



FOMs 기반 병목 분석을 통한 제조 리드타임 및 공정 가시성 최적화 - K사 콘택트렌즈 생산 라인 사례를 중심으로

박두원^a, 김범태^a, 금화석^a, 김수영^{a,*}

Optimization of Manufacturing Lead-Time and Process Visibility through FOMs -Driven Bottleneck Analysis, Focusing on the Case of Contact Lens Production Line at Company K

Doo Won Park^a, Beom Tae Kim^a, Hwa Seok Keum^a, Su Young Kim^{a,*}

^a Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University

ARTICLE INFO

Article history:

Received	13	May	2026
Revised	1	June	2026
Accepted	1	June	2026

Keywords:

FOMs (smart-Factory Operation Managements)
Batch production
Delay ratio (DR)
Lead-time optimization
Process visibility
Digital transformation for SMEs (4-6EA)

ABSTRACT

Flexible lead-time management and visibility are vital in the batch-based contact lens industry. This study addresses data-field disconnection in small and mid-sized enterprises (SMEs) by proposing a FOMs-based operational intelligence framework, validated at Company K. By integrating QR/PLC signals into 4M datasets and utilizing the delay ratio (DR) index, “data-disconnection delay” from mold searching was identified as the primary bottleneck (45.8% of downtime). This transition from experience-based guessing to data-driven precision highlights the critical role of asset tracking in mitigating systemic delays. Optimization reduced the average lead time by 26.0% and its standard deviation by 51.6%, significantly enhancing delivery reliability. This research demonstrates that data visibility and bottleneck control make effective digital transformation possible for SMEs without massive capital investment. Furthermore, the standardized DR index provides a scalable diagnostic tool for diverse manufacturing environments to achieve sustainable operational excellence.

1. 서론

글로벌 콘택트렌즈 산업은 시력 교정 시장의 확대와 기능성 제품에 대한 소비자 니즈 다양화로 다품종 배치(batch) 생산 방식이 점차 확대되고 있다. 이러한 배치 생산은 사출, 탈형, 수화, 포장 등 공정과 공정 간에 밀접한 상호 작용을 가지며, 이에 따라 생산 운영의 유연성과 정밀한 제조 리드타임(lead-time) 관리가 기업 경쟁력의 핵심 요소로 부각되고 있다. 그러나 상호 연결된 제조 공정의 복잡성과 자원 변동성은 빈번한 병목 현상을 초래하며, 이는

전체 제조 리드타임 지연의 주요 원인이 되고 있다^[1]. 콘택트렌즈 제조 기업인 K사를 포함한 국내 다수의 제조 소공인의 경우, 생산 운영이 여전히 작업자의 숙련도나 경험적 판단에 의존하는 경향이 강하며, 이는 데이터와 현장 간의 단절(data-field disconnection) 문제로 직결된다. 이러한 단절은 설비는 가동 준비가 되었으나 정작 필요한 금형이나 자재의 위치 정보를 실시간으로 파악하지 못해 발생하는 ‘데이터 단절 지연(data-disconnection delay)’ 현상을 야기하며, 이는 배치 생산의 리드타임을 불필요하게 연장시키는 고질적 병목이 된다^[2-4]. 스마트공장 보급이 확대되고 있음에도

* Corresponding author. Tel.: +82-41-540-9930

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

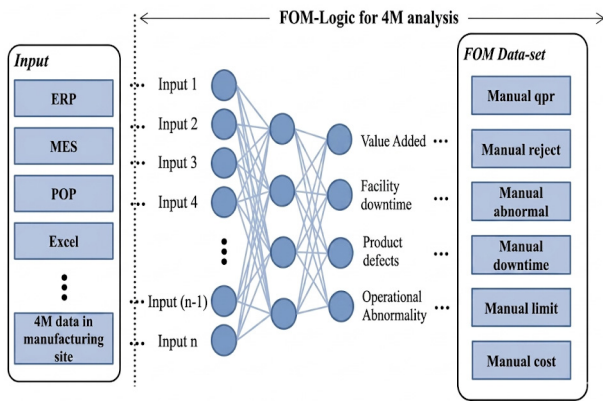


Fig. 1 FOMs package composition and mechanism

불구하고, 실제 생산 현장에서 발생하는 데이터가 운영 가시성 확보와 실무적 의사결정으로 이어지지 못하는 한계가 분명히 존재한다^[5,6]. 이러한 문제를 극복하기 위해 본 연구에서는 smart-Factory Operation Management System (FOMs)를 기반으로 한 데이터 중심의 제조 운영 관리 체계를 제안한다. FOMs는 생산 현장의 실시간 움직임을 상위 관리 시스템과 실시간으로 연결해 주는 흐름 중심의 운영 지능화 플랫폼이다. 기존 시스템이 최종 생산량 등 결과 데이터만 사후에 집계했다면, FOMs는 설비의 실시간 신호, 자재의 위치 정보, 작업자의 행동 기록(4M 데이터)을 초 단위의 정밀한 시간 기록 기반 시계열 데이터로 실시간 수집하고 식별한다. 이를 통해 공정 사이에 발생하는 미세한 정체와 비가동 원인을 실시간으로 밝혀내고 제어하는 역할을 수행한다. 이는 기존 연구들이 시뮬레이션 기반의 가상 환경이나 원가 중심 접근에 치중했던 한계를 극복하고, 실제 생산 흐름(flow)의 가시성을 확보하는 데 집중하여 실증적 차별성을 확보한다.

Fig. 1은 smart-Factory Operation Management System (FOMs) 솔루션의 개념도이다. FOMs의 분석 메커니즘을 활용하여 공정별 병목 구간을 정량적으로 식별하고, 배치 생산 환경에서 발생하는 공정 간 대기 시간 및 비효율 요소를 체계적으로 분석한다. 이를 통해 불필요한 대기 시간을 최소화하고 제조 리드타임의 예측 가능성을 향상시키며, 실시간 기반의 운영 의사결정을 지원하는 모델을 제시하고자 한다. 다품종 배치 생산 체계에서 발생하는 물리적 자산과 운영 데이터 간의 단절을 해결하고 리드타임 변동성을 실시간으로 제어하는 운영 지능화 방법론을 실증적으로 제시한다는 점에서 학술적 차별성을 갖는다.

