

# 시뮬레이션 기반 유전알고리즘을 이용한 디스패칭 연구: 재작업이 존재하는 유연흐름라인을 대상으로\*

## A Simulation-based Genetic Algorithm for a Dispatching Rule in a Flexible Flow Shop with Rework Process

이광헌<sup>1</sup> · 한광욱<sup>1</sup> · 강봉권<sup>1</sup> · 이승환<sup>2</sup> · 홍순도<sup>3\*</sup>

부산대학교 산업공학과 산업데이터공학융합전공<sup>1</sup>, (주)다우정밀<sup>2</sup>, 부산대학교 산업공학과<sup>3</sup>

### 요약

재작업은 제품의 품질 만족을 위해 요구되는 활동으로 제조 현장에서 필수적인 공정이다. 사전에 수행여부의 파악이 어려운 재작업은 공정시간의 증가 및 제품의 납기 지연으로 이어질 수 있어 이를 고려한 스케줄링이 중요하다. 본 연구에서는 자동차 배관 생산라인인 재작업이 존재하는 유연흐름라인을 대상으로 Dispatching을 통한 평균 흐름시간과 납기지연의 가중합을 최소화하는 스케줄링 연구를 진행하였다. 본 연구에서는 제품별 납기 등 고객 요구와 재작업 및 가공시간 등의 변동성이 존재하는 제조환경에서 Dispatching을 위한 가중치 기반 Dispatching 규칙(WDR)을 제안한다. WDR은 여러 단일 Dispatching 규칙의 가중합으로 구성되며 본 연구는 가중치 탐색을 위해 시뮬레이션 기반 유전알고리즘을 적용하였다. 시뮬레이션 실험을 통해 WDR이 단일 Dispatching 규칙에 비해 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

■ 중심어 : 재작업, 유연흐름라인, 디스패칭, 시뮬레이션, 유전알고리즘

### Abstract

This study investigates a dynamic flexible flow shop scheduling problem under uncertain rework operations for an automobile pipe production line. We propose a weighted dispatching rule (WDR) based on the multiple dispatching rules to minimize the weighted sum of average flowtime and tardiness. The set of weights in WDR should be carefully determined because it significantly affects the performance measures. We build a discrete-event simulation model and propose a genetic algorithm to optimize the set of weights considering complex and variant operations. The simulation experiments demonstrate that WDR outperforms the baseline dispatching rules in average flowtime and tardiness.

■ Keyword : Rework, Flexible flow shop, Dispatching, Simulation, Genetic Algorithm

2022년 05월 09일 접수; 2022년 06월 04일 수정본 접수; 2022년 06월 13일 게재 확정.

\* 이 논문은 2022년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(20214000000520, 자원순환(재제조)산업 고도화 인력양성)

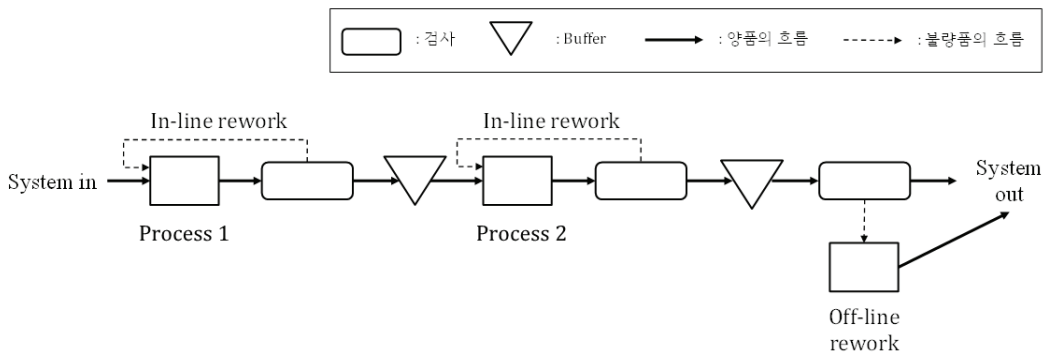
† 교신저자 (soondo.hong@pusan.ac.kr)

## I. 서론

재작업(Rework)은 제품이 사전에 설정된 품질에 따라 생산되지 못할 시 품질 만족을 위해 요구되는 모든 활동을 의미한다[1]. 기술의 발전수준이 높아지며 개별 제품의 가격이 상승하고, 경제주체의 중심이 기업에서 고객으로 넘어가 고객 만족을 위한 품질의 중요성이 강조되어 생산현장에서 제품의 불량 검사 및 불량품 재작업이 중요하다. 재작업을 통해 폐기되는 불량품의 양을 감소시키는 것은 기업의 원가절감에 큰 역할을 수행할 수 있으며 환경오염, 폐기비용, 원자재 수급 등으로 인해 생산에 제약이 존재하는 경우에도 재작업은 기업의 생산성을 높이는데 기여를 할 수 있다[2]. 생산 라인에서 재작업은 인라인 재작업(In-line rework)과 오프라인 재작업(Off-line rework)으로 구분할 수 있다. 인라인 재작업은 제품 생산 공정 중, 검사를 통해 제품의 불량이 발생 시 현재 공정에 재투입하여 다시 공정을 수행하는 것이다. 오프라인 재작업은 제품 생산에 요구되는 모든 공정을 수행한 후 검사를 통해 제품의 불량에 대해 수정작업을 수행하는 것이다[1]. 그림 1은 인라인 재작업과 오프라인 재작업이 존재하는 공정 환경의 예시이다. 각 공정 후 검사 결과에 따라 수행 여부가 결정되는 재작업은 가공시간을 추가적으로 발생시키며 이와 함께 고객

의 요구사항인 납기 내 적시 인도를 만족시키지 못할 수 있다. 따라서 재작업을 고려한 효율적인 생산관리 기법의 개발이 필요하다[3].

