

전자 제조 산업에서의 스마트팩토리를 위한 자재 배치 최적화연구

정승민 · 성신웅[†] · 김종근 · 심억수

삼성전자 생산기술연구소

A Study on the Optimal Material Allocation for a Smart Factory in Electronics Manufacturing

Seungmin Jeong · Shin Woong Sung · Chong Keun Kim · Eoksu Sim

Global Technology Research, Samsung Electronics

In this paper, we address a material location assignment problem in the electronics manufacturing process. We define two typical types of material supply processes and formulate a mathematical optimization model for the material location assignment problem involved in each type of process. We propose a solution approach based on genetic algorithm to efficiently solve the location assignment problems. Finally, we present two types of case studies on the material location assignment in a global leading electronics manufacturer in Korea. We describe the practical aspects of the problems and provide experimental results comparing the performance of the proposed algorithm and the company's legacy method using a real-world data. The results demonstrate that the proposed approach is feasible and efficient to obtain material location assignment solutions to both types of material supply processes.

Keywords: Material allocation, Storage Assignment, Warehouse, Genetic algorithm

1. 서 론

1.1 연구 배경과 필요성

전자제품 조립 산업은 심화되는 글로벌 경쟁과 다양하고 복잡해지는 시장의 변화에 직면해있다. 특히, 그동안의 전자제품 조립 산업의 주요 경쟁력으로 인식된 낮은 인건비를 중심으로 한 노동 집약적인 대량 생산 전략으로는 더 이상 글로벌 경쟁에서 우위를 점하기 어려워지고 있다. 제조 경쟁력을 확보하기 위해 많은 글로벌 제조 기업들은 인건비가 저렴한 개발도상국가들로 진출하여 대량 생산 거점 공장을 운영해 왔으나, 이러한 국가들의 지속적인 인건비 상승은 제조기업의 경쟁력을 빠르게 상쇄시키고 있다. 더불어 시장의 요구는 점점 다양해지고 지속적으로 개인화 되어 가면서 기존의 제조 패러다임으로는 살아남기 어려워지고 있다.

이에 제조업이 발달한 독일, 미국 등 선진국을 중심으로 스마트팩토리라는 개념이 정의되고 새로운 제조 패러다임 정립을 위해 많은 투자와 노력이 활발하게 진행되고 있다(Park, 2017). 스마트팩토리에서는 기존 인간의 노동력 중심의 제조 경쟁력을 로봇 및 자동화 설비 중심으로 이동하며 정밀하고 지능화된 제어를 통해 제조 생산성을 극대화하는 것을 목적으로 한다. 물리적인 노동의 주체가 전환되는 것 뿐만 아니라, 제조 공정 내 모든 구간에서 발생한 실시간 데이터를 바탕으로 인공지능이 매 순간 최적화된 의사결정을 내리고 이를 유기적으로 연결된 시스템을 통해 수행하여 공장을 효율적으로 운영하게 한다. 이렇게 스마트팩토리는 사람의 육체적 노동과 정신적 판단을 빠르게 대체하면서 자동화 로봇과 시스템 그리고 빅데이터 기반 지능화된 의사결정에 의해 자율 운영되는 모습으로 변모하고 있다. 이러한 스마트팩토리 혁신 활동은 조립

[†] 연락처 : 성신웅 연구원, 주소 : 수원시 영통구 삼성로 129, Tel : 031-200-1114, E-mail : swoong.sung@samsung.com
2021년 9월 17일 접수; 2022년 1월 24일 수정본 접수; 2022년 2월 18일 게재 확정.

산업이 직면하고 있는 고 인건비의 위협에서 벗어나게 해줄 뿐만 아니라, 사람이라는 전통적인 자원 요소를 분리함으로써 새로운 경쟁력을 창출해 나가는 형태로 발전하고 있다.

제조업의 전 분야가 스마트팩토리로의 전환을 통해 빠르게 발전하면서 제조 생산성과 경쟁력을 높여가고 있지만 공장 내에서 발생하는 물류를 통칭하는 제조물류 분야에서의 전환은 다른 분야분 비교했을 때 그 속도가 더더 왔다. 제조물류의 중심이 되는 자재 창고에서는 수많은 제품과 모델을 생산하기 위한 수천, 수만가지 종류의 자재를 보관하고 생산 계획에 맞춰서 자재들을 조립 라인으로 출고하여 공급하는 역할을 한다. 따라서 다양하고 수많은 자재의 입고와 보관 그리고 자재 공급 준비를 위한 자동화 솔루션이 자재 창고 전체 프로세스에 맞춰서 갖춰져야 하는데 이러한 자동화의 도입을 위해서는 대규모의 인프라 투자는 필수적이다(Tompkins *et al.*, 2010; De Koster *et al.*, 2007). 하지만 제조물류의 특성상 제조 라인에서 생산하는 제품과 모델들의 수명 주기가 짧고 시장의 변화에 따라 모델에 따라 생산 물량의 변화도 크기 때문에 급변하는 상황에 맞춰서 자재 창고의 설계와 운영 역시 유동적으로 대응이 되어야 한다. 현재 시점에 맞춰서 잘 설계된 자동화 창고 일지라도 시간이 지남에 따라 시장 및 제조 트렌드의 변화에 따라 과잉 투자나 운영 비효율에 따른 추가적인 비용을 야기할 수 있다(Yener and Yazgan, 2019). 따라서 제조물류에서는 자동화 인프라의 설계 및 도입 여부 만큼이나 유연하고 효율적으로 제조 환경 특성에 대응할 수 있는 창고 운영의 효율화가 핵심이라고 볼 수 있다.

자재 창고의 운영에 있어서 가장 대표적인 문제 중 하나는 자재 배치 결정 문제이다. 자재 배치 결정 문제는 주어진 창고 레이아웃 안에 어디에 얼마나 자재를 보관하는지 결정하는 문제로 효율적인 자재 배치는 자재를 입고, 관리, 출고하는 전체 제조 물류의 효율성과 밀접한 관련이 있다. 비효율적인 자재의 배치는 창고 내 작업자 및 물류 기기의 동선의 증가를 야기하거나 창고에서 라인으로 운반하는 동선 내 비효율과 혼잡을 야기한다. Tompkins *et al.*(2010)에 따르면 창고 내 자재를 피킹(Picking) 작업하는 전체 시간 중 50%가 창고 내 이동 시간으로 알려져 있으며, 이는 자재 배치 최적화를 통해 작업 동선을 효율화하는 것이 자재 창고 운영 비용의 절감에 직접적인 효과로 작용할 수 있음을 시사한다.

본 연구에서는 제조 산업에서 창고 내 자재 배치 결정 문제를 주로 다룬다. 특히 국내 굴지의 글로벌 전자제품 제조 기업의 사례에 적용한 내용을 바탕으로 (1) 실제 제조 현장에서 운영되는 대표적인 두가지 자재 공급 형태에 따른 자재 배치 최적화 방법과 모델링을 소개하고, (2) 각각에 대한 현장 적용 과정을 소개하고 이에 따른 개선 효과 검증한다. 본 연구의 대상 기업은 앞서 언급한 바와 같이 전체제품 제조라는 분야의 특성으로 인해 대규모 자동화 창고 인프라 투자를 선택하는 대신 급변하는 시장과 제조 환경에 빠르고 유연하게 대응하기

위한 물류 환경 구축에 기술을 집중하고 있다. 제조 현장의 제약과 현실을 반영하면서 창고 운영 효율화 측면에서 물류에서의 제조 경쟁력 제고를 목적으로 한다는 측면에서 본 연구의 실증적인 가치를 강조할 수 있다.

1.2 기존 연구

창고 운영 효율화에 대한 연구는 오래전부터 최근까지도 활발하게 진행되어온 주제이다. De Koster *et al.*(2007)에서는 창고 운영 효율화에 대한 연구를 크게 창고 내 자재 배치(storage assignment)와 출고 요청에 대한 zoning 및 batching, 그리고 자재를 출고하기 하기 위한 최적 routing 결정 문제들로 구분하고 있다. 이러한 연구들의 목적은 결국 최소한의 시간과 이동으로 주어진 출고 요청을 달성하는 것이 공통된 목적이다. 각각의 문제들이 오랫동안 심도 있게 연구되어 왔으나, 본 논문에서는 자재 배치에 대한 문제를 집중적으로 다루기 때문에 주어진 자재 보관 구역(혹은 선반이나 Rack)에 어떻게 자재를 배치할 것인가에 대한 의사결정과 관련된 기존 연구를 소개하도록 한다.