2. 선행 연구

2.1 배치 생산 시스템의 병목 특성

배치 생산 시스템은 동일한 공정 조건을 공유하는 제품을 일정

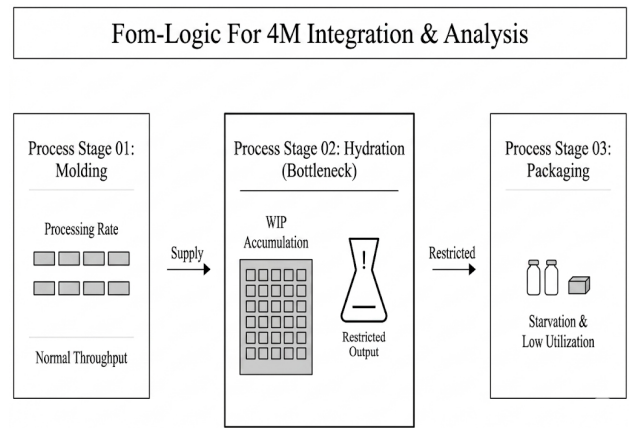


Fig. 2 Schematic framework of sequential stagnation causal structure

단위로 묶어 처리함으로써 생산 효율성과 공정 안정성을 확보하는 대표적인 제조 방식이다^[7]. 특히, 콘택트렌즈와 같은 정밀 화학 및 사출 기반 산업에서는 설비 세팅 시간(setup time)과 공정 조건의 일관성 유지가 중요하기 때문에 배치 생산 방식이 널리 적용된다. 그러나 배치 생산 시스템은 공정 간 높은 상호 의존성을 가지며, 선행 공정의 지연이 후속 공정의 대기 시간 증가로 확산되는 구조적 특성을 가진다^[9]. 이러한 특성은 특정 공정 또는 자원에 부하가 집중되는 병목 현상을 유발하며, 이는 전체 제조 리드타임 증가의 주요 요인으로 작용한다.

Fig. 2는 배치 생산 시스템에서의 공정 흐름과 병목 발생 구조를 개념적으로 나타낸 것이다. 공정 간 재공품(work-in-process, WIP)이 특정 공정에 집중될 경우 해당 공정이 병목 자원으로 작용하며, 이는 생산 흐름의 지연과 비효율을 초래한다. 기존 연구에 따르면 배치 생산 환경에서의 리드타임 지연은 물리적 가공 시간 보다 공정 간 대기 시간, 설비 전환, 자원 활용 불균형 등에 의해 크게 영향을 받는다. 따라서 병목 관리는 개별 설비의 성능 향상뿐만 아니라 공정 간 흐름을 통합적으로 분석하는 접근이 요구된다.

2.2 기존 제조 운영 관리 방법론과의 비교 및 한계점

제조 현장의 효율을 측정하기 위해 기존에 활용되어 온 대표적인 방법론으로는 제약이론(TOC), 설비종합효율(OEE), 그리고 제조실행시스템(MES/APS) 등이 있다. 그러나 다품종 배치 생산을 수행하는 중소기업 현장에서 TOC는 전체 프로세스의 처리량 증대를 위해 병목을 관리하지만, 주로 정적 부하 분석이나 시뮬레이션에 의존하여 실시간 4M 변동성을 반영하는 데 한계가 있다. OEE는 개별 설비의 가동률과 성능을 측정하는 데 유용하나, 공정과 공정 사이에서 발생하는 대기나 자재 공급 불균형에 따른 연쇄적 병목을 식별하지 못하는 수직적 분석에 머문다. MES 및 APS는 생산 실적 기록과 스케줄링에 최적화되어 있으나, 수집된 로우

Table 1 Academic differentiation between conventional operations management methods and FOMs (proposed model)

Category	MES / APS	TOC	OEE	FOMs (proposed)
Analysis unit	Individual work performance	Weakest process	Single asset utilization	Integrated 4M Flow
Bottleneck ID	Post-event history verification	Static load analysis	Operating time centric	Dynamic delay ratio (DR)
Data linkage	Disconnected records	Virtual simulation	Equipment signal centric	Physical -digital sync
Core value	Data digitalization	Throughput Maximization	Individual asset optimization	Total lead-time stability

데이터가 병목 식별 알고리즘과 직접적으로 연계되지 않아 데이터와 현장 간의 단절 문제가 지속된다.

2.3 본 연구의 차별성: FOMs 기반 흐름 지능화

Table 1은 기존 방법론과 FOMs의 학술적 영역을 대조하여 나타낸 것이다. 기존의 제조실행시스템(MES)이 개별 작업의 실적 디지털화에 치우치고, 설비종합효율(OEE)이 단일 설비의 가동률 향상에만 집중되어 공정 간 연쇄적 병목을 식별하지 못했다면, 제안하는 FOMs는 현장의 모든 변동성을 통합 4M 흐름(integrated 4M flow) 관점에서 실시간 추적한다. 즉, FOMs는 현장의 여러 종류의 데이터들을 수집하여 표준 관리 코드로 변환한 후, 가동 부하와 대기 재공 수량을 결합한 동적 지연 비중(DR) 및 병목 지수(BI)를 실시간 산출함으로써, 자본 집약적 설비 투자 없이도 공정 가시성과 전체 리드타임의 안정성을 확보할 수 있는 독창적 역할을 수행한다.

특히, 독창적으로 제안하는 동적 지연 비중(dynamic delay ratio, DR) 지수는 기존의 정적인 가동률 지표와 달리, 공정 간 상호작용에 의해 실시간으로 변화하는 병목의 강도를 정량화한 FOMs만의 고유 지표이다. 이는 사후적인 실적 집계를 넘어, 리드타임 변동성을 유발하는 미세한 정체 구간을 실시간으로 포착할 수 있는 운영 지능화의 핵심 도구로서 학술적 독창성을 갖는다.