본 연구의 대상인 자동차 배관 생산라인은 오프라인 재작업이 존재하는 유연흐름라인이다. 유연흐름라인은 병렬머신이 여러 프로세스로 구성된 흐름라인(Flow shop)이다[4]. 병렬머신에서 생산 스케줄링의 문제 복잡도는 NP-Hard이며[5] 병렬머신이 프로세스 수만큼 배치된 재작업이 존재하는 유연흐름라인 스케줄링 또한 높은 복잡도를 따른다. 복잡한 스케줄링 문제의 해법으로 휴리스틱 기법인 Dispatching 중 규칙기반할당에 기초한 연구들이 제시되었다[6]. Dispatching은 작업의 납기나 가공시간 등 단일 공정 요소를 기준으로 작업의 우선순위 평가 후 순위에 따라 머신에 작업을 할당한다. 규칙기반할당 중 단일 Dispatching 규칙은 복잡한 제조환경의 반영 및 다양한 성능지표를 동시에 고려하기 어렵기 때문에 본 연구에서는 여러 Dispatching 규칙을 동시에 고려하는 가중치 기반 Dispatching 규칙(Weighted Dispatching Rule, WDR)을 제안한다. WDR은 여러 단일 Dispatching 규칙의 기준 값과 각 가중치의 가중합을 기준으로 Dispatching이 이루어진다. 가중치에 따라 스케줄링의 결과가 상이할 수 있어 복잡한 제조 환경을 반영한 가중치의 결정이 중요하다[7]. 본 연구는 이러한 제조 환경을 반영한 핵심 파라미터인 가중치 탐색을 위해 시뮬레



〈그림 1〉 재작업이 존재하는 공정 환경 예시(modified from Flapper et al. (2002))

이션을 활용하였다.

시뮬레이션은 복잡한 시스템을 모델링하는 도구로 생산성에 영향을 미치는 요소들이 복잡하게 얽혀있는 시스템의 분석에 적합하다[8]. 본 연구의 대상시스템 또한 제조 환경의 높은 복잡성과 재작업 등 불확실성이 존재하여 시뮬레이션을 활용한 시스템을 모델링하였으며, 효율적인 가중치 탐색을 위해 시뮬레이션 기반 유전알고리즘을 활용하였다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 제 2장에서는 선행연구들을 조사하였고, 제 3장에서는 본 연구의 문제 상황에 대해 상세히 설명하였다. 제 4장에서는 본 연구의 문제해결 방법론인 WDR과 해당 규칙의 핵심 파라미터인 가중치의 효율적인 탐색을 위한 시뮬레이션 기반 유전알고리즘을 설명하였다. 제 5장에서는 시뮬레이션 모델 및 가정 사항, 실험 결과를 설명하였다. 마지막 제 6장에서는 결론과 향후 연구를 제시하였다.

## II. 선행 연구

재작업은 제품의 품질 만족 및 기업의 원가 절감에 큰 역할을 수행하는 생산 라인에서 필수 공정으로 이를 고려한 많은 스케줄링이 이루어지고 있다. Kang et al.(2008)은 재작업이 존재하는 병렬머신에서 작업들의 재작업 확률, 납기정보, 순서의존적 작업준비시간을 고려한 적응형 스케줄링 방법론을 제안하였다. Dispatching 알고리즘과 문제 공간 기반 검색(PSBS)을 기반으로 두 가지 휴리스틱을 개발하였으며 이를 총 납기 지연, 최대 납기 지연, 평균 흐름 시간, 평균 납기 지연, 납기 지연이 발생한 작업 수, 재작업 횟수에 대해 평가하였다. 실험 결과로 제안한 알고리즘이 계산 시간과 평가지표에서 우수한 성능을 보였다[9]. 서정하 외 3명(2011)은 재작업이 존재하는 이중 병렬머신에서 공정소요시간 단축을 위한 작업할당을 연구하였다. Dispatching은 공정상황의 특성

을 고려해야하며 이를 위해 Flow Time Loss Index with Rework Rate(FTLR)를 제안하였다. FTLR은 재작업 비율을 고려하여 공정소요시간을 예측하고 이를 최소화하기 위한 Dispatching을 수행한다. 실험을 통해 평균 흐름 시간, 평균 납기 지연, 최대 납기 지연을 다양한 Dispatching 방법과 비교하였고 FTLR의 우수성을 보였다[6]. Elmira Gheisariha et al.(2021)는 유연흐름라인에서 각 프로세스의 머신마다 재작업과 머신사이의 이동시간이 존재할 때 총 작업완료시간과 평균 납기 지연을 최소화하는 시뮬레이션 기반 스케줄링을 연구하였다. 다목적 하모니 탐색 알고리즘을 제안하였으며 실험 결과로 제안한 알고리즘이 우수한 성능을 보였다[10].