자재 배치와 관련해서는 창고 현장에서 쉽게 적용 가능한 자재 배치 정책들이 정리되고 연구되어 왔다(De Koster *et al.*, 2007). 그 중에서 현재까지도 제조물류의 창고 현장에서 많이 사용되고 있는 정책은 (1) full-turnover storage, (2) class-based storage, (3) family grouping storage 방식이다. 먼저 full-turnover storage 방식은 자재들의 입/출고 빈도 분포를 통해 가장 빈번한 자재는 출입구에 가깝게 반대로 빈도가 낮은 자재는 출입구에서 멀리 배치하는 직관적인 방법이다. Heskett(1963, 1964)의 연구를 통해 cube-per-order index (COI) 규칙이 제안되었고 자재 별 입/출고 빈도 순서로 자재의 위치를 고정해서 사용하는 방식이다. 두 번째로 class-based storage 방식은 Hausman *et al.*(1976) 과 Graves *et al.*(1977) 연구를 통해 소개되었는데, 입/출고 빈도에 따라 바로 자재의 배치를 결정하는 개념은 full-turnover storage 방식과 동일하나 자재 입/출고 빈도를 기준으로 자재를 class를 부여하고 class 별로 근접하게 배치하는 방식이다. Jarvis and McDowell(1991)과 Petersen(1999, 2002) 연구에서는 각각의 class를 창고 내에 어떤 방식으로 배치하는 것이 효과적인지에 대한 연구를 다뤘으며, Le-Duc and De Koster(2005)는 각 class 배치에 대한 결정을 위해 총 이동 시간을 최소화는 수학적 모델을 접목한 연구를 발전시켜왔다. 마지막으로 family grouping storage 방식은 자재 간 출고 연관성이 높은 자재들을 근접 배치하여 자재 출고 시 효율을 높이기 위한 방법이다. 앞의 두 방식이 각 개별 자재의 특성을 반영한 자재 배치 결정 방법이라면 family grouping storage 방식은 자재 간 연관성을 고려한 방식이다(Frazelle and Sharp, 1989; Wascher, 2004). Ansari and Jeffrey(2020)는 이러한 다중 자재에 피킹 작업이 발생하는 창고의 자재 배치 방법을 Clustering 기법을 통해 제안하였다

앞서 소개한 자재 배치 정책들과 함께 수학적 최적화 및 시물레이션을 통한 자재 배치 문제를 다룬 연구들도 과거에서부터 현재까지 활발하게 진행되고 있다. Armstrong *et al.*(1979)는 자재를 picking하는 시간을 최소화하기 수학적 최적화 모델을 제안하였다. Elsayed and Unal(1989)는 출고 요청에 대한 자재를 피킹하는 총 거리를 최소화하는 목적의 자재 배치에 대한 휴리스틱 알고리즘을 제안하였다. Tang and Chew(1997)과 Chew and Tang(1999)은 자재 피킹을 위한 이동 시간을 고려한 자재 배치 방법을 시물레이션 기반의 연구를 통해 제안하였다. Roodbergen and Vis(2009)는 자동 반송 설비인 AS/RS의 설계와 운영에 시물레이션을 통해 다양한 배치 결정 방식을 제안하고 시물레이션을 통해 검증하는 연구를 진행하였다. Wutthisirisart *et al.*(2015)는 자재 출고 작업자들의 동선을 최소화하는 자재 배치 레이아웃 결정에 대한 알고리즘을 제안하였고, Horta, Coelho and Relvas(2016)은 cross-docking 창고 형태에서의 자재 배치에 대한 최적 레이아웃을 제안하는 수학적 최적화 모델을 소개하였다. Yener and Yazgan(2019)의 연구에서는 다차원 척도법 분석과 최적화 모델 기반의 자재 배치 최적화 문제를 다뤘으며 시물레이션과 통계 검정을 통해 제안하는 방법의 효과가 유효함을 보였다.

이처럼 자재 배치 문제는 이론적으로 심도있게 연구되었을 뿐만 아니라 현실 문제의 적용 사례를 통해서도 활발하게 연구되어왔다. 산업 분야에 적용된 연구들은 대부분 음식, 생필품 등 소비자 리테일 분야에 집중되어 있다(Zhang *et al.*, 2017; Hui *et al.*, 2016; Wang *et al.*, 2016; Bortolini *et al.*, 2015; Battini *et al.*, 2015). 반면에 제조 산업에서의 자재 배치 문제를 다룬 연구는 상대적으로 제한적이다. Choy *et al.*(2017)은 장치 제조 산업에서 창고 자재 배치와 함께 자재 단위 RFID(Radio-frequency identification) 운영을 통한 창고 운영의 효율화 문제를 소개하였다. Xiao and Zheng(2010)은 제품의 BOM(Bill of Material) 정보와 생산 계획을 고려하여 자재 공급을 위해 창고 내 방문해야 하는 구역을 최소화할 수 있는 창고 배치에 대한 모델링을 소개하였다. 이들의 연구는 제조에서의 생산 계획을 고려한 창고 내 자재 배치를 다뤘다는 점에서 제조의 특성을 충분히 반영하고 있지만 제안하는 최적화 KPI가 본 연구에 비해 추상적이라는 점에서 차이가 있다.

1.3 연구 목표 및 내용

이처럼 지금까지는 일반 물류 창고에서의 물품 배치에 대한 연구가 주된 대상이었지만, 제조물류 관점에서의 자재 배치에 집중된 연구는 매우 제한적인 상황이다. 특히, 전자제품 조립 산업에서의 특성을 충분히 반영한 창고 자재 배치 최적화 문제는 상대적으로 잘 정립되어 있지 않다. 전자제품 조립의 경우에는 기본적으로 다품종 대량 생산을 할 뿐만 아니라, 제품의 크기와 종류도 매우 다양하다. 따라서 물류에서 다루는 자재의 수가 많고 그 형태와 종류도 매우 다양하다. 또한, 제조

생산 방식에 따른 자재 공급이 다양한 형태를 가지고 있어 이에 따른 창고의 자재 배치에 대한 기준 정립이 필요하다.

따라서 본 논문에서는 전자제품 조립 산업에서의 창고 배치에 대한 수학적 최적화 모델을 소개하고 이러한 문제를 효율적으로 해결하기 위한 유전 알고리즘을 소개한다. 특히, 전자제품 조립 공장의 자재 공급 형태를 소개하며 각 공급 형태에 필요한 최적 배치 문제를 각각 다룬다. 특히, 글로벌 전자제품 제조 회사의 실제 데이터 기반의 사례 연구 적용을 통해 제안하는 최적화 모델을 검증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 전자제품 조립 공장 내의 자재 공급 형태별 자재 최적 배치에 대한 문제를 정의하고 각각의 최적 배치를 위한 수학적 모델을 제시한다. 제3장에서는 앞에서 정의한 문제를 풀기 위한 방법으로 유전 알고리즘을 소개한다. 제4장에서는 글로벌 전자제품 제조사의 사례를 바탕으로 제안하는 최적화 모델의 적합성과 알고리즘의 성능을 실제 데이터를 활용하여 검증한다. 이를 통해 창고 배치 최적화에 대한 의사결정이 경영적 성과에 미치는 영향을 확인하고, 나아가 스마트팩토리 구축을 위한 관리적 성과 측면도 함께 논의한다. 제5장은 논문의 내용을 정리하고 향후 나아가야 할 연구 방향을 함께 제시한다.

2. 문제 정의

2.1 자재 공급 형태 정의

자재 공급 형태에 따른 자재 배치 문제를 정의하기 위해서는 우선 전자제품 조립 공정에서의 자재 공급 형태를 구분하고 정의할 필요가 있다. 전자제품의 조립 공장에 사용되는 자재들은 종류도 많고 그 크기와 형태도 매우 다양하고 생산하는 제품의 모델 수도 많아 운영하는 환경에 따라 적합한 자재 공급의 형태가 존재한다. 일반적으로 전자제품 조립 공장에서 주로 사용하는 자재 공급 형태는 크게 ‘벌크(Bulk) 공급’과 ‘키팅(Kitting) 공급’ 두 가지로 구분할 수 있다.

먼저 ‘벌크 공급’은 자재 별로 상자, 용기, 대차 단위로 공급하는 형태를 의미한다. 한 번에 공급되는 자재의 수량은 자재가 담긴 상자, 용기, 대차의 크기에 따라서 결정되며 생산 계획을 충족할 때까지 주기적으로 생산 라인 내 정해진 위치로 공급된다. 벌크 공급은 하나의 조립 라인에서 생산 모델의 변경 없이 하나의 모델을 대량 생산하는 경우에 적합한 자재 공급 형태로 별다른 자재 핸들링 없이 용기에 담긴 형태 그대로 공급되기 때문에 자재 공급을 위한 추가적인 준비 작업이 없다는 장점이 있다. 하지만, 대량 생산을 위해 생산 속도에 맞춰서 주기적으로 공급해야 하고 자재 별 독립적으로 공급되기 때문에, 자재의 종류가 많은 경우 공급 빈도가 높아 운반 작업의 부담이 높아지는 단점이 있다. 또 다른 자재 공급 형태인 ‘키팅 공급’은 제품 생산 계획과 BOM 정보에 따라 생산에 필요한 자재의 종류와 수량을 창고에서 미리 준비하여 조립 라인에 공

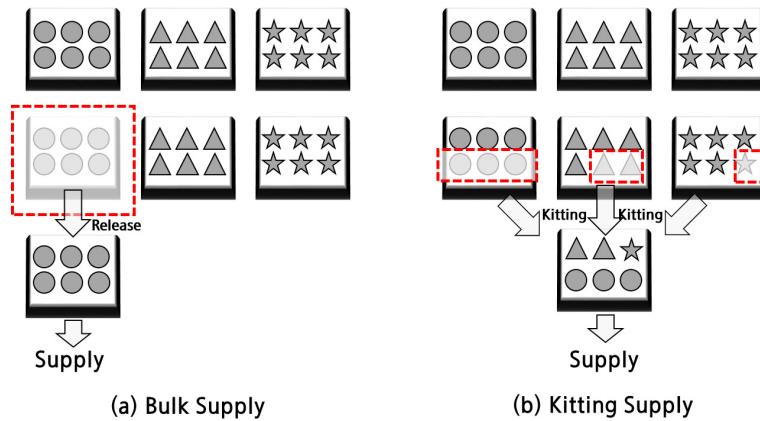


Figure 1. Two Types of Material Supplying Processes

급하는 형태이다. 키팅 공급 형태는 하나의 생산 라인에서 다양한 모델을 생산하는 경우 또는 생산 모델 변경이 빈번한 경우에 주로 사용된다. 계획된 생산 수량에 대응하는 자재들 수량에 맞춰서 한 번에 공급하기 때문에 벌크 공급에 비해 운반 횟수에서는 유리하지만, 자재를 사전에 준비하기 위한 피킹작업이 많이 발생한다는 단점이 있다. <Figure 1>은 각각 벌크 공급과 키팅 공급의 형태와 프로세스를 도식화한 것이다.

