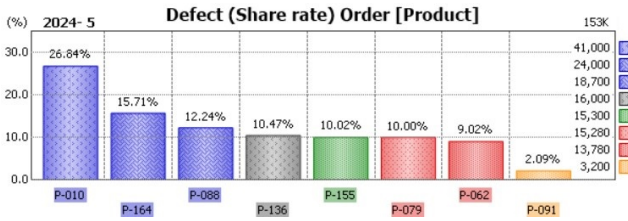


Fig. 14 Defect share rate of products at May 2024

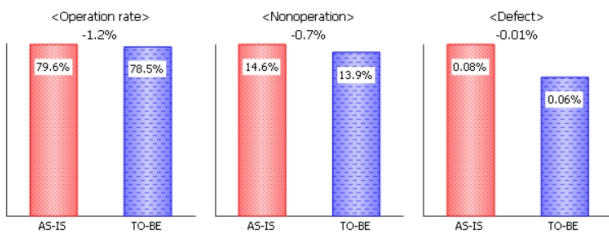


Fig. 15 Comparison of result between Jan. and May 2024

연히 개선됨을 Fig. 12에서 보여 준다.

설비별 비가동률도 1월과 5월 결과(Fig. 13)를 비교하여 P-T는 26.11%에서 47.38%로 높아졌으나 상위 1~3위의 P-Y, P-Z와 P-AD의 경우에는 39.5%, 32.35%, 28.5%에서 29.58%, 24.16%, 22.79%로 개선되었다.

생산 공정의 효율을 떨어뜨리는 요인인 불량률의 발생은 시간과 비용의 손실을 초래한다. 그러나 본 연구에서는 단기적인 개선 활동을 5월 생산에 적용하여 1월 생산량 254백만 개 대비 불량률이 193천 개에서 5월 생산량 248백만 개 대비 불량률 153천 개로 낮아지는 등 미미한 효과를 보였으며 Fig. 14와 같이 제품별 불량 점유율 변화가 있었으나, 개선 효과를 높이기 위한 중장기적인 원인 제거 활동과 교육이 필요함을 확인하였다.

본 연구에 적용한 사례 기업 I사의 데이터를 분석하고 대책을 도출하여 현장에 피드백하여 5월 제품 생산 공정 및 제품, 설비별로 적용하였으며, MES에서 수집한 데이터를 분석하여 효과를 검증하였다. 그 결과 Fig. 15와 같이 2024년 5월의 가동률은 1월 대비 1.2%p 낮아진 78.5%를 보였으며, 비가동률은 14.6%에서 13.9%로 0.7%p 개선되었다. 또한 효과가 미미하기는 하나 불량률도 0.08%에서 0.06%로 0.02%p 감소하였다.

Table 1 Improvement result

	As-Is	To-Be	Gap
Non-Op.	Q'ty : 33,515,148 pcs ₩509,264,608.	Q'ty : 28,240,184 pcs ₩379,482,880.	Q'ty : -5,274,964 pcs - ₩129,781,728.
Defect	Q'ty : 192,900 pcs ₩1,869,600.	Q'ty : 152,760 pcs ₩1,222,080.	Q'ty : -40,140 pcs - ₩647,520.

다만, 2024년 1월 대비 5월 가동률이 낮은 이유는 기존 재고 등을 고려하여 상대적으로 계획 대비 생산량이 적었으며, 목표 달성을 위한 생산계획증량을 적용하지 않는 등의 정확도를 높이기 위한 활동을 반영하지 않았기 때문이다.

또한 개선 전(As-Is)과 개선 후(To-Be)의 분석 결과에서 계획 미달성에 따른 손실 비용을 산출하여 비교하였다. Table 1에서 5월에 비가동으로 발생한 미달성 수량을 손실 금액으로 환산하면 약 3억 8천만 원으로 1월의 비가동 손실 산출 비용인 약 5억 1천만 원보다 약 1억 3천만 원 감소하였으며, 불량 발생으로 인한 손실 비용도 약 120만 원으로 1월 대비 약 65만 원 정도 개선되었다.

따라서 향후 예상되는 연간 총손실 저감 금액은 단순 산술식으로 계산하여 비가동 개선으로 15억 6천만 원과 불량 개선으로 780만 원으로 비용 절감 및 생산 계획과 실적 사이의 차이를 줄여서 생산 계획 정확도 향상을 기대할 수 있을 것이다.