복잡하고 변동성이 큰 시스템을 대상으로 단일 Dispatching 규칙의 한계를 극복하기 위해 가중치 기반 Dispatching 규칙(WDR)의 연구 또한 활발히 이루어지고 있다. 김정민 외 3명(2011)은 자동화 컨테이너 터미널에서 컨테이너 운송을 위한 Automated Guided Vehicle(AGV) 배차전략 최적화를 연구하였다. 단순 규칙 기반 배차는 다양한 성능 지표를 만족시키지 못하여 안벽 크레인의 대기시간과 AGV의 주행 거리를 최소화하는 복수 휴리스틱 기반 배차 전략을 제안하였다. 해당 배차 전략은 여러 규칙의 가중합으로 구성되며 규칙 사이의 가중치를 최적화하기 위해 다목적 진화 알고리즘을 활용하였다. 시뮬레이션 실험을 통해 복수 휴리스틱 기반 배차전략이 단일 규칙 기반 배차전략에 비해 우수한 성능을 보였다[11]. Lee et al.(2020)은 LCD 생산시스템에 가중치 기반 Dispatching 규칙을 활용한 작업순서 결정을 연구하였다. 시스템의 처리량과 작업준비 시간을 최소화하는 가중치 탐색을 위해 의사결정 나무와 계층적 클러스터링을 활용하였으며 해당 탐색 방법이 랜덤 탐색보다 우수한 성능을 보였다[7].

복잡하고 변동성이 존재하는 시스템의 분석

및 의사결정 보조를 위해 시뮬레이션을 활용한 연구들이 활발히 이루어지고 있다. Hong et al.(2018)은 오더 피킹 시스템에서 Hand-off 지연을 감소시키는 모델의 파라미터 최적화를 위해 시뮬레이션 기반 유전알고리즘을 활용하였다[12]. Henokh et al.(2020)은 자동화 컨테이너 터미널에서 플랫폼과 운송영역 외 트럭의 총 납기 지연을 최소화하는 야드 크레인의 작업순서결정을 위해 수리적 모델을 제안하고 대규모 문제 해결을 위해 시뮬레이션 기반 유전알고리즘을 활용하였다[13].

기존 재작업을 고려한 스케줄링 연구는 재작업이 존재하는 병렬머신 또는 프로세스의 각 머신에 재작업이 존재하는 생산 라인을 대상으로 이루어졌다. 본 연구는 기존 연구대상을 확장하여 재작업이 존재하는 유연흐름라인을 대상으로 프로세스별 공정상황을 반영하는 스케줄링을 위한 가중치 기반 Dispatching 규칙을 제안한다. 복잡성과 변동성이 존재하는 제조회장을 모사한 시뮬레이션을 모델링하였으며 가중치 기반 Dispatching 규칙의 핵심 파라미터인 가중치 집합을 효율적으로 탐색하기 위해 시뮬레이션 기반 유전알고리즘을 활용하였다.

### III. 문제 정의

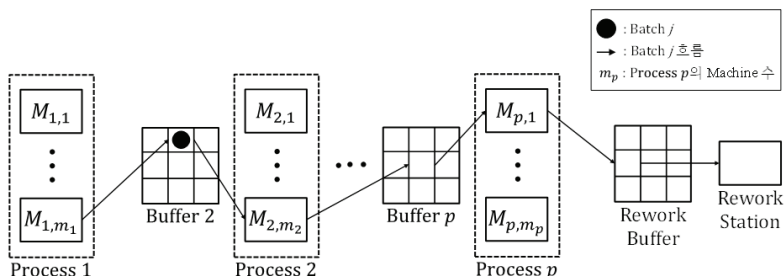
#### 3.1 유연흐름라인 스케줄링

유연흐름라인 스케줄링은 평균 흐름시간 최소

화나 납기지연 최소화 등 공정 생산성과 서비스 수준을 높이기 위하여 각 프로세스의 머신에 어떤 작업을 어느 시점에 작업할지 결정하는 문제이다. 본 연구에서 고려하는 재작업이 존재한 유연흐름라인의 문제 상황은 그림 2와 같다.

그림 2에서 Batch는 고객(Customer)주문의 묶음이며 의사결정 주기마다 스케줄링을 한다. Batch는 제품유형(Type)과 납기 정보(Due-date)로 이루어진다. 제품유형은 생산되는 제품에 따라 서로 다른 각 프로세스별 작업준비시간과 가공시간, 재작업 기대시간, 재작업 기대확률을 갖는다. 작업준비시간은 각 프로세스별 선행 제품 유형에 따라 순서의존적 작업준비시간을 가지며 재작업 기대시간과 재작업 기대확률은 제품 유형에 따라 상이하다. 가공 가능한 제품유형은 정해져 있으며, 각 프로세스를 모두 수행한다.

그림 2는 병렬머신으로 이루어진 복수의 공정들이 배치된 유연흐름라인이며 각 프로세스별 머신 수는 상이할 수 있다. 각 프로세스 옆에는 Batch가 머신에 투입되기 전까지 대기하는 Buffer가 위치한다. 재작업은 제품의 품질 확보를 위해 진행되며 검사 및 재작업으로 이루어진다. 검사는 모든 프로세스가 완료된 Batch의 재작업 여부를 판단하는 공정이며 Rework Station에서 이루어진다. 검사를 통해 재작업이 요구되는 Batch는 재작업 시간만큼 Rework Station에서 재작업 수행 후 유연흐름라인을 빠져나온다. 재작업이 요구되지 않는 Batch는 재작업을 수행하지 않고 유연흐름라인을 빠져 나온다. 재작업 또한



〈그림 2〉 재작업이 존재하는 유연흐름라인

Batch가 Rework Station에 투입되기 전까지 대기하는 Rework Buffer가 위치한다. 본 연구의 문제 정의에서 가정 사항은 다음과 같다. (1) 각 프로세스의 Buffer와 Rework Buffer의 수용할 수 있는 Batch의 수는 제한이 없다. (2) 재작업을 수행하지 않는 Batch와 한번 재작업을 수행한 Batch는 품질 확보가 되었다고 가정한다. (3) 머신의 고장 및 수리에 따른 프로세스 정지상황은 없으며 프로세스 간 Batch의 이동 거리 및 시간은 고려하지 않는다.