<Figure 1>에서 볼 수 있듯이, 창고에 보관된 조립 자재가 생산 계획과 공급 지시에 맞춰서 조립 라인으로 공급되기 때문에 창고에 자재가 어떻게 배치되어 있는지는 공급 시 물류 효율에 직접적인 영향을 미친다. 먼저 벌크 공급 형태로 운영되는 자재의 경우에는 창고와 생산라인 사이에서 운반 작업이 빈번하게 발생하기 때문에 자재의 위치에 따라 총 운반 동선 및 거리가 달라진다. 키팅 공급 형태로 운영되는 자재들의 경우에는 창고 내에서 자재를 취출(피킹)하는 추가적인 프로세스가 존재하기 때문에 창고 내에서 이동이 많이 발생한다. 따라서 자재들의 배치에 따라서 피킹작업을 하기 위한 이동 거

리가 달라지게 된다. 이처럼 벌크 공급과 키팅 공급의 형태에 따라서 창고 배치가 물류 작업 시간과 부하에 미치는 영향이 다르므로 자재 배치에 대한 상이한 기준이 필요하다는 것을 알 수 있다. 따라서 우리는 실제 전자제품 조립 제조 현장에서 운영중인 창고 형태와 운영 방식을 기반으로 각각의 자재 공급 형태에 대한 자재 배치 최적화 모델링을 제안하고자 한다.

2.2 벌크 공급 자재에 대한 배치 문제 모델링

벌크 공급 자재를 공급하는 창고는 아래 그림과 같은 형태를 가진다.

<Figure 2>에서 볼 수 있듯이, 자재들이 벌크 형태로 창고에 입고되고 그 형태 그대로 조립 라인으로 공급이 되기 때문에 선입선출 관리가 용이하도록 창고에 일렬로 배치하는 것이 일반적이다. 자재 별로 크기와 보관하는 수량이 정해져 있기 때문에 특정 자재를 보관하는데 필요한 적치 공간은 데이터 기반으로 산출이 가능하다. 자재는 분산해서 보관하지 않고 동

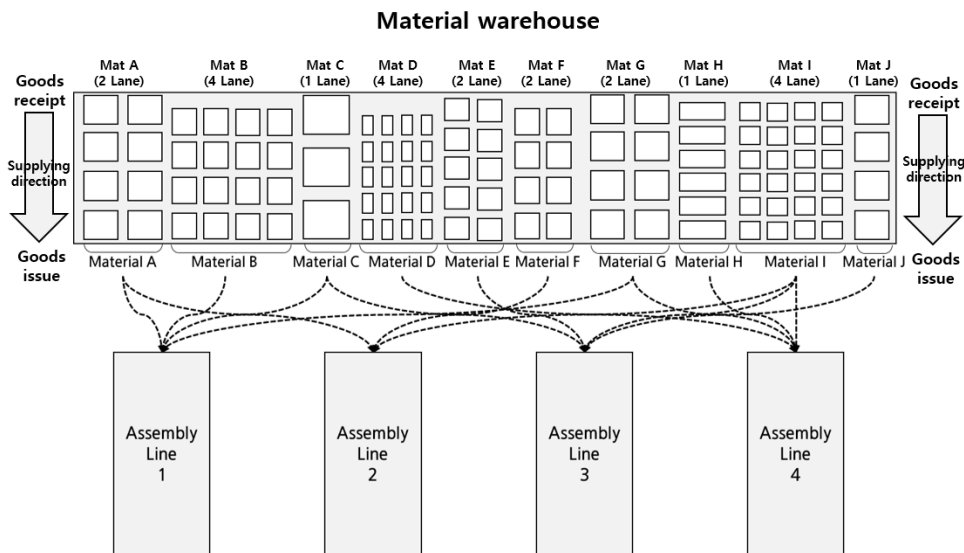


Figure 2. Example Layout of Warehouse for Bulk Supplying Items

일한 자재는 모아서 보관하며 공급 주기는 생산계획에 따르고 각 조립 라인에 정해진 위치에 공급한다. 또한, 하나의 자재는 다수의 조립 라인에 공급이 될 수 있으며 공급되는 위치는 모두 정해져 있다. 이런 창고의 형태와 운영을 고려하여 창고에서 라인 공급 위치까지의 총 운반 거리를 최소화하는 것을 목적으로 하는 자재별 위치 결정 문제를 정의하고자 한다.

이를 위해 우리는 창고에서 자재의 위치를 표현하기 위해 결정변수 x_i 를 사용하였는데 이는 자재 i 의 중심 좌표로 치장의 가장 왼쪽을 기준 좌표로 놓을 때 상대적인 위치를 나타낸다. 즉, x_i 는 가로축 방향으로의 상대적 위치이다. 본 연구에서는 생산 계획에 맞춰서 주기적으로 협력사에서부터 조달되는 자재가 창고에 입고되어 보관되어 있다가 라인으로 공급되는 운영 형태를 가정한다. 자재는 조달 주기에 따라 짧게는 30분에서 길게는 8시간 간격으로 생산계획에 맞춰 주기적으로 입고되고 라인으로 공급된다. 이렇게 운영되는 창고는 자재의 회전주기가 빠르기 때문에 자재는 창고 공간 내에서 자재가 공급되는 방향으로 하나의 자재 구역을 설정하여 운영하는 것이 일반적이다. 따라서, 본 연구에서도 동일한 운영을 가정하며, <Figure 2>에서 세로축 방향의 자재 보관 위치는 결정 범위에서 제외한다.

우리는 배치의 대상이 되는 모든 자재들의 집합을 I , 공급

위치의 집합을 K 로 정의하고, 모든 자재들의 운반 거리의 합을 최소화하는 목적으로 하는 수학적 모델을 수립하였다. <Table 1>~<Table 3>은 수리 모델에 사용된 인덱스, 파라미터, 결정변수에 대한 정리이다.

$$\text{Minimize } \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} f_{ik} d_{ik} \quad (1)$$

s.t.

$$x_i - x_j \leq M y_{ij}, \quad \forall i, j \in I \quad (2)$$

$$y_{ij} + y_{ji} = 1, \quad \forall i, j \in I \quad (3)$$

$$x_i - x_j \geq \frac{w_i + w_j}{2} (M y_{ij} - M + 1), \quad \forall i, j \in I \quad (4)$$

$$x_i - x_j \leq \frac{w_i + w_j}{2} (M y_{ij} - 1), \quad \forall i, j \in I \quad (5)$$

$$d_{ik} \geq x_i - s_k, \quad \forall i \in I, k \in K_i \quad (6)$$

$$d_{ik} \geq s_k - x_i, \quad \forall i \in I, k \in K_i \quad (7)$$

$$x_i - \frac{w_i}{2} \geq 0, \quad \forall i \in I \quad (8)$$

$$x_i + \frac{w_i}{2} \leq W, \quad \forall i \in I \quad (9)$$

$$x_i \geq 0, \quad \forall i \in I \quad (10)$$

$$y_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in I \quad (11)$$

$$d_{ik} \geq 0, \quad \forall i \in I, k \in K_i \quad (12)$$

Table 1. Indices of the Storage Location Assignment Model for Bulk Supplying Items

Index	Description
i, j	Index of materials, $i, j \in I$
k	Index of supplying location, $k \in K$

Table 2. Parameters of the Storage Location Assignment Model for Bulk Supplying Items

Parameter	Description
M	Large number (big M)
f_{ik}	Supplying frequency of material i to supplying location k
w_i	Width needed to store material i
s_k	Relative location of supplying location k

Table 3. Variables of the storage location assignment model for bulk supplying items

Variable	Description
d_{ik}	Distance between storage location of material i to supplying location k
x_i	Relative location of material i
y_{ij}	1 if material i is located on the left side of material j , 0 otherwise

식 (1)은 최적화 모델의 목적함수로 모든 자재들의 총 운반 거리를 나타낸다. 한 종류의 자재는 다수의 공급 지점으로 이동할 수 있다. 따라서 총 운반거리는 모든 자재들에 대해 각 자재들의 공급 위치까지의 운반 빈도와 거리를 곱한 값을 더해 계산된다. 식 (2)~식 (5)는 서로 다른 두 자재가 겹쳐서 놓일 수 없다는 물리적인 제약을 표현한 것이다. 수식 (6)과 (7)은 자재 i 가 공급 위치 k 까지 공급되는 운반 거리를 계산하기 위한 제약식이다. 식 (8)과 식 (9)는 모든 자재들이 창고 공간 안에 배치되어야 함을 나타내는 제약식이다. 식 (10)~식 (12)는 모두 결정 변수의 범위를 나타내는 식이다.