2.4 FOMs 기반 운영관리와 데이터 구조화

기존의 제조실행시스템(MES) 및 KPI 기반 관리 방식은 생산 현장의 운영 정보를 체계적으로 관리하고 공정 상태를 모니터링하는 데에는 중요한 역할을 해 왔지만, 공정 간 연계성과 시간적 변동성을 반영한 데이터 활용도는 다소 떨어지는 것도 현실이기도 하다. 본 연구에서는 이러한 흐름을 바탕으로 FOMs를 기반으로 한

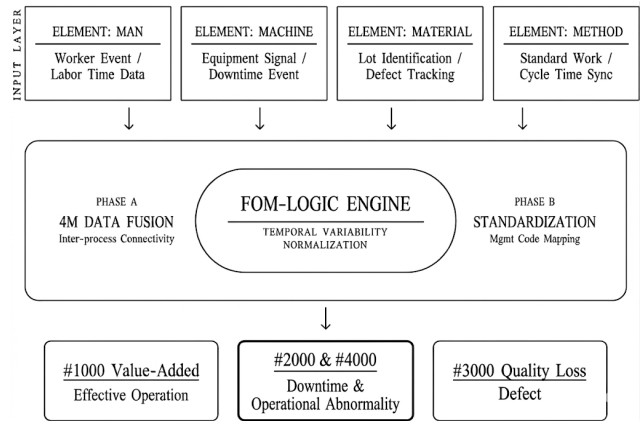


Fig. 3 Architecture for data-driven operations management via FOMs integration

Table 2 FOMs-based process operation data code system

Category	Code	Description	Management objective
Value-added	#1000	Normal production activities	Output and throughput volume management
Downtime	#2000	Equipment stoppage and idle/waiting time	Analysis of bottlenecks and downtime root causes
Defect	#3000	Occurrence of product-level defects	Analysis of quality loss and rework requirements
Operational abnormality	#4000	Process deviation from standard conditions	Monitoring of process stability and abnormal states

데이터 중심의 운영관리 체계를 제안한다^[10, 11]. FOMs는 제조 현장의 4M 요소에서 발생하는 데이터를 통합적으로 수집하고, 이를 표준화된 관리 코드로 구조화하여^[8, 12] 공정 운영 상태를 정량적으로 표현하는 시스템이다. Fig. 3은 FOMs 기반 리드타임 분석 프레임워크를 나타낸다. 해당 프레임워크는 다차원 데이터 수집 단계와 이를 운영 지표로 변환하는 분석 단계로 구성되며, 공정에서 발생하는 다양한 이벤트를 일관된 기준의 데이터로 변환하는 구조를 가진다. 공정에서 발생하는 데이터를 Table 2 FOMs 기반의 운영관리 코드 체계로 정의할 수 있다. 불량(#3000)과 운영이상(#4000)을 구분하여 관리함으로써, 제품 단위의 품질 문제와 공정 조건 이상을 분리하여 분석할 수 있도록 한다. 이러한 데이터 구조화는 공정 상태를 표준화된 형태로 표현함으로써 공정 간 상호작용을 반영한 분석을 가능하게 하며, 병목 원인의 정량적 식별을 위한 기반을 제공한다. 이렇게 구축된 4M 통합 데이터셋은 단순히 공정 상태를 실시간으로 모니터링하는 수단을 넘어, 리드타임의 시간적 변동성을 유발하는 비가동 및 이상 요인을 정량적으로 포착하고 이를 능동적으로 제어하기 위한 운영 지능화의 핵심 분석 토대로 기능한다^[13, 14].

Table 3 Comparison of operations management methods

Category	Conventional operations management	Data-driven operations management (FOMs-based)
Analysis object	Focused on individual process units	Focused on end-to-end process flows
Data utilization	Based on fragmented/isolated metrics	Based on integrated 4M data-sets
Visibility	Localized or partial visibility	Holistic and comprehensive visibility
Decision making	Experience and intuition-based	Empirical and data-driven evidence-based
Response style	Reactive (post-event correction)	Proactive (real-time bottleneck control)

2.5 데이터 기반 운영 가시성과 리드타임 개선

제조 시스템에서 운영 가시성은 공정 상태를 실시간으로 파악하고 생산 흐름을 효과적으로 관리하기 위한 핵심 요소로 인식되고 있다. 배치 생산 환경에서는 공정 간 대기 시간과 자원 활용 불균형이 리드타임에 큰 영향을 미치기 때문에, 공정 전반의 흐름을 통합적으로 파악할 수 있는 가시성 확보가 중요하다. 데이터 기반 운영 관리 체계는 공정 상태를 정량적으로 표현함으로써 병목 구간의 식별과 원인 분석을 지원하며, 이를 통해 생산 흐름의 개선을 가능하게 한다. 특정 공정에 재공품이 집중되는 현상은 병목 발생의 주요 원인이며, 이를 실시간으로 파악하는 것이 리드타임 관리의 핵심이다. Table 3은 기존 운영관리 방식과 데이터 기반 운영관리 접근의 특징을 비교한 것이다.

이와 같은 데이터 기반 운영 가시성 확보는 공정 간 대기 시간과 비가동 요인을 효과적으로 관리할 수 있도록 하며, 제조 리드타임의 단축과 예측 가능성 향상에 기여한다. 또한 실시간 공정 추적을 통해 납기 대응 능력과 운영 의사결정의 정확성을 향상시키는 기반을 제공한다. 마지막으로 기존 연구들이 개별 공정의 성능 개선에 초점을 두고 있는 반면, 공정 간 상호작용을 반영한 데이터 구조화와 병목 분석을 통합적으로 수행한다는 점에서 차별성을 가진다.