본 연구는 자동차 배관 생산기업 A사를 대상으로 진행하였다. 해당 기업은 유연흐름라인을 통해 자동차 배관을 생산하며 여러 고객사들은 서로 다른 수십 개의 제품에 대해 서로 다른 납기를 요구한다. 다양한 종류의 제품은 동일한 생산라인에서 표 1의 대표적인 5개의 프로세스를 통해 생산된다. 본 연구에서는 5가지 제품유형에 대해 해당 프로세스를 위한 유연흐름라인 스케줄링을 진행하였다.

〈표 1〉 자동차 배관 생산 대표 프로세스

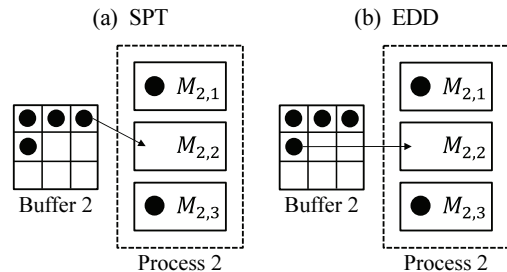
프로세스 이름	내용
벤딩	제품 특성에 맞게 파이프(Pipe)를 굽히는 작업
단품조립	제품 특성에 맞게 굽혀진 파이프에 파트(Part)를 조립하는 작업
브레이징	조립된 제품의 접합부에 도포된 용가재를 용융 접합하는 작업
교정	지그(Jig)에 생산된 제품을 고정하여 품질 규격을 맞추는 작업
재작업	품질검사 후 불량에 대한 수정작업

여러 Batch들을 대상으로 유연흐름라인 스케줄링은 NP-Hard의 복잡도를 따르는 문제이다 [14]. 본 연구대상의 스케줄링은 다양한 종류의 Batch들을 생산하는 유연흐름라인에 예기치 않은 재작업까지 고려하기 때문에 높은 복잡도를

따르는 문제이다. 변동성과 복잡성이 높은 제조 환경에서 여러 종류로 구성된 수십 개 이상의 Batch들에 대해 수리적 모델링을 통한 스케줄링은 의사결정 시간 내에 어려워 적은 계산시간으로 변동하는 제조 환경을 고려한 Dispatching 연구가 이루어졌다[15]. 따라서 본 연구는 Dispatching을 통한 재작업이 존재하는 유연흐름라인 스케줄링을 제안한다.

### 3.2 Dispatching 규칙

Dispatching은 작업할당으로 필요 시점에 미리 정해진 Dispatching 규칙에 의해 이루어지며, 하나의 Batch가 프로세스 내 머신에 할당된다[6]. Dispatching 규칙은 계산이 빠르고 적응력 있는 접근방식이어서 스케줄링 문제에서 활용된다 [16]. 머신이 유휴가 되는 시점에 Buffer에 대기 중인 Batch가 존재하면 Dispatching 규칙에 의해 할당이 이루어진다. 머신이 유휴가 되는 시점에 Buffer에 대기 중인 Batch가 존재하지 않는다면 할당이 이루어지지 않고 이전 프로세스의 머신에서 작업을 마친 Batch가 도착하면 유휴상태인 머신에 해당 Batch가 할당된다. 그림 3은 프로세스 2에서 유휴머신이 발생하였을 때 각 Dispatching 규칙에 의한 Batch의 할당을 나타낸 예시이다.



〈그림 3〉 Dispatching 예시

그림 3 (a)의 SPT(Shortest Processing Time)는 대기 중인 Batch 중 공정시간이 가장 짧은 Batch

를 우선적으로 유휴머신에 할당하는 Dispatching 규칙이며, 그림 3 (b)의 EDD(Earliest Due Date)는 대기 중인 Batch 중 납기기한이 가장 짧은 Batch를 우선적으로 유휴머신에 할당하는 Dispatching 규칙이다.

단일 규칙 기반 Dispatching은 직관적이고 적은 계산으로 소요된다는 장점이 있어 실무에서 많이 사용되고 있지만 근시안적인 특성으로 다양한 성능 지표를 동시에 만족시키기 어렵다[11]. 이러한 단일 규칙 기반 Dispatching의 한계를 극복하기 위해 복수 규칙 기반의 Dispatching을 활용하며 이는 여러 개의 단일 규칙의 가중합 형태이다[9]. 따라서 본 연구는 재작업이 존재하는 유연흐름라인 스케줄링에서 다양한 공정 요소를 동시에 고려하기 위해 WDR을 활용한다.