2.3 키팅 공급 자재에 대한 배치 문제 모델링

우리는 키팅 공급 자재에 대한 창고 배치 최적화 모델링을 하기 위해서 먼저 실제 창고의 형태에 기반한 창고 레이아웃을 반영하였고 아래 <Figure 3>은 일반적으로 다양한 종류의 자재가 적치되어 있는 선반(Rack) 형식의 창고의 모습이다. 창고에는 자재를 보관하는 여러 개의 선반이 배치되어 있고, 각 선반들 사이에는 자재를 피킹하기 위한 작업 통로가 존재한다. 각 선반은 여러 개의 Bin들로 구성되어 있고, Bin 단위로 자재들이 적치된다. 하나의 Bin에는 하나의 자재만 보관되며 하나의 자재는 수량에 따라 여러 Bin에 적치될 수 있다. 이때, 동일한 자재는 인접한 Bin에 적치하는 것을 기본으로 하며 분산하여 배치하는 것은 고려하지 않는다. 생산 계획과 모델에

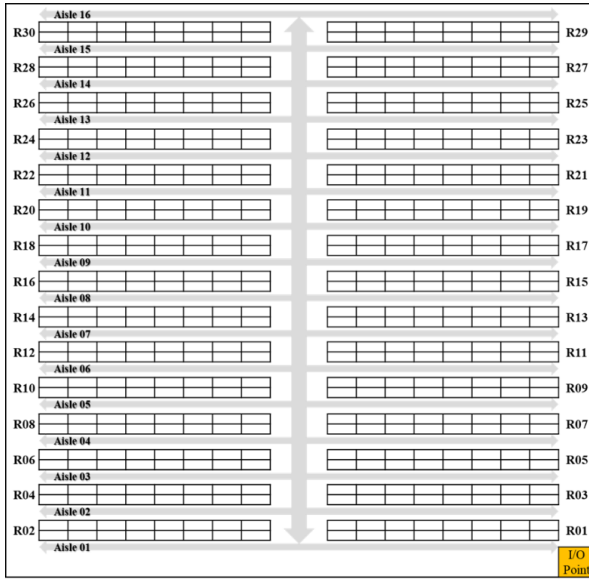


Figure 3. Example Layout of Warehouse for Kitting Supplying Items

대한 BOM 정보에 따라서 필요한 자재가 결정되면 창고에서는 물류 작업자(혹은 자동화 로봇)가 작업 통로를 이동하면서 순차적으로 키팅에 필요한 자재를 피킹한다. 이때 우리는 한번에 하나의 생산 모델에 필요한 자재들을 피킹 한다고 가정한다. 만약에 다중 모델에 대해서 한꺼번에 자재들을 피킹한 후 각 모델 별로 분류를 하는 경우에는 전체 피킹 동선 측면에서는 유리할 수 있으나, 모델별로 다시 키팅하기 위한 추가적인 공수가 발생하고 충분한 분류 작업 공간도 필요하기 때문에 이러한 방식은 문제의 상황에서 제외하였다.

키팅 공급 자재들에 대한 효율적인 창고 배치는 여러 종류의 자재들을 각각 어떤 Bin에 배치할 것인가를 결정하는 문제이다. 이 결정 변수의 목적은 자재들의 피킹작업의 동선을 최소화하여 물류 작업 시간과 부하를 최소화하고자 함이다. 하나의 모델에 필요한 자재들이 창고 내에서 분산 배치되어 있다면 훨씬 많은 작업 동선을 필요로 할 것이고, 반대로 집중 배치되어 있다면 상대적으로 효율적인 동선으로 작업이 가능할 것이다. 이러한 총 작업 동선을 모델링하기 위해서 우리는 각 통로에 대해 가중치를 주었다. 즉, 창고의 입/출구와 각 피킹작업 통로와의 상대적인 거리를 가중치로 설정하고 특정 모델의 자재를 피킹하기 위해서 거쳐야 하는 통로들의 가중치의 합으

Table 4. Indices of the storage location assignment model for kitting supplying items

Index	Description
i	Index of materials, $i \in I$
j	Index of models, $j \in J$
a	Index of aisles, $a \in A$
b	Index of bins, $b \in B$

Table 5. Parameters of the storage location assignment model for kitting supplying items

Parameter	Description
f_j	Production frequency of model j
w_a	Distance weight of aisle a
q_i	Number of bins needed to store material i
θ_{ab}	Layout information. 1 if bin b is located at aisle a , 0 otherwise
λ_{ij}	Bill of material information. 1 if material i is used for model j , 0 otherwise

Table 6. Variables of the storage location assignment model for kitting supplying items

Variable	Description
x_{ib}	1 if material i is assigned at bin b , 0 otherwise
y_{ia}	1 if material i is assigned at aisle a , 0 otherwise
z_{ja}	1 if model is assigned at aisle a , 0 otherwise
s_{ib}	1 if the storage location of material i starts from bin b , 0 otherwise

로 특정 모델을 피킹할 때의 총 동선으로 가정하였다. 생산 계획과 BOM 정보를 기반으로 총 피킹 동선을 최소화하면서 자재들을 창고 내 Bin에 배치하는 MILP 모델 및 관련 인덱스(<Table 4>), 파라미터(<Table 5>), 결정 변수(<Table 6>)에 대한 정리는 다음과 같다.

$$\text{Minimize } \sum_{j \in J} f_j \sum_{a \in A} w_a z_{ja} \quad (13)$$

s.t

$$\sum_{b \in B} x_{ib} = q_i, \quad \forall i \in I \quad (14)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ib} \leq 1, \quad \forall b \in B \quad (15)$$

$$\sum_{j=b}^{b+q_i-1} x_{ij} \geq q_i s_{ib}, \quad \forall i \in I, b \in B \quad (16)$$

$$x_{ib} - x_{i,b-1} \leq s_{ib}, \quad \forall i \in I, b \in B - \{0\} \quad (17)$$

$$y_{ia} \geq \theta_{ab} x_{ib}, \quad \forall i \in I, a \in A, b \in B \quad (18)$$

$$\sum_{a \in A} y_{ia} = 1, \quad \forall i \in I \quad (19)$$

$$z_{ja} \geq \lambda_{ij} y_{ia}, \quad \forall i \in I, j \in J, a \in A \quad (20)$$

$$x_{ib}, y_{ia}, z_{ja}, s_{ib} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I, j \in J, a \in A, b \in B \quad (21)$$

식 (13)은 목적 함수로 생산 계획 모델에 대해서 자재를 피킹하기 위한 총 동선을 의미한다. 총 동선은 모델 별 생산빈도에 자재 별 보관 위치의 통로 가중치를 곱한 값을 더해서 만들어진다. 식 (14)는 모든 대상 자재가 그 수량에 맞게 창고 내에 배치되어야 함을 의미하는 제약식이다. 식 (15)은 하나의 Bin에는 최대 1개의 자재만 배치되어야 한다는 제약식이다. 식 (16)과 식 (17)은 동일 자재가 인접한 Bin에 배치되어야 한다는 조

건을 표현한 제약식이다. 식 (18)은 자재 i 가 통로 a 에 존재하는지 여부를 알 수 있는 y_{ia} 의 x_{ib} 에 대한 관계를 표현한다. 식 (19)는 한 종류의 자재는 두 개 이상의 통로에 나뉘어 배치되지 못하게 하는 제약식이다. 식 (20)은 모델 j 의 자재가 통로 a 에 존재하는지 여부를 판단하는 식이다. 식 (21)은 이진 결정 변수에 대한 제약을 나타낸다.

3. 유전 알고리즘

창고 내 자재 배치 문제는 조합 최적화 문제의 범주에 속하기 때문에 일반적으로 NP-hard 문제로 여겨진다(Wang *et al.* 2020). 적은 종수의 자재를 배치하는 문제의 경우 일반적인 상용 최적화 소프트웨어로도 충분히 최적해 도출이 가능하지만, 실제 산업 현장의 문제를 다루는 경우에는 해를 도출하기까지 많은 시간이 걸리거나 정해진 시간 안에 해를 찾지 못하는 경우가 대부분이다. 앞서 서론에서 언급한 것과 같이 전자제품을 생산하는 공장 내 창고에서 다루는 자재는 적게는 수십에서 많게는 수천 종류에 이르기 때문에 자재 배치와 같은 조합 최적화 문제를 다루기 위해서는 적합한 솔루션 알고리즘의 설계가 필요하다.

본 논문에서는 앞서 언급한 자재 배치 문제들을 다루기 위해 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)을 응용하였다. 유전 알고리즘은 대표적인 메타휴리스틱 알고리즘으로 복잡한 최적화 문제를 다루기 위해 다양한 분야에서 사용되어 왔으며 학계에서뿐만 아니라 산업계에서도 널리 적용되어온 최적화 기법 중 하나이다(Ene and Öztürk 2012). 본 연구에서는 제 2장에서 소개한 창고 내 두 가지 자재 배치 문제들에 대해 실제 제조 현장에서 사용 가능한 수준의 계산 시간 내로 해를 도출할 수 있는 유전 알고리즘 기반의 휴리스틱을 제안한다.

자재 배치 문제에 유전 알고리즘을 적용하기 위해, 먼저 우리는 각 자재의 위치를 결정하는 문제를 각 자재의 배치 순서를 결정하는 문제로 변환하였다. 이렇게 배치 순서가 정해지면 기준점으로 설정한 위치부터 순서대로 자재를 배치한다. 여기서 기준점은 벌크 공급 자재의 경우 치장의 가장 왼쪽, 키팅 공급 자재의 경우 창고의 입/출구에 해당한다. 이 때, 선반의 공간 제약이나 기둥 등으로 인해 같은 종류의 자재가 분리되어 배치되는 경우 현실적인 운영 조건에 맞게 같은 종류의 자재는 연속적으로 위치할 수 있도록 후처리를 진행한다.