3. 연구 방법론

3.1 연구 접근 프레임워크: 운영 지능화 기반 최적화

본 연구는 콘택트렌즈 K사를 대상으로 제조 공정의 고도화를 위해 실시간 현장 데이터와 관리 지표를 유기적으로 동기화하는 운영 지능화 방법론을 제안한다. 방법론의 핵심은 제조 현장에서 발생하는 4M 속성을 디지털 관리 코드인 FOMs로 구조화하고, 이를 통해 리드타임 지연의 근본 원인인 병목(bottleneck) 구간을 정량적으로 식별하여 제어하는 데 있다. Fig. 4는 연구 접근 프레임워크 및 단계별 최적화 흐름도이다. 이러한 접근은 기존 연구들

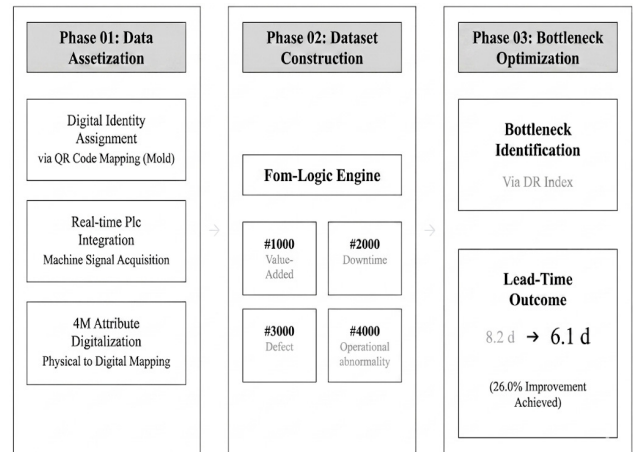


Fig. 4 Research framework and phase-wise optimization flow

이 주로 시뮬레이션 기반의 가상 환경에서 원가와 납기의 상충 관계를 분석했던 것과 차별화된다.

3.2 제조 자산 정보의 디지털화 및 4M 데이터 매핑 체계

배치 생산 환경인 콘택트렌즈 공정에서 운영 가시성을 확보하기 위한 첫 번째 단계는 물리적 생산 자산을 디지털 정보 모델로 전환하는 것이다. 고질적인 수기 관리 체계를 극복하기 위해 핵심 생산 자산인 금형(mold)과 설비(machine)의 동적 매핑 체계를 구축하였다. 디지털 자산 정체성 확립을 위해 기존의 불투명한 이력 관리를 개선하기 위해 약 500여 종의 금형에 고유 식별자(QR code)를 부여하였다. 이를 통해 금형의 제작 정보뿐만 아니라 실시간 누적 타수, 잔여 수명, 유지보수 주기 등을 디지털 자산 정보 모델로 관리한다. 또한 이벤트 기반 데이터 동기화를 위해 설비의 PLC 시그널과 금형의 QR 스캔 이벤트를 결합하였다. 설비의 압력이나 전압 변화가 감지되는 순간, 해당 공정에 투입된 작업자, 자재, 공정 표준 데이터를 하나로 묶어 4M 데이터셋으로 구조화한다. 특히, 데이터의 동기화 품질을 확보하기 위해 모든 이벤트 발생 시 1초 단위의 정밀 타임스탬프를 부여하고, PLC 가동 시그널의 변화 시점과 QR 스캔 데이터 간의 시차를 0.5초 이내로 제어하는 유효성 검증 로직을 적용함으로써 물리적 현상과 디지털 데이터 간의 정합성을 극대화하였다. 이러한 동기화 체계는 현장에서 발생하는 금형 교체, 셋업 대기, 이상 정지 등의 물리적 현상을 1분 단위의 시계열 데이터로 정밀하게 복제함으로써, 리드타임 내에 존재하는 비부가가치 시간을 객관적으로 추출하는 실무적 기반을 제공한다.

3.3 FOM 관리 코드 체계의 응용 및 정량적 정의

FOMs는 공장의 지능형 운영을 지원하는 핵심 분석 엔진으로 기능한다. 표준 관리 코드를 리드타임 지연의 성격과 인과 관계에 따라 새롭게 재구성하였으며, 이는 관리자가 공정의 역동성을 수

Table 4 Functional definition and calculation logic of FOM management codes for lead-time analysis

Code	Management Item	Academic definition & analysis target	Data calculation logic (logic)
#1000	Value-added production	Pure processing time based on the standard cycle time (baseline).	$T_value = \sum (\text{Standard CT Output})$
#2000	Setup and downtime	Factors causing delays in equipment changeover (SMED) and initial setup.	$T_setup = T_changeover + T_warm-up$
#3000	Quality loss	Flow stagnation resulting from the occurrence of defects and necessary rework.	$T_loss = T_rework + (\text{Reject} \times \text{Unit CT})$
#4000	Operational abnormality	Delays induced by material supply imbalance or unexpected bottleneck stagnation.	$T_abnormal = T_starvation + T_breakdown$

치로 이해하는 기준이 된다. 구체적으로, 리드타임 구성 요소를 4가지 코드로 범주화 하였다. 유효 가동 시간은 #1000 코드로 정의되며, FOMs는 이를 기반으로 공정의 순수 생산 시간을 산출하여 이론적 리드타임의 베이스라인으로 활용한다. 반면, 전체 리드타임 연장의 주요 원인인 비부가가치 시간은 #2000(설정/대기)과 #4000(운영 이상) 코드로 엄격히 분리하여 관리한다. 이러한 코드 기반의 구조화는 복합 공정 흐름 속에서 발생하는 시간 손실의 성격을 규명하게 해주며, 각 코드의 시계열 합산을 통해 전체 리드타임을 구성하는 각 요소의 점유율을 도출하는 분석 알고리즘의 토대가 된다. 이러한 내용은 Table 4와 같이 정리할 수 있다.