## IV. 문제해결 방법론

### 4.1 가중치 기반 Dispatching 규칙

WDR은 유휴상태인 머신이 발생하였을 때 Buffer에 대기 중인 Batch에 대해 복수개의 단일 Dispatching 규칙의 기준 값에 대한 가중합을 산정하여 가장 높은 값을 가지는 Batch를 유휴상태인 머신의 다음 작업으로 선택한다. 해당 Dispatching 규칙은 여러 단일 규칙들을 동시에 고려하며 이를 구성하는 단일 Dispatching 규칙은 표 2와 같이 총 5가지로 정의하였다.  $R_1$ 은 Buffer에 대기 중인 Batch 중 전체 필요 프로세스 시간 중 잔여 프로세스 시간이 가장 짧은 Batch를 우선적으로 유휴상태인 머신에 할당하는 규칙이다.  $R_2$ 는 Buffer에 대기 중인 Batch 중 납기 정보와 생산라인에 투입된 시점의 차이가 가장 짧은 Batch를 우선적으로 유휴상태인 머신에 할당하는 규칙이다.  $R_3$ 은 Buffer에 대기 중인 Batch 중 유휴상태인 머신이 이전에 작업했던 Batch의 제품 유형과 동일한 제품 유형을 가진 Batch를 우선

적으로 유휴상태인 머신에 할당하는 규칙이다.  $R_4$ 는 Buffer에 대기 중인 Batch 중 재작업 기대시간이 가장 짧은 Batch를 우선적으로 유휴상태인 머신에 할당하는 규칙이다.  $R_5$ 는 Buffer에 대기 중인 Batch 중 재작업 기대확률이 가장 낮은 Batch를 우선적으로 유휴상태인 머신에 할당하는 규칙이다.

〈표 2〉 WDR 내 단일 Dispatching 규칙

규칙	내용
$R_1$	Shortest Remaining Process Time(SPRT)
$R_2$	Earliest Due Date(EDD)
$R_3$	Same Step(SS)
$R_4$	Shortest Rework Time(SRT)
$R_5$	Lowest Rework Probability(LRP)

본 연구에서는 복수의 단일 Dispatching 규칙들을 동시에 고려하기 위해 각 규칙들을 혼합하고 프로세스별 우선시되는 규칙에 높은 가중치를 부여하여 유휴머신에 다음 작업 Batch를 할당하는 WDR을 제안한다. WDR은 프로세스별 복수개의 규칙에 가중치를 부여하여 다양한 공정 특성을 동시에 고려할 수 있다. 의사결정이 필요한 유휴상태인 머신이 발생 시 해당 프로세스의 Buffer에 대기 중인 Batch에 앞서 소개한 단일 규칙들의 기준값을 점수로 환산하고 각 점수에 가중치를 부여하여 합산한다. 가중치를 부여하여 합산한 점수가 가장 높은 Batch를 유휴상태인 머신에 할당한다.

WDR 모델의 인덱스와 파라미터는 다음과 같다.  $j$ 는 Batch의 인덱스이며,  $B$ 는 Batch의 집합이다.  $p$ 는 각 프로세스의 인덱스이며,  $P$ 는 프로세스들의 집합이다.  $r$ 은 WDR에서 사용된 각 단일 Dispatching 규칙의 인덱스이며,  $R$ 은 해당 규칙들의 집합이다.  $w_p^r$ 은 프로세스  $p$ 에서 각 규칙  $r$ 에 대한 가중치의 인덱스이며,  $W$ 는 해당 가중치들의 집합이다.  $s_j^r$ 은 각 규칙  $r$ 을 기준으로 하였

(a)

$$\begin{matrix}
 w_2^{SPRT} & w_2^{EDD} & w_2^{SS} & w_2^{SRT} & w_2^{LRP} \\
 [0.10 & 0.10 & 0.70 & 0.20 & 1.00]
 \end{matrix}
 \times
 \begin{matrix}
 & \text{Batch1} & \text{Batch2} & \text{Batch3} & \text{Batch4} \\
 \text{SPRT} & \begin{bmatrix} 0.00 & 0.40 & 0.00 & 1.00 \\ 0.00 & 0.66 & 1.00 & 0.33 \\ 0.00 & 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 1.00 & 0.00 & 1.00 \\ 1.00 & 0.00 & 1.00 & 1.00 \end{bmatrix} \\
 \text{EDD} \\
 \text{SS} \\
 \text{SRT} \\
 \text{LRP}
 \end{matrix}
 =
 \begin{matrix}
 \text{Batch1} & \text{Batch2} & \text{Batch3} & \text{Batch4} \\
 [0.50 & 1.55 & 1.00 & 1.37]
 \end{matrix}$$

(b)

$$\begin{matrix}
 w_2^{SPRT} & w_2^{EDD} & w_2^{SS} & w_2^{SRT} & w_2^{LRP} \\
 [1.00 & 1.00 & 0.00 & 0.50 & 0.10]
 \end{matrix}
 \times
 \begin{matrix}
 & \text{Batch1} & \text{Batch2} & \text{Batch3} & \text{Batch4} \\
 \text{SPRT} & \begin{bmatrix} 0.00 & 0.40 & 0.00 & 1.00 \\ 0.00 & 0.66 & 1.00 & 0.33 \\ 0.00 & 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 1.00 & 0.00 & 1.00 \\ 1.00 & 0.00 & 1.00 & 1.00 \end{bmatrix} \\
 \text{EDD} \\
 \text{SS} \\
 \text{SRT} \\
 \text{LRP}
 \end{matrix}
 =
 \begin{matrix}
 \text{Batch1} & \text{Batch2} & \text{Batch3} & \text{Batch4} \\
 [1.00 & 1.56 & 1.10 & 1.93]
 \end{matrix}$$

〈그림 4〉 WDR기반 Dispatching 예시

을 때 Batch  $j$ 의 점수이다. 본 연구에서 고려하는 각 규칙들의 기준값은 낮으면 Dispatching 우선순위가 높은 망소특성이어서  $s_j^r$ 은 1에서 각 규칙별 기준값을 뺀 값이다. 각 규칙의 기준 값은 규칙별로 단위와 범위가 달라 각 규칙별로 균형이 있는 비중을 가지기 위해 해당 값은 최소-최대 정규화(Min-max normalization)하였다. 식 (1)은 WDR의 모델이다.