3.1 염색체 표현 방법

본 연구에서 제안하는 유전 알고리즘의 염색체는 자재의 배치 순서를 표현한다(<Figure 4>). 염색체 내 각 유전자는 자재 $i \in I$ 를 나타내며 염색체의 길이는 자재 종류 수 $|I|$ 와 같다.

8	2	1	5	4	7	10	3	9	6
---	---	---	---	---	---	----	---	---	---

Figure 4. Chromosome Representation

3.2 초기 해집단 생성

유전 알고리즘에서 초기 해집단은 최적 해 품질과 수렴 시간에 많은 영향을 미친다(Maaranen *et al.*, 2007). 따라서, 본 연구에서는 문제의 특성을 반영한 초기 해집단 생성 방식을 통해 알고리즘의 수렴 시간을 단축시키고자 하였다. 벌크 공급 자재 배치 문제의 경우 자재 별 정해진 공급 위치와 기준점과의 거리가 가까운 순으로 자재의 순서를 만들어 초기해로 사용하였다. 키팅 공급 자재 배치 문제의 경우 배치에 중요한 영향을 미치는 다음의 세 가지 문제 특성을 조합하여 초기 해집단을 생성하였다: 1) 자재 별 적용 모델 생산 빈도, 2) 자재 별 적용 모델 수, 3) 자재 별 보관 수량. 자재 별 적용 모델 생산 빈도의 경우, 생산계획과 BOM 데이터를 기반으로 자재 별로 적용되는 모델에 대한 생산 수량의 합을 활용하였다. 이 경우 많이 생산되는 모델에 사용되는 자재일수록 그 값이 커지게 된다. 자재 별 적용 모델 수의 경우 BOM 데이터를 기반으로 자재 별로 적용되는 모델의 수를 합산하였으며, 공용 자재일수록 그 값이 크고 모델 특화 자재일수록 그 값이 작다. 자재 별 보관 수량의 경우, 현재 창고 보관 수량 데이터를 활용하여 자재 별 차지하는 Bin의 총 개수를 사용하였다. 이러한 세 가지 특성의 값이 큰 순으로 자재의 순서를 만들어 초기 해를 생성하였다. 나머지 초기해는 임의의 순열로 생성된 자재 배치 순서를 활용하였다.

3.3 선택, 교배, 돌연변이 생성

우리는 위에서 생성한 초기 해집단의 각 염색체에 대해 적합도(Fitness)를 평가하고 우수한 염색체 중 일부를 부모로 선택하였다. 적합도 함수(Fitness function)는 제2장에서 설명한 모델에서의 목적 함수와 같다. 각 염색체가 나타내는 자재 순서에 대해 선반의 용량이나 창고 레이아웃의 제약 조건 등을 반영하여 배치 결정 변수의 값을 만들고 이를 목적 함수에 적용하여 적합도를 계산하였다.

이렇게 선택된 부모의 우수한 특성이 자손에게 유전될 수 있도록 본 연구에서는 두 종류의 교배(Crossover) 방법을 사용하였다. 전체 자손 중 절반은 Single-point crossover를 적용하고 나머지 절반은 Davis' order crossover로 생성하였다(Davis 1985). 먼저, 우리는 자재의 중복 배치를 허용하지 않는 문제 특성을 고려하여 기본적인 Single-point crossover 방식을 약간 변형하여 염색체 내 특정 유전자를 기준으로 앞쪽의 유전자들은 부모로부터 물려받도록 하였고, 뒤쪽의 유전자들은 랜덤으로 생성하였다. Davis's order crossover의 경우, 염색체의 일부는 한 부모로부터 받고 나머지 부분은 다른 한 부모의 유전자를 중복되지 않도록 순차적으로 채워 넣었다.

교배를 통해 생성된 자손 염색체 중 극히 일부에 대해 해집단의 다양성을 확대하고 보다 좋은 해가 존재하는 공간을 탐색해 볼 수 있도록 두 유전자를 골라 이들의 위치를 교체하는 방식으로 돌연변이를 생성하였다. 추가적으로 우리는 알고리

즘의 효율성을 더욱 향상시키기 위해 우수한 염색체 일부를 보존하고 이를 다음 세대에도 유지하는 방식의 엘리트주의 전략을 적용하였다.

4. 사례 연구

본 장에서는 국내에 본사가 위치한 글로벌 전자제품 제조회사의 사례연구를 통해 앞서 제안한 서로 다른 두 자재 공급 형태에 따른 각각의 자재 배치 최적화 결과를 보이고 시물레이션을 통해 최적화 효과를 검증하였다. 이러한 사례 연구를 통해 스마트팩토리 환경에서 자재 배치 의사결정이 기업의 경영성과에 어떻게 영향을 미치는지 정량적, 정성적인 측면에서 확인할 수 있다.

아래 두 사례에서 자재 배치 알고리즘은 Python 언어로 구현되었으며, 실험을 위한 컴퓨팅 환경은 Windows 10, Intel(R) Xeon(R) W-2123 CPU @ 3.60GHz, 48GB RAM이다. 유전 알고리즘의 최대 세대 수는 5,000, 모집단 크기는 100, 엘리트 모집단의 비율은 0.1, 각세대에서 선택하는 부모의 수는 4이다. 교배 비율은 0.7, 교배 강도는 0.2이다. 교배 방식은 Single-point crossover와 Davis's order crossover 각각 0.5의 비율로 적용되었다. Single-point crossover의 파라미터는 0.3, Davis's order crossover의 파라미터는 0.4를 사용하였다. 돌연변이 생성 비율은 0.05이며, 종료 조건은 세대 수가 최대 세대 수에 도달했을 때 충족된다.

4.1 벌크 공급 자재 창고 배치

4.1.1 모델과 알고리즘의 검증

벌크 공급 자재 배치 최적화를 위한 수리모델에 대한 GA의 성능을 검증하기 위해 상용 최적화 소프트웨어인 CPLEX의 결과와 비교를 진행하였다. 제안하는 문제의 크기는 창고에 배치하는 자재의 종 수(I)에 영향을 받기 때문에 배치하는 자

재 수를 증가시키면서 여러 인스턴스에 대해 비교를 진행하였다. 이때, CPLEX는 GA와 동일한 환경에서 실행되었고, CPLEX의 버전은 20.1, CPLEX 최대 수행 시간을 3600초로 지정하여 결과를 도출하였다. 모델과 알고리즘의 성능 검증에 대한 결과는 <Table 7>과 같다.

<Table 7>에서 볼 수 있듯이, 배치하는 자재의 수가 10개, 12개 인스턴스에 대해서는 CPLEX와 GA가 동일한 결과를 도출한다. 자재의 수가 14개인 인스턴스에 대해서는 CPLEX가 제한된 시간 안에 최적의 해를 구한 반면, GA는 거의 최적에 가까운 결과를 찾았음을 확인할 수 있다. CPLEX와 GA의 결과의 차이는 <Table 7>에 마지막 컬럼에 표현되어 있는데, 이는 CPLEX 결과에 비해 GA 결과가 어떤 수준인지를 비율적으로 나타낸 값이고, 최소화 문제이기 때문에 양의 값을 갖으면 GA가 상대적으로 나쁜 해를 도출하였음을, 반대로 음의 값을 보이면 더 좋은 해를 도출했음을 의미한다. 자재의 수가 14개인 인스턴스에 대해서는 제안하는 GA가 CPLEX보다 0.08% 만큼 안 좋은 결과를 도출하나 그 차이가 미세함을 확인할 수 있다. 자재의 수가 16개 이상이 되면, CPLEX는 제한된 시간 안에 최적해에 수렴하지 않는다. 자재의 수가 16개, 18개인 인스턴스에 대해서는 CPLEX의 3600초 동안의 결과와 GA의 결과가 동일함을 볼 수 있으며, 자재의 수가 20개 이상이 되면 CPLEX가 도출하는 결과보다 GA가 더 좋은 결과를 줌을 확인할 수 있다. 실제 현장에서의 문제는 다루는 아이템의 수가 최소 수십 가지 이상인 경우가 많기 때문에, 제안하는 솔루션 알고리즘인 GA가 상대적으로 빠른 시간 안에 좋은 결과를 도출함을 확인할 수 있다.