3.4 병목 분석 알고리즘 및 리드타임 최적화 프로세스

구조화된 FOM 데이터셋을 기반으로 리드타임을 최적화하는 과정은 정량적 식별 - 원인 분석 - 개선 활동 - 검증으로 이어지는 4단계 알고리즘에 의해 수행된다. 본 연구에서는 공정 경로 중 생산 흐름을 가로막는 지점을 도출하기 위해 지연 비중(delay ratio, DR) 지표를 도입하였다. 전체 제조 리드타임(LTtotal)은 Table 4의 4가지 코드의 시계열 합산으로 식별되며 식 (1)과 같이 표현된다. 제조 리드타임을 산출하는 구체적인 기준은 원자재가 1차 사출(molding) 공정의 최초 입력(input) QR코드에 스캔되는 시점을 시작점으로 삼으며, 최종 멸균 및 포장 공정을 완료하고 완제품 물류창고 입고 QR코드에 인식되는 시점까지의 총 누적 소요 시간(분 단위)으로 정의한다.

$$LT_{total} = \sum_{i=1}^n (T_{proc,i} + T_{setup,i} + T_{queue,i} + T_{abn,i}) \quad (1)$$

Table 5 Granularity analysis of molding setup time(#2000) for bottleneck identification

Sub-factors of delay	Time (min)	Ratio (%)	Root cause of visibility gap
Mold search & Internal movement	49.6	45.00	Lack of digital location tracking data
Mold mounting & Physical clamping	35.3	32.00	Manual labor intensity and lack of standard
Warm-up & Trial run waiting	25.3	23.00	Sequential heating and trial-and-error setup
Total setup time	110.2 min	100.00	Critical factor determining the overall delay ratio (DR)

특정 공정에서 발생하는 비가동 및 이상 요인의 합산 시간을 전체 생산 리드타임으로 나누어 공정별 지연 비중 강도를 수치화한 것이 식 (2)이다.

$$DR_i = \frac{T_{\#2000,i} + T_{\#4000,i}}{LT_{total}} \times 100(\%) \quad (2)$$

여기서 분자로 설정된 T#2000,i와 T#4000,i는 표준화된 가공 시간 T#1000에 비해 현장의 관리 불확실성과 가변성이 가장 큰 항목이기에 병목 식별의 핵심 매개변수가 된다. 이와 함께 가동률(U)과 재공품(WIP) 수준을 결합하여 실시간 병목의 심각도를 나타내는 병목 지수(BI)는 식 (3)으로 정의한다.

$$BI_i = \frac{U_i}{U} \times \ln(WIP_i + 1) \quad (3)$$

최우선 개선 대상은 BI 값이 가장 높은 공정으로 규정하며, 사출 공정의 DR 지수 분석을 통해 정보의 비가동 요인을 식별하는 단계로 이어진다. K사의 사출 공정에서 비정상적으로 높은 수치가 발견되었으며, 이를 해소하기 위해 지연 요인 분해 분석(root cause granularity analysis)을 실시하였다. Table 5에서 K사의 병목 구간 식별을 위한 사출 공정 설정 시간(#2000)의 세부 요인 분석한 내용이다.

#2000 코드 데이터 중 ‘금형 탐색 및 이동’ 시간이 전체 셋업의 45%를 차지하고 있음을 확인하였다. 이는 금형 창고의 위치 정보 부재와 수기 기록의 불일치에서 기인한 병목이었다. 이에 따라 QR코드 기반 실시간 위치 추적과 ‘금형 사전 준비 시스템’을 최적화 시나리오로 적용하였다. 이는 설비 가동 종료 전 다음 배치를 위한 금형을 미리 셋업 구역으로 이동시키는 Single Minute Exchange of Die (SMED) 기법의 디지털화된 형태이다. 또한, #4000 코드 데이터를 분석하여 자재 공급 주기를 생산 속도와 동기화함으로써

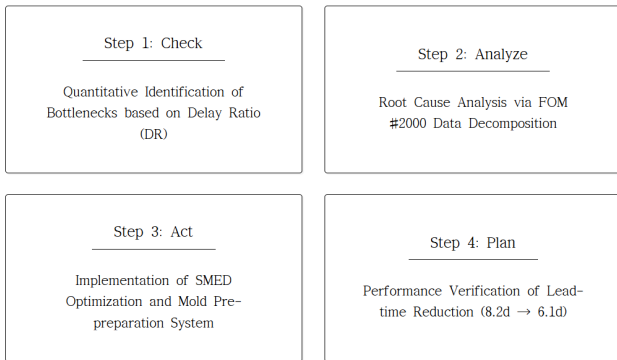


Fig. 5 PDCA-based bottleneck analysis and lead-time optimization process

공정 대기 시간을 최소화하였다. 이러한 최적화 프로세스는 비생산적 요소를 제거하는 실천적 Plan-Do-Check-Act (PDCA) 구조를 형성하여 리드타임을 단축한다. Fig. 5는 이를 도식화하였다.

3.5 연구 성과 지표 및 검증 모듈

연구 방법론의 유효성은 K사의 실제 제조 현장에서 확보된 실증 데이터를 통해 검증된다. 성과 측정의 핵심 평가지표는 리드타임 단축률로 설정하였으며, 평균 8.2일의 초기 상태와 FOMs 프레임 워크 적용 후의 최적화 상태를 식 (4)로 비교하여 산출한다.

$$LTRR = \frac{LT_{baseline} - LT_{optimized}}{LT_{baseline}} \times 100(\%) \quad (4)$$

이와 더불어 데이터 가시성의 확보 수준을 측정하기 위해 비가동 지연 비중의 감소 폭과 리드타임의 표준편차 변화를 종합적으로 분석한다. 표준편차의 감소는 공정의 예측 가능성이 향상되었음을 의미하며, 이는 배치 생산의 안정성을 대변하는 중요한 지표이다. K사의 실증 분석을 통해 도출된 리드타임 단축 성과는 단순한 개별 공정의 속도 향상이 아니라, 데이터 가시성을 기반으로 한 전체 공정 흐름의 병목 제어와 금형 자산 정보의 최적 활용이 결합된 결과임을 입증한다. Table 6은 이러한 지표를 바탕으로 도출된 실증 성과를 요약한다.