그러나 이 결과는 단기적인 개선 방안의 적용 예이므로 중장기적 생산 계획 수립에 기반한 정확도 개선 효과를 확인할 수 없었다. 따라서 중장기적인 생산 계획 정확도 향상을 위해 본 연구에서 제안하는 FOM솔루션과 수요예측생산계획(APS)을 연계하여 기존 생산 데이터의 분석 결과를 반영하여 생산 계획수립에 적용하고 설비의 예지보전, 다양한 비가동 요인 제거 활동 등을 수행하고 피드백하는 선순환 구조(모델)를 형성하여야 한다. 이를 통해 생산 역량 확대와 효율 및 생산성 증대 효과가 획기적으로 개선될 수 있을 것으로 예상된다.

### 3.4 생산계획 정확도 개선 방향

생산 계획의 효과적인 수립과 적용은 생산 공정뿐만 아니라 기업의 경영활동에 핵심적인 요소로 작용하며, 이를 통한 전사적인 KPI 관리가 가능할 수 있다. 통상적으로 고객과 공급 기업들의 연계는 요구 사항에 맞는 품질의 제품을 적기에 제조하고 공급할 수 있는 프로세스 혹은 시스템을 구축하고 운영함으로써 가능할 수 있으며, 이러한 시스템의 관리 및 운용이 중요하다.

사례기업의 생산계획 정확도를 높이기 위해서는 제조 활동에 투입할 가공 설비, 작업자, 자재 보유 현황, 공정 부하 및 생산 일정계획 등과 같은 다양한 요소의 연계 검토가 선행되어야 하며, 통상적으로 1~3년 동안 수행하였던 고객사의 제품 주문 및 생산/공급 실적을 분석한 월별, 분기별 및 제품별 주문/생산 변동 그래프를 반영

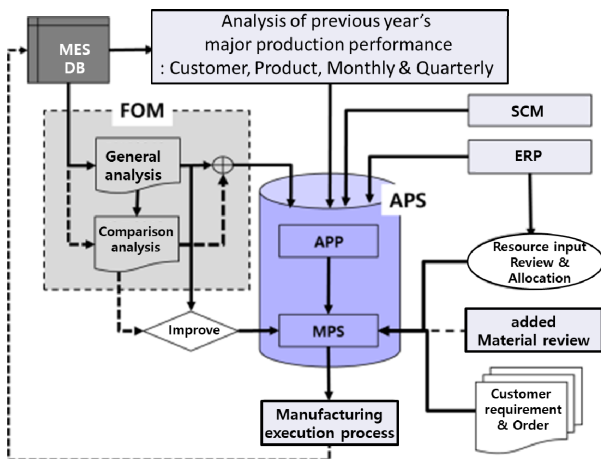


Fig. 16 Suggested model integrating FOM and APS

#### 4. 결론

본 연구는 FOM 시스템을 활용하여 제조공정 데이터를 분석하고 문제점을 도출하여 생산성을 향상시키는 것을 목표로 하고, 이를 통해 정확한 수요예측생산계획을 수립하여 제조 경쟁력을 높이고자 하였다.

사례 연구로서 자동차 부품 생산 기업인 I사를 대상으로 MES 데이터를 FOM Assist로 변환하고 FOM 솔루션으로 생산 공정에서 발생하는 불량과 비가동 등이 각 KPI 미달성의 문제 만이 아닌 4M(man, machine, material, method)의 유기적 연관성 즉, 상관성 있음을 파악하였다. 이로써 생산계획의 큰 변동 폭 변화와 비가동 시간(설비 대기, 금형 셋팅 등)으로 인해 생산성 저하 원인을 확인하고, FOM 솔루션의 차별화된 기능인 개선 예측 데이터와 개선 대상 데이터의 비교 시뮬레이션을 통해 내준비와 외준비를 구분하여 외준비로 전환하는 방안과 금형 셋팅 표준화 및 데이터 활용 방안 등에 대한 효과를 검토하여 현장에 적용해 볼 수 있는 효율적인 방안을 제시하였다.

이를 통해 비가동 손실 금액이 1월 약 5억 1천만 원에서 5월 약 3억 8천만 원으로 감소, 불량 손실도 약 120만 원에서 약 65만 원으로 감소하였다.

그리고 정확도 높은 생산 계획수립의 중요성과 평가 방법을 제시하였고, 누적된 데이터 분석으로 시기별, 고객별, 제품별 수요를 예측하고 수정 보완하여 생산계획 정확도를 높이는 APS 도입을 제안하였다.

향후, FOM 및 MES를 연계하고 통합 관리하여 제조공정의 운영 효율을 높이고 생산계획의 적중률을 향상시켜 적시 생산을 실현할 것이다.