4.1.2 적용 사례

벌크 공급 자재 창고에 대한 배치 최적화 사례를 다루기 위해 TV 제품을 생산하는 제조공장의 데이터를 활용한다. 대상이 되는 공장에는 TV 제품을 조립하는 11개의 생산라인이 존재하고 생산하는 제품의 종류에 따라 적게는 5종에서 많게는 7종의 자재가 각각의 라인으로 공급된다. 따라서, 본 사례의

Table 7. Exact Algorithm vs. GA for Bulk Supplying Items

No.	Number of items (I)	Number of supply points (K)	Exact algorithm (CPLEX)			GA		Gap (%)
			Best objective	Duality gap (%)	Solving time (s)	Best objective	Solving time (s)	
1	10	10	1,183,450	0.00	0.06	1,183,450	301.53	0.00
2	12	10	2,152,750	0.00	13.19	2,152,750	340.21	0.00
3	14	10	2,808,400	0.00	900.34	2,810,700	374.47	0.08
4	16	10	3,687,250	4.94	3,600.00	3,687,250	416.40	0.00
5	18	10	4,441,150	6.13	3,600.00	4,441,150	448.92	0.00
6	20	10	5,673,350	7.00	3,600.00	5,653,150	499.54	-0.36
7	30	10	13,668,800	7.66	3,600.00	13,575,150	720.65	-0.69
8	50	10	32,419,700	7.84	3,600.00	32,176,250	1,140.63	-0.75
9	100	10	137,025,000	7.29	3,600.00	134,512,000	2,126.64	-1.83

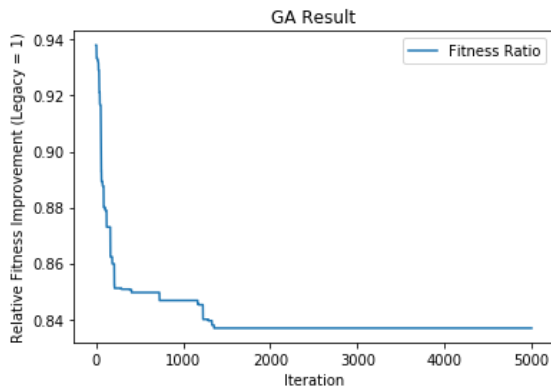


Figure 5. Convergence of Fitness Value for Bulk Supplying Items with GA

창고 배치에서는 라인 별 전용 자재 52종과 두 라인 이상에 공급되는 공용 자재 7종 등 총 59종의 서로 다른 자재들의 배치를 다룬다. 창고의 가로 길이는 135m, 세로의 길이는 15m로 가로로 긴 형태로 구성되었고 모든 자재들은 선입선출 관리를 위해 공급 방향으로 일렬 배치한다. 배치되는 자재의 크기와 수량, 공급 빈도와 공급 위치는 모두 대상 공장의 ERP 시스템 내 실제 자재 정보와 MES의 생산계획 데이터를 기반으로 한다.

제안한 유전 알고리즘 수행 시 세대 진화에 따른 최적 적합도는 <Figure 5>와 같다. 제3.2절에서 언급한 바와 같이, 초기 염색체는 자재 별 상대적 공급 위치를 오름차순으로 정렬한 순서로 결정되고 세대가 진행됨에 따라 초기에는 큰 폭으로 적합도가 개선되다가 1,356번째 세대에서 결과가 수렴됨을 확인할 수 있다. <Figure 5> 그래프의 세로 축은 기존 작업자의 판단으로 배치한 결과와의 상대적 적합도의 차이를 나타낸다. 초기 염색체 설정으로 기존 배치보다 약 6% 개선된 배치를 얻을 수 있고, 진화가 거듭되어 적합도가 수렴하는 시점에서는 기존 배치보다 약 16.4%가 개선됨을 알 수 있다. 이렇게 개선된 실제 공급에 따른 운반 거리로 확인해보면 기존 배치보다 일 누적 운반 거리가 23.4km가 감소한다는 것을 확인할 수 있다. 자재 배치의 결과에 따라 영향을 받는 중(가로) 방향의 운반 거리가 일 143km에서 119.6km로 16.4% 감소함에 따른 결

과이다. 또한 최적 배치 시 기존의 배치와 비교하였을 때 창고와 라인 사이에서 가장 혼잡한 교차 지점의 통행량이 일 603회에서 253회로 약 58% 감소하는 것으로 확인되었다. 교차 지점의 물류 통행량이 감소한다는 점은 물류 혼잡에 의한 대기 등의 비효율이 감소함을 의미하기 때문에 최적화 모델의 직접적인 총 운반 거리에서의 효율화에 더해 부가 효과로 해석할 수 있다.

<Figure 6>는 기존의 자재 배치와 최적화 결과의 자재 배치를 도식화하여 비교한 것이다. 두 자재 배치에서 같은 색은 서로 같은 자재임을 나타낸다. 이 그림을 통해서 기존의 자재 배치와 최적화를 통한 자재의 배치가 다소 차이가 있음을 확인할 수 있다. 특히, <Figure 6>에서 회색으로 표현되어 있는 7종의 공용 자재의 배치 결과의 차이가 있음을 알 수 있다. 일반적으로 라인 별 전용 자재는 공급하는 라인에 근접 배치하는 것이 합리적이기 때문에 작업자의 판단으로도 최적에 가까운 배치 의사결정을 내리는 것이 어렵지 않다. 하지만 공용으로 공급되는 자재의 경우 배치에 대한 의사결정은 여러 라인으로의 공급을 함께 고려해야 때문에 최적의 위치를 결정하는 것이 상대적으로 어렵다. 또한, 공용 자재의 운반 동선은 다른 자재들의 운반 동선과의 간섭의 원인이 될 수 있기 때문에 배치에 대한 중요도는 매우 높다고 볼 수 있다.

4.2 키팅 공급 자재 창고 배치

본 연구에서는 키팅 공급 자재에 대한 창고 배치 사례로서 SMD(Surface Mount Device, 표면 실장 기기) 공정을 위한 자재 창고 최적화 과제를 소개한다. SMD 공정은 PCB(Printed Circuit Board, 인쇄 회로 기판) 표면에 부품들을 부착하는 공정으로 전자제품 조립 산업에서 핵심이 되는 제조 공정 중 하나이다. 일반적으로 하나의 SMD 생산라인에서 하나의 모델을 생산하기 위해 필요한 자재 수는 수십에서 수백 중에 이른다. 따라서 SMD 공정에 자재가 공급되는 형태는 한 번에 여러 종류의 자재를 모아 공급되는 키팅 형태로 운영된다.

SMD 부품 창고에서는 생산 계획을 기반으로 작업자 또는

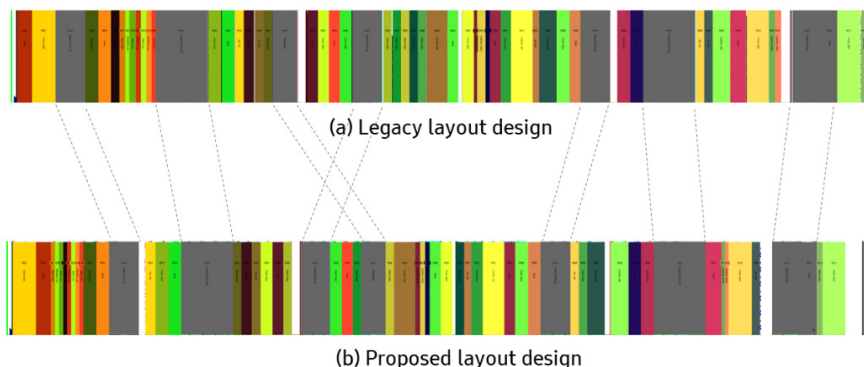


Figure 6. Illustrative Comparison of Legacy and Proposed Warehouse Layouts

물류 로봇이 각 라인에서 생산되는 모델 별로 필요한 자재를 선반에서 찾아 피킹한 후 대차에 키팅하여 라인에 공급한다. 작업자나 물류 로봇은 <Figure 3>과 같은 형태의 창고에서 선반과 선반 사이 통로를 돌아다니며 필요한 자재를 찾아 피킹하고 대차에 키팅하는 작업을 반복한다. 피킹 해야 하는 자재의 종류가 워낙 많다 보니 피킹 작업을 위해 창고 안을 이동하는 데에만 상당한 시간이 소요되는데, 이 때 자재의 보관 위치에 따라 피킹 동선이 달라질 수 있다. 따라서 본 사례에서는 피킹 동선을 최소화하는 자재 별 보관 위치를 결정하는 것을 목표로 하였다.

4.2.1 모델과 알고리즘의 검증

키팅 공급 자재 배치 최적화를 위한 수리모델에 대한 GA의 성능을 검증하기 위해 동일하게 CPLEX와 비교 검증을 진행하였다. 벌크 공급 자재의 경우와 마찬가지로 배치하는 자재의 종 수에 따라 문제의 크기가 커지기 때문에, 작은 문제에서부터 자재의 수를 증가시키면서 실험을 진행하였다. 총 7개의 인스턴스에 대한 CPLEX, GA 결과 비교는 <Table 8>과 같다.

<Table 8>에서 볼 수 있듯이, 배치하는 자재의 수가 20, 30, 40개 인스턴스에 대해서는 CPLEX와 GA가 동일한 결과를 도출한다. 하지만 자재의 수가 70개 이상이 되면 급격하게 CPLEX가 최적 결과를 찾는데 어려움을 보인다. CPLEX로 제한된 수행 시간(3600초) 동안 도출한 결과에 대해서 GA는 상대적으로 빠른 속도로 16% ~ 44% 좋은 결과를 찾는다 것을 확인할 수 있다. 실제 제조 현장의 창고에서 다루지는 키팅 공급 자재는 수백에서 많게는 수천에 이르기 때문에 제안하는 솔루션 알고리즘인 GA가 이러한 문제를 다루는데 효과적임을 알 수 있다.