$$\operatorname{argmax}_{j \in B} \sum_{r \in R} (w_p^r \cdot s_j^r) \tag{1}$$

대기 중인 Batch들에 대한 가중합은 프로세스별 각 규칙의 가중치에 따라 달라지며 그에 따라 유희 상태인 머신에 할당되는 Batch 또한 가중치에 따라 달라진다. 그림 4는 WDR기반 Dispatching의 예시이다. 그림 4의 (a)는 프로세스 2에서 각 규칙의 가중치와 프로세스 2의 Buffer에 대기 중인 Batch의  $s_j^r$ 을 곱셈하여 가중합을 Batch별로 산정하여 프로세스 2에 Batch2를 다음 작업으로 할당한다. 그림 4의 (b)는 (a)와 대기 중인 Batch의  $s_j^r$ 은 동일하지만 각 규칙의 가중치가 달라 (a)와 달리 Batch4를 다음 작업으로 할당한다. 그림 4의 (a)와 (b)의 비교는 가중치에 따라 WDR기반 Dispatching의 양상이 다를음을 보인다.

따라서 각 프로세스별 다른 작업완료시간, 병

목현상, 확률적으로 발생하는 재작업 등 공정상황에 따라 각 프로세스별 적합한 각 규칙들의 가중치들의 탐색이 필요하다. WDR의 운영을 위해 각 프로세스마다 작업준비시간, 납기정보, 재작업 확률 등 제조 환경에 따른 운영 및 여러 공정요소를 파악하여 프로세스별 각 규칙의 적합한 가중치 결정이 중요하다.

#### 4.2 가중치 탐색을 위한 시물레이션 실험

실제 제조 환경은 확률적으로 발생하는 재작업과 가공시간, Batch의 투입순서에 따른 순서의 존적 작업준비시간 등의 불확실성을 포함한다. 본 연구는 다양한 운영 및 공정요소를 고려하기 위해 실제 현장을 모사한 시물레이션을 모델링하고 시물레이션 실험을 통해 가중치를 탐색하였다.

가중치 집합 원소  $w_p^r$ 은 프로세스 수와 고려하는 단일 규칙 수의 조합으로 구성된다. 가중치 집합의 결정변수 수는 고려하는 프로세스 및 규칙의 수와 선형관계를 가지며 총  $|P| \times |R|$ 개이다. 고려하는 프로세스와 규칙의 수가 많아지면 시물레이션 기반 가중치 탐색 또한 많은 양의 데이터와 많은 수의 실험이 필요하다. 따라서 효율적인 가중치 탐색을 위해 유전알고리즘과 같은 탐색 알고리즘이 활용된다[17].

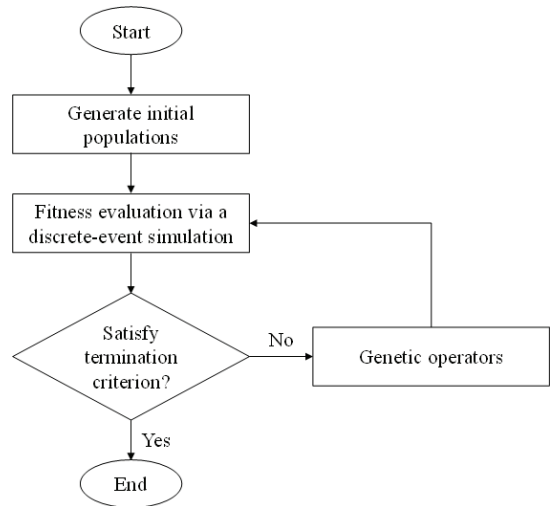
### 4.3 가중치 탐색을 위한 유전알고리즘

유전알고리즘은 생물의 진화과정을 모사하여 유사 최적해를 찾아내는 탐색기법이다[18]. 본 연구는 효과적인 프로세스별 각 규칙들의 가중치  $w_p^{r*}$ 로 구성된 가중치 집합  $W^*$  탐색을 위해 시물레이션 기반 유전알고리즘을 활용하였다. 탐색하고자 하는 해인 가중치 집합은 염색체(Chromosome)이다. 이러한 염색체들의 집합은 모집단(Population)이며 하나의 세대(Generation)로 정의한다. 본 연구에서 가중치 집합  $W^*$ 를 구성하는 유전자는  $w_p^{r*}$ 로 하며 집합 내 원소는 총  $|P| \times |R|$ 개가 존재한다.

그림 5는 가중치 탐색을 위한 시물레이션 기반 유전알고리즘 순서도이다. 먼저 유전알고리즘은 초기  $W^*$  후보군을 구성하는 모든 염색체 내 초기 유전자인 가중치를 무작위로 생성한다. 초기  $W^*$  후보군을 첫 세대로 시물레이션의 프로세스별 각 규칙의 가중치로 설정하여 실험을 수행 후 적합도 함수(Fitness function)라는 평가기준을 이용해 각 염색체의 적합도를 평가한다. 각 염색체의 적합도가 평가되고 나면 유전알고리즘은 평가된 모집단을 확률적으로 선택(Selection)하거나, 교차변이(Crossover), 혹은 돌연변이(Mutation) 등의 유전자 조작을 통해 이전 세대와 다른 새로운 개체들로 구성된 새로운 세대를 생성하게 된다. 생성된 새로운 세대는 다시 적합도 함수를 통해 평가가 이루어지고, 그 결과에 의해 다시 유전자 조작이 이루어지게 된다. 이러한 반복은 사전에 정해진 최대 진화 수에 도달할 때까지 이루어진다. 반복을 마치면 유전알고리즘은 전체 생성된 세대 중에서, 최적의 적합 정도를 나타낸 염색체를 전역 혹은 유사전역 최적해로 도출하게 된다 [19].