4. 사례 연구 및 실증 분석

4.1 사례 연구 개요 및 공정 환경의 특수성

실증적 효용성을 검증하기 위해, 콘택트렌즈 제조기업 K사를 대상으로 사례 연구를 수행하였다. K사는 다변화된 수요에 대응하기 위해 약 300여 종 이상의 재고 품목을 관리하고 있으며, 이는 빈번한 공정 교체와 금형의 관리 복잡성을 야기한다. K사의 생산 공정은 사출, 탈형, 수화, 검사, 멸균 및 포장으로 이어지는 연쇄적 배치

Table 6 Summary of performance metrics and empirical verification based on company K

Performance metric	Calculation method (variable)	Empirical improvement result (actual)
Lead-time reduction rate (LTRR)	Ratio of lead-time improvement (Before vs. After)	Achieved 26.0% reduction (8.2 days → 6.1 days)
Delay ratio (DR)	(#2000 + #4000) / Lead-time total	18.0% bottleneck reduction via setup visibility
Process stability index (σ)	Standard deviation analysis of lead-time	Reduced uncertainty and improved delivery reliability

구조를 가진다. 실증 전 가장 큰 제약은 공정 간 동기화 부재에 따른 리드타임의 불확실성이었다. 특히, 핵심 자산인 금형의 이력과 상태 정보를 작업자의 주관적 판단이나 수기 기록에 의존함에 따라, 공정 교체 시 금형을 탐색하고 세팅하는 과정에서 발생하는 비부가가치 시간이 전체 리드타임의 상당 부분을 점유하고 있었다. 데이터의 객관성을 확보하기 위해 개선 전과 후의 데이터 수집 기간을 각각 3개월로 통일하였다. 또한, 개선 전 총 420개 배치(batch), 개선 후 총 445개 배치를 최종 분석 대상으로 확정하여 비교 분석을 진행하였다.

4.2 FOM 기반 병목 식별 및 다차원 데이터 분석

4.2.1 지연 비중(DR) 산출을 통한 병목 공정 도출

지연 비중 지수 식 (2)와 병목 지수 식 (3) 등을 활용하여 K사의 3개월간(2025년 9~11월) FOM 시스템을 통해 수집된 총 12,500여 건을 대입하여 산출하면 Table 7과 같다.

사출 공정의 DR 지수가 45.0%로 임계치를 크게 상회하며 1차 병목 구간으로 식별되었다. 이는 사출 공정이 단순 가공 시간보다 금형 교체나 대기 등 비부가가치 활동에 의해 리드타임이 결정되고 있음을 정량적으로 증명한다. 그리고 BI 지수는 단순 시간적 지연 비중(DR)을 넘어, 물리적인 흐름의 정체 심각성을 정량적으로 판정하는 결정적 기여를 수행하였다. 최종 산출된 병목 지수(BI)는 2.91로 전 공정 중 압도적인 최고치를 기록하였다. 이는 2차 병목 구간인 멸균/포장 공정(BI = 1.58)과 비교해도 약 1.84배 높은 수치이다. 탈형/수화 공정이나 검사 공정의 경우 일부 지연(DR)이 발생하더라도 재공 수량이 각각 12.5개, 4.2개 수준으로 완충 범위 내에 존재하여 BI 지수가 각각 1.01, 0.61의 안정적인 수치로 수렴되었다. 결과적으로 BI 지수는 설비 부하율과 재공 축적도를 결합하여 대기 정체의 한계점을 정밀하게 짚어냄으로써, 사출 공정 리드타임 단축을 위한 ‘최우선 개선 대상(primary bottleneck)’으로 선정하는 객관

Table 7 Quantitative data-driven process indicators and bottleneck identification results

Process stage	Value -added (#1000)	Setup/ Wait (#2000)	Operational abnormality (#4000)	Delay ratio (DR)
Molding	55.0%	31.5%	13.5%	45.0%
Demolding/ Hydration	81.2%	11.4%	7.4%	18.8%
Inspection	87.5%	5.2%	7.3%	12.5%
Sterilization/ Packaging	67.8%	22.4%	9.8%	32.2%

Process stage	Equip. utilization (Ui)	Aver. WIP (WIPi)	Bottleneck index (Bli)	Bottleneck status
Molding	82.4%	152.0(ea)	2.91	Primary
Demolding/ Hydration	71.5%	12.5(ea)	1.01	Normal
Inspection	68.0%	4.2(ea)	0.61	Normal
Sterilization/ Packaging	75.2%	45.0(ea)	1.58	Secondary

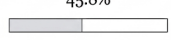
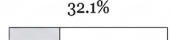
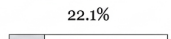
Delay sub-factors	Ratio (%) & Visual Proportion	Root Cause of Bottleneck
Mold Search & Internal Movement	45.8% 	Information Downtime: Lack of digitalized location data
Mold Mounting & Initial Setup	32.1% 	Manual adjustment and physical clamping constraints
Initial Trial & Pre-heating Wait	22.1% 	Sequential temperature stabilization wait time
Total Setup Time	100.0%	Critical factor determining total Delay Ratio (DR)

Fig. 6 Granularity analysis of setup downtime (#2000) for bottleneck identification

적이고 정량적인 근거를 제시하였다.