4.2.2 적용 사례

본 사례에서는 30개의 랙과 4,320개의 Bin을 고려한다. 한 달 동안의 라인 별 생산계획을 사용하였으며 총 55개의 모델과 804종의 자재에 대하여 모델 별 BOM 데이터, 자재의 보관 수량 등의 데이터 또한 대상 공정의 ERP 및 MES 시스템 내 실제 데이터를 사용하였다. 창고 내 각 통로의 가중치는 실제 대

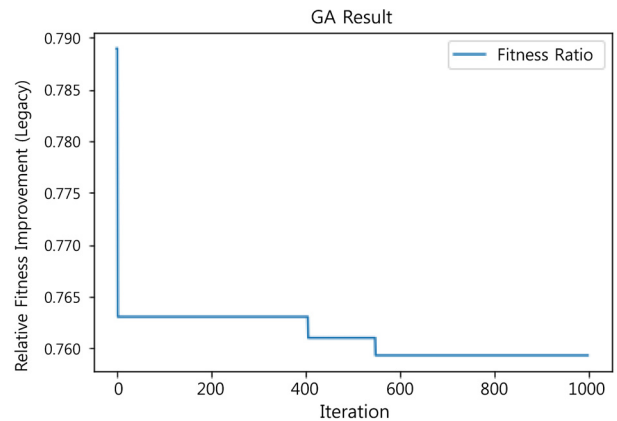


Figure 7. Convergence of Fitness Value for Kitting Supplying Items with GA

상 창고의 레이아웃을 참고하여 창고의 입/출구와의 상대적인 거리를 기반으로 산정하였다.

제안한 유전 알고리즘 수행 시 세대 진화에 따른 최적 적합도는 <Figure 7>과 같다. 제3.2절에서 언급한 바와 같이, 초기 해집단은 자재 별 적용 모델 생산 빈도, 자재 별 적용 모델 수, 자재 별 보관 수량을 고려하여 생성되었다. 세대가 진행됨에 따라 초기에는 비교적 큰 폭으로 적합도가 개선되다가 일부 계단식 개선 후에 550번째 세대부터 결과가 수렴됨을 확인할 수 있다. 알고리즘 종료까지의 소요 시간은 약 2,000초이다. <Figure 7> 그래프의 세로 축은 <Figure 5>의 그래프와 마찬가지로 기존 작업자의 판단으로 배치한 결과와의 상대적 적합도의 차이를 나타낸다. 초기 해집단 생성으로 기존 배치보다 약 21% 개선되었으며 수렴 시점의 최적해는 기존 배치보다 약 24% 개선됨을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 제안된 알고리즘의 초기해 생성 전략이 매우 효과적임을 보여준다.

키팅 공급 방식은 벌크 방식과는 다르게 피킹 시 다양한 자재의 위치로 이동해야 하는데 이 과정에서 실제 동선은 각 자재 보관 위치의 방문 순서에 따라 달라질 수 있다. 본 연구에서는 일반적인 현장 운영 방식에 기반하여 피킹이 입/출구 지점에서 가장 가까운 위치에서부터 먼 순으로 진행되는 것으로 가정하였다. 이러한 현실적인 운영 요소 및 실제 단위 작업 시

Table 8. Exact Algorithm vs. GA for Kitting Supplying Items

No.	Number of items (II)	Exact algorithm (CPLEX)			GA		Gap (%)
		Best objective	Duality gap (%)	Solving time (s)	Best objective	Solving time (s)	
1	20	2,400	0.00	0.19	2,400	132.00	0.00
2	30	2,700	0.00	20.45	2,700	157.90	0.00
3	40	3,000	0.00	661.86	3,000	187.75	0.00
4	70	32,100	72.37	3,600.00	17,900	246.70	-44.24
5	100	115,300	85.65	3,600.00	96,800	385.55	-16.05
6	200	1,236,000	95.02	3,600.00	724,200	868.35	-41.41
7	300	5,195,300	97.24	3,600.00	4,033,200	1,233.35	-22.37

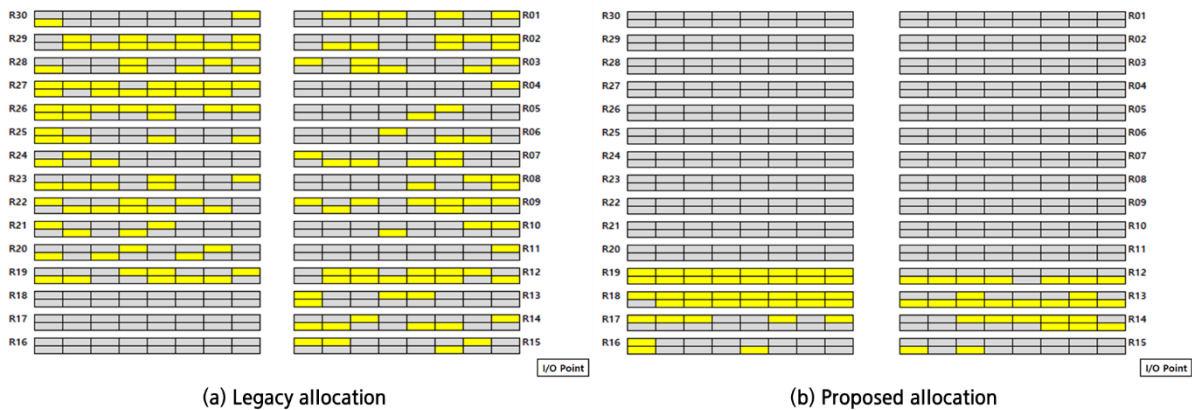


Figure 8. Illustrative Comparison of Legacy and Proposed Warehouse Layouts

간을 반영하여 우리는 추가적으로 AutoMod를 활용한 시뮬레이션 분석을 통해 알고리즘 기반 배치와 기존 현장 배치를 비교하였고 그 결과 한 달 동안의 누적 피킹 동선이 기존 825km에서 581km로 약 30% 단축됨을 확인할 수 있었다.

<Figure 8>은 주어진 생산 계획에서 공급 횟수가 가장 많은 모델에 필요한 자재에 대해, 기존 배치 상의 위치와 알고리즘 배치 상의 위치를 도식화하여 비교한 것이다. 두 자재 배치에서 노란색으로 표기된 Bin이 모델에 필요한 자재의 위치를 나타낸다. 위 그림을 통해서 기존의 자재 배치와 최적화를 통한 자재의 배치가 다소 차이가 있음을 확인할 수 있다. 특히, 기존 배치 구성에 비해 알고리즘을 통한 배치 구성에서 훨씬 줄어든 동선으로 자재를 피킹할 수 있음을 한 눈에 알 수 있다. 주목할 만한 부분은 공급 빈도가 가장 많은 모델의 자재가 출입구와 가장 가까운 위치에 배치된 것은 아니라는 점이다. 일반적인 룰 기반의 배치였다면 키팅 빈도가 가장 높은 모델의 자재일수록 출입구와 가장 가깝도록 배치되었을 텐데, 최적의 배치 의사결정은 공용으로 사용되는 자재 및 다른 모델 전용 자재 또한 함께 고려해야 때문에 일반적인 룰 방식과는 다소 다른 배치 결과를 보이는 것을 알 수 있다.

위의 두 사례를 통해 자재들의 창고 배치 방식이 (1) 창고에서 라인까지 자재가 공급되는 운반 거리 또는 (2) 자재가 창고에서 피킹되는 동선에 직접적으로 영향을 주기 때문에 효율적인 배치만으로도 공장 내 제조물류 Capa를 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 스마트팩토리로 발전하면서 자재 운반 및 피킹의 자동화가 확대되고 있는 상황에서 자재의 운반 거리나 작업 동선을 줄이면서 동시에 물류 간섭까지 효율화할 수 있는 최적 배치의 필요성은 더욱 더 강조된다. 특히, 창고에서 라인으로 공급 빈도가 많고 자재의 종류가 많은 제조 현장일수록 그 효과가 더 직접적으로 작용한다고 볼 수 있다.

5. 결론

우리는 본 연구를 통해 전자제품 조립 산업에서 운영되는 창

고의 효율적 자재 배치 방법에 대해 다뤘다. 이를 위해, 먼저 조립 산업에서 대표적인 자재 공급 방식인 벌크 공급과 키팅 공급을 소개하였고, 각각의 자재 공급 방식에 따라서 자재를 배치하는 기준과 최적화하는 목적이 서로 다를 수 있음을 언급하였다. 각 자재 공급 방식에 따라 벌크 형태로 창고에서 라인으로 공급되는 자재의 경우에는 창고 내 자재 보관 위치에서 라인 자재 공급 위치까지의 운반 거리를 최소화하는 것이 중요하고, 키팅 작업을 통해 필요한 자재 수량만큼 자재들을 모아서 공급하는 자재의 경우에는 키팅 작업 시 발생하는 창고 내 이동 거리를 최소화하는 것이 중요하다. 우리는 각 자재 공급 형태에 따른 최적 배치에 대한 MILP 모델링을 소개하였다. 또한, 이러한 두 자재 배치 문제들의 특성을 고려하여 최적해를 효과적으로 도출하기 위한 유전 알고리즘을 소개하였다. 제한하는 최적화 모델링과 알고리즘의 적합성을 검증하기 위해 글로벌 제조 기업의 현장에서 사용하는 실제 생산, 창고 데이터를 기반으로 각각의 케이스에 대한 사례 연구를 진행하였다. 그 결과 기존 작업자와 관리자의 판단으로 창고 내 자재를 배치한 결과와 비교하였을 때, 데이터 기반의 최적화 배치의 결과가 운반 및 이동 거리에서의 눈에 띄게 개선됨을 확인하였으며 이는 물류 생산성 향상과 물류 자원의 운영 효율화라는 직접적인 경영성과로 이어질 수 있음을 보였다. 특히, 창고 내 자재 배치 운영에 대한 최적화를 통해 벌크 공급 자재의 경우 실험적으로 16.4%, 키팅 공급 자재의 경우 30% 정도의 동선 감소 효과가 있음을 확인하였다. 이러한 결과를 사례 연구를 진행한 대상 기업이 운영하는 전 공장 범위로 확대시키면 자재의 운반과 공급에 필요한 물류 기기 및 물류 인력을 기존 대비 약 9.4%를 효율화 할 수 있다는 기대효과를 확인할 수 있었다. 이는 제조물류에서 자재 운반 및 키팅 작업 시간이 50%의 비중을 차지한다는 기존 연구에 근거하여 산출한 효과이다 (Tompkins et al., 2010).