본 유전알고리즘 적합도 함수는 식 (2)와 같다.

$$\text{minimize } (\alpha \cdot MF + \beta \cdot AT) \quad (2)$$



〈그림 5〉 유전알고리즘 순서도

MF는 평균 흐름시간(Mean flow time)으로 Batch가 투입되어 공정 라인을 빠져 나가기까지 소요된 작업준비시간, 가공시간, 재작업 시간 등 모든 시간 요소를 포함한 시간의 평균값이다. AT는 평균 납기 지연(Average tardiness)으로 Batch가 생산 라인을 빠져나간 시간과 해당 Batch 납기 정보와 차이의 평균값이다. 해당 차이 값이 음수이면 해당 Batch의 납기 지연은 0이다.  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 적합도 평가에서 고려하는 MF와 AT의 가중치이며 현장에서 중요시하는 성능지표에 상대적으로 높은 가중치를 부여할 수 있다. 적합도 함수의 가중치 조합에 따라 유전알고리즘이 탐색하는  $W^*$ 가 상이할 수 있다.

## V. 시물레이션 모델링 및 실험결과

### 5.1 시물레이션 모델

본 연구에서 제안하는 WDR의 가중치 집합  $W^*$  탐색 및 성능을 평가하기 위해 시물레이션 실험을 진행하였다. 시물레이션은 Tecnomatix Plant Simulation 16을 활용하여 개발하였다. 시물



레이션 모델의 레이아웃은 그림 6과 같이 구성하였으며 시뮬레이션의 레이아웃 및 파라미터들은 실제 현장을 참고하여 연구목적으로 재설계하였다.

재작업을 포함한 프로세스는 총 5가지이다. 프로세스 1에서 무작위로 생성된 총 1500개의 Batch에 대해 납기기간이 짧은 Batch부터 투입한다. 첫 번째 프로세스를 제외한 각 프로세스의 좌측에는 Buffer가 위치하여 Batch가 머신에 투입되기 전까지 대기한다. 재작업은 검사와 재작업으로 구성된다. 재작업 대상은 검사 후 해당 Batch에 랜덤으로 값을 부여하여 해당 Batch의 재작업 기대확률보다 낮을 시 재작업을 수행한다. 재작업을 수행하지 않는 Batch는 검사 이후 해당 프로세스를 마친다. 프로세스별 머신의 수는 그림 6과 같다.

가공 및 재작업은 주문의 묶음인 Batch 단위로 진행된다. 각 프로세스의 제품별 작업준비시간은 각 프로세스의 제품별 가공시간의 10%로 가정하였으며 재작업 기대시간은 제품별 Cycle time의 10%로 가정하였다. 재작업을 포함한 각 프로세스의 가공시간과 작업준비시간은 제품별로 상이하며 정규분포(Normal distribution)와 0.1의 변동계수(Coefficient of variation)로 가정하였다. 재작업 기대확률은 제품별로 다르다고 가정하였다.

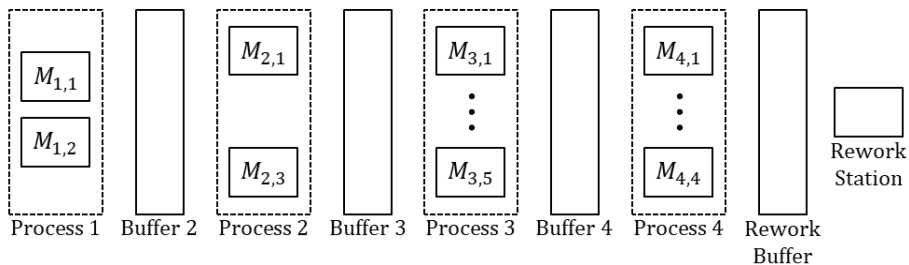
본 연구에서는 탐색 복잡도를 낮추기 위해 연속형 가중치 결정을  $w_p$ 이 0.1단위의 0부터 1사이의 값을 가지는 이산형 가중치 결정으로 모델링하였다. WDR의 가중치 집합  $W^*$ 의 탐색을 위한 유전알고리즘은 Tecnomatix Plant Simulation 16

내 Genetic Algorithm module(GA)을 사용하였다 [20]. 최대 반복 세대(G)는 200, 한 세대의 규모(P)는 5, 실험 반복수는 10으로 하였다. 유전알고리즘의 최대 반복 세대동안 유전자 조작은 현재 세대에서 최적의 적합 정도를 나타낸 염색체를 0.1P만큼 유지하고 염색체는 교차변이 0.8P만큼, 돌연변이는 0.1P만큼 이루어진다. 교차변이는 무작위로 교차지점 두 점을 선정하여 다음 두 점 사이의 범위를 교환하는 두 점 교차변이(Two-points crossover)를 활용하였다. 돌연변이는 염색체의 유전자를 무작위로 부여하였다. 유전알고리즘 적합도 함수의 가중치에 따른 시나리오는 표 3과 같이 3가지로 구성하였다.