4.2.2 비가동(#2000) 요인의 원인 분석(drill-down)

식별된 사출 공정의 병목 원인을 규명하기 위해 FOM #2000(비가동) 데이터를 지연 요인 분해 분석 기법으로 심층 분석하였다. 분석 결과, #2000 코드 시간 중 금형 탐색 및 이동이 45.8%, 금형 장착 및 초기 세팅이 32.1%, 초기 시출 및 승온 대기가 22.1%를 차지하였다. 특히, 금형 탐색 시간이 과도하게 높은 이유는 금형 보관 창고의 위치 정보가 시스템화되지 않아 작업자가 매번 물리적으로 금형을 확인해야 하는 정보의 비가동 상태였기 때문으로 판명되었다. 이는 설비의 기계적 결함이 아닌, 현장 자산 정보의 부재

Table 8 Process-level improvement actions and contributions

Factors (#2000)	Baseline	Improvement action	Optimized	Reduction rate
Mold search & Movement (#2000-A)	49.6 min	QR-based digital asset mapping & Tracking	4.2 min	↓ 91.5%
Mold mounting & Clamping (#2000-B)	35.3 min	Setup tool standardization & Layout optimization	28.5 min	↓ 19.3%
Warm-up & Trial run waiting (#2000-C)	25.3 min	Real-time PLC data-linked pre-heating	13.4 min	↓ 47.0%
Total setup time	110.2 min	Digital SMED & Visibility synchronization	<u>46.1 min</u>	↓ 58.2%

로 인해 발생하는 전형적인 ‘데이터 단절 지연(data-disconnection delay)’ 상태를 정량적으로 입증하는 결과이다. Fig. 6은 사출 공정의 세부 지연 요소이다.

4.3 FOM 솔루션을 활용한 최적화 프로세스

4.3.1 QR 코드 기반 금형 사전 준비 시스템

FOM 솔루션의 자산 관리 모듈을 활용하여 금형의 위치와 수명 이력을 실시간으로 동기화하였다. 모든 금형에 QR 코드를 부착하고, 작업자가 설비 가동 종료 30분 전 다음 배치의 금형을 미리 탐색하여 셋업 구역으로 이동시키는 사전 준비 시스템을 구축하였다. FOM 데이터와 연동하여 디지털화 한 것으로, 금형 탐색에 따른 설비 정지 시간을 원천적으로 제거하는 성과를 거두었다.

4.3.2 PLC 시그널 연동을 통한 공정 간 대기 최적화

포장 공정에서 빈번하게 발생하던 운영이상(#4000) 요인을 해결하기 위해, 선행 공정인 검사 설비의 PLC 시그널을 FOM 시스템과 연동하였다. 검사 완료 예상 시점을 포장 라인에 실시간으로 공유함으로써 자재 공급 주기를 동기화하였으며, 이를 통해 선행 배치의 완료를 기다리며 발생하는 자재 공급 지연을 획기적으로 개선하였다.

4.4 실증 결과 및 리드타임 최적화 성과 검증

1차 병목(primary bottleneck)인 사출 공정의 비가동 요인(#2000)을 QR 기반 자산 가시화 및 디지털 SMED 체계로 제어했을 때, 이것이 전체 제조 리드타임 단축에 미친 실질적 영향력을 규명하는 데 있다. 본 연구에서 제안한 프레임워크 적용에 따른 전체 KPI 변화는 Table 8과 같다. 분석 결과 모든 지표에서 유의

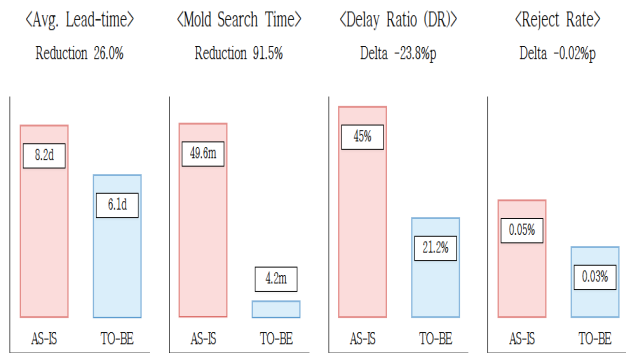


Fig. 7 Comparison of key quantitative performance metrics before and after optimization

미한 개선이 관측되었다.

Table 8의 성과 중 리드타임 단축에 직접적인 영향을 미친 핵심 지표의 전·후 대비 결과는 Fig. 7과 같다. 특히, 금형 탐색 시간(mold search time)의 극적인 변화는 ‘데이터 단절 지연’ 해소의 실증적 증거가 된다. 금형 탐색 및 이동 시간이 기존 49.6분에서 4.2분으로 91.5%나 획기적으로 단축되었다는 사실이다. 이는 앞서 지적한 정보의 비가동 문제가 QR 코드 매핑을 통한 디지털 가시성 확보만으로도 원천적으로 제거될 수 있음을 시사한다. 비부가가치 시간의 58.2% 감소는 공정 간 흐름의 불연속성을 해소하는 트리거(trigger)로 작용하였다.

이러한 데이터 동기화는 전체 생산 흐름을 안정화하는 촉매제로 작용하여, 최종적으로 전체 리드타임의 26.0% 단축과 품질 불량률의 0.02%p 감소라는 실증적 성과를 견인하였다. 이는 FOMs 기반의 병목 제거가 배치 공정 특유의 불확실성을 획기적으로 제거하여, 공정의 안정성을 베이스라인 대비 2배 이상 높였음을 의미한다.

4.5 결과 고찰 및 학술적 시사점

본 실증 연구는 FOM 표준 관리 코드를 단순한 실적 집계용이 아닌, 공정의 물리적 한계를 돌파하는 운영 지능화 도구로 재정의 하였다. 특히, 리드타임 최적화를 위해 원가 배부 로직이 아닌 자산 상태 기반의 병목 제어 알고리즘을 적용한 점은 학술적으로 큰 의미를 가진다. 또한, 리드타임의 절대적 길이 단축과 더불어 표준편차를 절반 이하로 줄인 점은 배치 생산의 고질적 문제인 연쇄적 지연을 데이터 기반으로 차단했음을 시사한다. 이는 제조 소공인이 불확실한 경험적 예측에서 벗어나 정교한 데이터 가시성을 바탕으로 안정적인 생산 계획을 수립할 수 있는 운영 지능화의 토대를 마련한 것이다.

결론적으로, 제조 소공인이 처한 가시성 부재의 문제를 FOM 솔루션과 QR/PLC 데이터 연동을 통해 해결할 수 있음을 입증하

였다. 이는 스마트 제조로의 전환을 고민하는 중소기업들에게 대규모 설비 투자 없이도 데이터 기반의 운영 최적화만으로 생산 경쟁력을 획기적으로 높일 수 있는 실증적 가이드를 제공한다.