서론에서 언급한 바와 같이 전 세계적으로 스마트팩토리 기술의 발전이 경쟁적으로 진행되고있고, 그 속에서 물류도 자동화 이후 보다 지능화되어가는 단계에 있다. 빠르게 발전하는 스마트팩토리에 대한 연구는 현장에서 바로 적용할 수 있도록

과거의 연구와 비교하였을 때 가정과 제약사항이 현장의 요구를 반영하여야 한다. 따라서, 본 연구에서 진행한 창고 내 자재 배치 의사결정에 대한 실증적인 연구는 글로벌 제조 현장의 운영 형태를 기반으로 문제가 정의되고 실제 데이터를 기반으로 결과를 검증하였다는 점에서 그 가치를 찾을 수 있다.

본 연구에서는 창고 내 자재 배치 최적화 문제를 중점적으로 다뤘지만, 자재 배치는 곧 자동화 물류 기기의 동선 설계, 작업 할당 및 스케줄링 문제와도 직접적으로 영향을 주고 받는다. 특히, 물류 자동화 기술이 점차 발전함에 따라 기존에 사람의 작업으로만 가능했던 제조물류 창고 내 많은 작업들이 자동화 로봇으로 대체되고 있는 상황이다. 따라서, 향후에는 창고 물류 자동화의 운영 최적화에 대한 연구가 보다 중요해질 것이다. 스마트팩토리에서의 창고 물류 최적화를 위해 본 연구에서 제안한 창고 내 자재 배치 최적화 연구를 기반으로 창고 운영 최적화 문제를 다루는 다양한 연구가 진행되기를 바란다.

참고문헌

- Ansari, M. and Jeffrey, S. S. (2020), Gravity clustering: a correlated storage location assignment problem approach, *Proc. 2020 Winter Simulation Conf.*, 1288-1299.
- Armstrong, R. D., Cook, W. D., and Saipé, A. L. (1979), Optimal batching in a semi-automated order picking system, *Journal of the Operational Research Society*, **30**(8), 711-720.
- Battini, D., Calzavara, M., Persona, A., and Sgarbossa, F. (2015), Order picking system design: The storage assignment and travel distance estimation (SA&TDE) joint method, *International Journal of Production Research*, **53**(4), 1077-1093.
- Bortolini, M., Botti, L., Cascini, A., Gamberi, M., Mora, C., and Pilati, F. (2015), Unit-load storage assignment strategy for warehouses in seismic areas, *Computers & Industrial Engineering*, **87**, 481-490.
- Chew, E. P. and Tang, L. C. (1999), Travel time analysis for general item location assignment in a rectangular warehouse, *European Journal of Operational Research*, **112**(3), 582-597.
- Choy, K. L., Ho, G. T., and Lee, C. K. H. (2017), A RFID-based storage assignment system for enhancing the efficiency of order picking, *Journal of Intelligent Manufacturing*, **28**(1), 111-129.
- Davis, L. (1985), Applying adaptive algorithms to epistatic domains, *Proc. 9th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, 162-164.
- De Koster, R., Le-Duc, T., and Roodbergen, K. J. (2007), Design and control of warehouse order picking: A literature review, *European Journal of Operational Research*, **182**(2), 481-501.
- Elsayed, E. A. and Unal, O. I. (1989), Order batching algorithms and travel-time estimation for automated storage/retrieval systems, *The International Journal of Production Research*, **27**(7), 1097-1114.
- Ene, S. and Öztürk, N. (2012), Storage location assignment and order picking optimization in the automotive industry, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **60**(5), 787-797.
- Frazele, E. A. and Sharp, G. P. (1989), Correlated assignment strategy can improve any order-picking operation, *Industrial Engineering*, **21**(4), 33-37.
- Graves, S. C., Hausman, W. H., and Schwarz, L. B. (1977), Storage-retrieval interleaving in automatic warehousing systems, *Management Science*, **23**(9), 935-945.
- Hausman, W. H., Schwarz, L. B., and Graves, S. C. (1976), Optimal storage assignment in automatic warehousing systems, *Management Science*, **22**(6), 629-638.
- Heskett, J. L. (1963), Cube-per-order index-a key to warehouse stock location, *Transportation and distribution Management*, **3**(1), 27-31.
- Heskett, J. L. (1964), Putting the cube-per-order index to work in warehouse layout, *Transportation and Distribution Management*, **4**(8), 23-30.
- Horta, M., Coelho, F., & Relvas, S. (2016), Layout design modelling for a real world just-in-time warehouse, *Computers & Industrial Engineering*, **101**, 1-9.
- Hui, Y. Y., Choy, K. L., Ho, G. T. S., Leung, K. H., and Lam, H. Y. (2016), A cloud-based location assignment system for packaged food allocation in e-fulfillment warehouse, *International Journal of Engineering Business Management*, **8**, 1-15.
- Jarvis, J. M. and McDowell, E. D. (1991), Optimal product layout in an order picking warehouse, *IIE transactions*, **23**(1), 93-102.
- Le-Duc, T. and De Koster, R. (2005), Layout optimization for class-based storage strategy warehouses, *Supply Chain Management-European Perspective*, 191-214.
- Maaranen, H., Miettinen, K., and Penttinen, A. (2007), On initial populations of a genetic algorithm for continuous optimization problems, *Journal of Global Optimization*, **37**(3), 405-436.
- Park, J. (2017), Analysis on success cases of smart factory in Korea: leveraging from large, medium, and small size enterprises, *Journal of Digital Convergence*, **15**(5), 107-115.
- Petersen, C. G. (1999), The impact of routing and storage policies on warehouse efficiency, *International Journal of Operations & Production Management*, **19**(10), 1053-1064.
- Petersen, C. G. (2002), Considerations in order picking zone configuration, *International Journal of Operations & Production Management*, **27**(7), 793-805.
- Roodbergen, K. J. and Vis, I. F. (2009), A survey of literature on automated storage and retrieval systems, *European Journal of Operational Research*, **194**(2), 343-362.
- Tang, L. C. and Chew, E. P. (1997), Order picking systems: batching and storage assignment strategies, *Computers & Industrial Engineering*, **33**(3-4), 817-820.
- Tompkins, J. A., White, J. A., Bozer, Y. A., and Tanchoco, J. M. A. (2010), *Facilities Planning*, John Wiley & Sons.
- Wang, Y., Mou, S., and Wu, Y. (2016), Storage assignment optimization in a multi-tier shuttle warehousing system, *Chinese journal of Mechanical Engineering*, **29**(2), 421-429.
- Wang, M., Zhang, R. Q., and Fan, K. (2020), Improving order-picking operation through efficient storage location assignment: A new approach, *Computers and Industrial Engineering*, **139**, 106-186.
- Wascher, G. (2004), Order picking: A survey of planning problems and methods, *Supply Chain Management and Reverse Logistics*, 323-347.
- Wutthisirisart, P., Noble, J. S., and Chang, C. A. (2015), A two-phased heuristic for relation-based item location, *Computers & Industrial Engineering*, **82**, 94-102.
- Xiao, J. and Zheng, L. (2010), A correlated storage location assignment problem in a single-block-multi-aisles warehouse considering BOM information, *International Journal of Production Research*, **48**(5), 1321-1338.

- Yener, F. and Yazgan, H. R. (2019), Optimal warehouse design: Literature review and case study application, *Computers & Industrial Engineering*, **129**, 1-13.
- Zhang, G., Nishi, T., Turner, S. D., Oga, K., and Li, X. (2017), An integrated strategy for a production planning and warehouse layout problem: Modeling and solution approaches, *Omega*, **68**, 85-94.

저자소개

정승민 : 한양대학교 산업공학과에서 2011년 학사, KAIST 산업 및 시스템공학과에서 2018년 박사학위를 취득하고 삼성전자 생산기술연구소 스마트팩토리팀 제조물류솔루션그룹에 재직 중이다. 연구분야는 최적화, 시뮬레이션이다.

성신웅 : KAIST 산업및시스템공학과에서 2012년 학사, 2014년 석사, 2018년 박사학위를 취득하고 삼성전자 생산기술연구소 스마트팩토리팀 제조물류솔루션그룹에 재직 중이다. 연구분야는 최적화, 물류시스템이다.

김종근 : 경북대학교 기계공학과에서 1989년 학사, 경영학부에서 2015년 석사학위를 취득하고 삼성전자 생산기술연구소 기술전략팀의 팀장으로 재직 중이다. 연구분야는 제조 전략, 스마트팩토리, 공급망 관리, AI 응용, 데이터 기반 운영 관리이다.

심역수 : 서울대학교 산업공학과에서 1997년 학사, 1999년 석사, 2005년 박사학위를 취득하고 삼성전자 생산기술연구소 스마트팩토리팀 제조물류솔루션그룹의 그룹장으로 재직 중이다. 연구분야는 물류, 최적화, 스마트팩토리, 공급망 관리이다.