#### References

- [1] Lee, N. W., Jang, S. J., Kim, S. Y., 2023, A Study on the Shortening of Processing Lead Time of Moon-type Five-Sided Machinery Using FOM, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 32:3 177-181, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2023.32.3.177>.
- [2] Bakshi, B. R., Paulson, J. A., 2022, Sustainability and Industry 4.0: Obstacles and Opportunities, 2022 American Control Conference(ACC), 2449-2460, <https://doi.org/10.23919/ACC53348.2022.9867815>.
- [3] 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>.

한 수요예측생산계획(APS)을 수립하고 상황 변동을 반영하여 수정 보완함으로써 주생산계획(MPS)의 정확도를 높이는 시스템적 구조를 구축하여야 한다.

그러나 계획수립이 적절하게 되었는지 확인하는 방법은 계획의 실행 결과로써 확인이 가능하며 정확도를 평가할 수 있는 측정 방법이 필요하다.

일반적으로 전년도 생산 실적은 단순 산술적 계산으로 도출하고 반영할 수 있으나 생산공정에서 발생한 비가동, 불량 등에 의한 생산효율 저하 요인을 도출하고 공정에 반영함으로써 예상되는 생산량 증가나 제조 리드타임 단축에 대한 검토 및 예측이 어렵다.

이러한 사유로 본 연구에서도 사례 기업의 생산계획 정확도 향상을 위해 FOM 솔루션을 적용한 생산성 저하 요인 도출 및 개선하는 방법만을 적용하였으나, 전반적인 생산계획의 정확도 개선을 위해서는 본 연구에서 제안하는 FOM 솔루션과 수요예측생산계획(APS)을 연계하는 구조의 모델을 통해 보다 생산계획과 실행 결과의 차(gap)를 줄일 수 있도록 접근하여야 한다.

여기에서 제안한 모델은 APS의 수립을 위한 다양한 정보에 기존 제조 공정 데이터의 FOM 일반분석으로 도출된 문제와 해결 대책을 반영할 수 있도록 하였으며, 생산효율을 저해하는 요인의 제거 혹은 축소하는 최적의 시뮬레이션 결과를 주생산계획 및 제조 공정에 반영하여 계획 정확도를 높일 수 있도록 하였다.

그림에서 제시한 모델 예시에서 보여주는 바와 같이 FOM 솔루션으로 분석한 결과를 반영하여 수립한 수요예측생산계획의 실행으로 제조 공정에서 발생한 데이터는 다시 FOM 솔루션으로 피드백하여 분석하고 개선 전 데이터와 비교분석을 통하여 개선의 효과를 검증하며, 추가 개선 요인 도출 및 개선 방안을 검토하고 결과를 주생산계획에 반영하는 방식의 모델을 구성한다.



- [4] Bae, S. M., 2017, Intelligent Plant: Smart Factory, Review of Korea Contents Association, 15:2 21-24.
- [5] 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.
- [6] Kim, S. Y., 2015, Study of Digital Factory FOM Solution on Software-based : Applied Case to Heat-Treatment Company, Proc. of Korean Institute of Industrial Engineers Spring Joint Conf., 2855-2863.
- [7] 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>.
- [8] Park, K. T., Im, S. J., Kang, Y. S., Noh, S. D., Kang, Y. T., Yang, S. G., 2019, Service-oriented Platform for Smart Operation of Dyeing and Finishing Industry, Int. J. Comput. Integr. Manuf., 32:3 307-326, <https://doi.org/10.1080/0951192x.2019.1572225>.
- [9] Suri, K., Cadavid, J., Alferez, M., Dhouib, S., Tucci-Piergiovanni, S., 2017, Modeling Business Motivation and Underlying Processes for RAMI 4.0-aligned Cyber-physical Production Systems, 22nd IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), <https://doi.org/10.1109/ETFA.2017.8247702>.
- [10] 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>.
- [11] 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>.
- [12] Alarm, K. M., El Saddik, A., 2017, C2PS: A Digital Twin Architecture Reference Model for the Cloud-based Cyber-physical Systems, IEEE Access, 5 2050-2062, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2657006>.
- [13] Shin M. S., Bae, S. M., Choi, S., 2013, Development of Dispatching Rule-based Production Scheduler for Small and Medium Sized Manufacturing Company, Proc. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. Autumn Conf., 335-335.

	<p><b>Ki Sun Nam</b>            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</p>
	<p><b>Sang Suk Oh</b>            Invited Professor in Smart Material Component Engineering of Manufacturing Innovation School, Inha University.            His research interest is smart Factory Operation Management and Manufacturing Innovation with AI.            E-mail: sangsoh@inha.ac.kr</p>
	<p><b>Su Young Kim</b>            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>