5. 결론 및 시사점

본 연구는 다품종 배치 생산 체제를 운영하는 콘택트렌즈 제조 소공인의 리드타임 최적화를 위한 FOMs 코드 체계에 기반한 운영 지능화 프레임워크를 제안하고, 이를 K사 현장에 실증 적용하여 그 유효성을 입증하였다. 실증 연구 결과, QR 코드와 PLC 시그널을 연동한 4M 데이터 동기화 체계를 통해 수기 기록에 의존하던 금형 이력과 설비 가동 데이터를 실시간 디지털 자산으로 전환함으로써 현장 가시성을 근본적으로 확보하였다. 본 연구에서 고안한 지연 비중(DR) 산출 모델은 사출 공정이 전체 지연의 45.0%를 점유하는 핵심 병목 구간임을 정량적으로 식별해냈으며, 이를 기반으로 디지털화 및 사전 준비 시스템을 적용한 결과 K사의 평균 리드타임은 8.2일에서 6.1일로 약 26.0% 단축되는 성과를 거두었다. 또한 리드타임 표준편차가 51.6% 감소한 것은 배치 생산 특유의 변동성을 데이터 기반으로 안정화 했음을 의미한다. 리드타임 최적화를 위한 운영 지능화 측면에서 FOM 관리 코드를 단순 실적 집계용이 아닌 공정 흐름을 제어하고 병목을 진단하는 운영 매트릭스로 재정립하였다는 점에 독창성이 있다. 실천적으로는 기존 FOM 시스템에 QR 및 센서 데이터를 결합하는 것만으로 강력한 최적화가 가능함을 보여줌으로써 제조 소공인들에게 저비용·고효율의 디지털 전환(DX) 경로를 제시하였다. 이는 FOM 솔루션을 단순 전산 도구가 아닌 현장의 고질적 문제를 타격하는 혁신 엔진으로 활용해야 한다는 실무적 가이드를 제공한다.

실증 연구의 가장 큰 성과는 그동안 현장의 블랙박스 영역에 머물러 있던 금형 탐색에 따른 ‘데이터 단절 지연(data-disconnection delay)’을 정량적으로 식별했다는 점이다. 단일기업 사례라는 한계에도 불구하고 배치 공정 구조를 가진 다양한 업종으로의 범용적 확산을 위한 토대를 마련하였다. 이 모델은 대규모 자본 투자가 어려운 제조 소공인들에게 ‘데이터 민주화’를 통한 생산성 향상의 표준 모델이 될 수 있다.

향후 연구에서는 본 연구를 통해 구축된 1초 단위의 작업 흐름 기록과 1분 단위의 설비 가동 시계열 데이터셋을 기반으로 ‘자율형 운영 지능화 모델’을 구체화할 예정이다. 공정 사이에서 복잡하게 변화하는 생산 지연 패턴과 리드타임 흐름을 정확히 예측하기 위해 시계열 분석에 최적화된 학습 알고리즘을 도입한다. 또한, 주문이 실시간으로 변경되거나 여러 설비의 작업 조건이 까다로운 환경 속에서, 시스템이 스스로 판단하여 최적의 작업 묶음(batching) 순서와 생산 일정을 제어하는 강화학습 방법론을 융합하고자 한

다. 이를 통해 현장의 인적 개입을 최소화하고 생산 변동성을 안정적으로 제어하는 자율형 스마트공장 제어 체계로 확장해 나갈 것이다.

References

[1] Sniderman, B., Hartigan, M., Burke, R., Laaper, S., 2017, viewed 29 May 2026, The Smart Factory: Responsive, Adaptive, Connected Manufacturing, <<https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/manufacturing-industrial-products/industry-4-0/smart-factory-connected-manufacturing>>.

[2] 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>.

[3] 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>.

[4] Nonaka, I., Takeuchi, H., 1995, *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*, Oxford University Press, New York, <https://doi.org/10.1093/oso/9780195092691.001.0001>.

[5] Kagermann, H., Wahlster, W., Helbig, J., 2013, 2017, viewed 29 May 2026, Recommendations for Implementing the Strategic Initiative Industrie 4.0. Final report of the Industrie 4.0 Working Group, <<https://en.acatech.de/publication/recommendations-for-implementing-the-strategic-initiative-industrie-4-0-final-report-of-the-industrie-4-0-working-group/>>.

[6] Xu, X., 2012, From Cloud Computing to Cloud Manufacturing, *Rob. Comput-Integr. Mfg.*, 28:1 75-86, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2011.07.002>.

[7] Hopp, W. J., Spearman, M. L., 2011, *Factory Physics (Third Edition)*, Waveland Press, USA.

[8] 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>.

[9] Kim, S. C., Jo, 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>.

[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] Jang, J. H., Kim, S. R., Kim, J. H., Bae, B. S., Kim, S. Y., 2022, Improving Reliability of Manufacturing Process Data Using FOM Solution, *J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng.*, 31:3 216-223, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2022.31.3.216>.

[12] 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>.

[13] 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>.

[14] Kim, S. Y., 2018, A Case Study of the Introduction of Smart Factory Operation Management (FOM) in the Fourth Industrial Revolution Era, *Korean Comput. Account. Rev.*, 16:1 43-62, <https://doi.org/10.32956/kaoca.2018.16.1.43>.

	<p>Doo Won Park Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include FOM (smart-Factory Operation Management). E-mail: worldpdw@samsung.com</p>
	<p>Beom Tae Kim Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include FOM (smart-Factory Operation Management). E-mail: bigtiger8758@naver.com</p>
	<p>Hwa Seok Keum Graduate Student in Department of AI Smart Factory Convergence Engineering, Hoseo University. His research interests include FOM (smart-Factory Operation Management). E-mail: hskeum@samsung.com</p>



Su Young Kim

Professor in Department of AI Smart Factory
Convergence Engineering, Hoseo University.

His research interests include applications of
FOMs (smart-Factory Operation
Managements).

E-mail: df2030@hoseo.edu