〈표 3〉 유전알고리즘 적합도 함수 가중치에 따른 시나리오

Scenario	가중치	내용
Scenario 1	$\alpha = 1, \beta = 0$	평균 흐름시간 최소화
Scenario 2	$\alpha = 0.5, \beta = 0.5$	평균 흐름시간과 평균 납기지연 합 최소화
Scenario 3	$\alpha = 0, \beta = 1$	평균 납기지연 최소화

시나리오별 WDR과 성능비교 Dispatching 규칙은 WDR을 구성하는 앞선 4장의 표 2에 위치한 SPT, EDD, SS, LRT, LRP 규칙과 Random 규칙이다. Random 규칙은 Buffer에 대기 중인 여러 Batch 중 무작위로 하나를 선택하여 유희상태인 머신에 할당하는 규칙이다. 시뮬레이션 실험을 통해 시나리오별 도출된 가중치에 대해서 분석하



〈그림 6〉 시뮬레이션 모델 레이아웃

였으며, 해당 가중치를 적용한 WDR과 각 단일 Dispatching 규칙들의 성능지표를 평가 및 분석하였다. 성능지표는 총 작업완료시간(Makespan), 평균 흐름시간(Mean flowtime), 시간당 가공을 완료한 Batch 수(Throughput per hour), 평균 납기 지연(Average tardiness)이며 통계적 유의성을 고려하여 25회의 반복실험 후 평균값을 사용하였다. 유전알고리즘의 과적합(Overfitting)을 피하고자 가중치 탐색 시 사용했던 시뮬레이션 난수 생성과 다른 난수 생성을 활용하여 시뮬레이션 실험을 진행하였다. 시뮬레이션 실험 실행환경은 Windows 10 Education, Intel® Core(TM) i5-11600K CPU @ 3.90 GHz, 메모리(RAM) 16.0GB이다.

## 5.2 시뮬레이션 실험결과

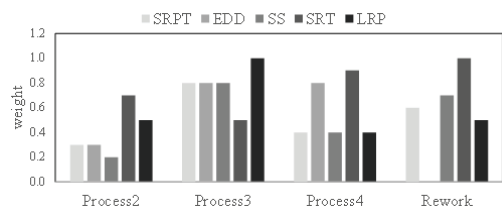
### 5.2.1 시나리오별 $W^*$ 가중치 분석

유전알고리즘 탐색결과인 가중치 집합  $W^*$ 의 원소  $w_p$ 은 프로세스별 각 단일 Dispatching 규칙의 가중치이며 Dispatching 시 프로세스별 단일 Dispatching 규칙의 중요도이다. 어떠한 프로세스에서 특정 단일 Dispatching 규칙의 가중치가 높음은 해당 프로세스에서 특정 단일 Dispatching 규칙의 중요도가 높음을 의미하며 이는 WDR의 가중합을 산정 및 Batch의 Dispatching 시 반영된다. 유전알고리즘의 적합도 함수 내 가중치에 따라 가중치 집합  $W^*$ 의 양상이 상이할 수 있다. 그림 7은 본 연구의 유전알고리즘이 최대 진화 수도달까지 탐색한 시나리오별 가중치 집합  $W^*$ 의 가중치이다.

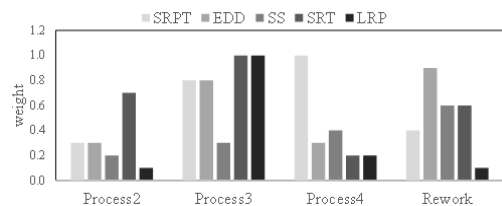
적합도 함수의 가중치에 따라 유전알고리즘을 통해 탐색된  $W^*$ 의 양상이 다르게 나타났다. 평균 흐름시간 최소화를 고려하는 그림 7의 (a)와 (b)는 재작업 관련 Dispatching 규칙의 가중치가 평균 흐름시간 최소화를 고려하지 않는 그림 7의 (c)에 비해 높게 나타났다. 이는 재작업 공정이 존

재하는 생산현장에서 평균 흐름시간 최소화를 위해 재작업 관련 Dispatching 규칙이 중요하다는 것을 의미한다. 평균 흐름시간의 최소화만을 고려하는 그림 7의 (a)는 평균 납기 지연 최소화와 직접적 관계가 존재하는 EDD 규칙의 가중치가 재작업 공정에서 낮게 나타났다. 반면 평균 납기 지연의 최소화를 고려하는 그림 7의 (b)와 (c)는 EDD 규칙의 가중치가 재작업 공정에서 높게 나타났다. 이는 생산하는 Batch의 납기 지연이 결정되는 재작업 공정에서 평균 납기 지연 최소화를 위해 EDD 규칙이 중요하다는 것을 의미한다. 이를 통해 유전알고리즘이 적합도 함수의 가중치에 따라 적절한  $W^*$ 를 탐색하였음을 확인할 수 있었다.

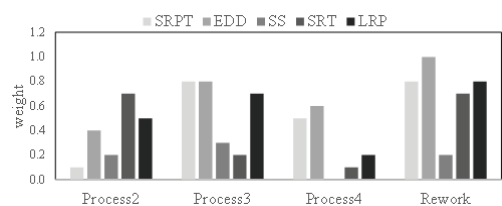
(a) Scenario 1



(b) Scenario 2



(c) Scenario 3



〈그림 7〉 시나리오별  $W^*$  가중치

〈표 4〉 시나리오별 WDR과 단일 Dispatching 규칙의 시물레이션 실험결과

Dispatching Rule	총 작업완료시간(s)	평균 흐름시간(s)	시간당 가공을 완료한 Batch 수(개)	평균 납기지연(s)
SPRT	3946649.82	1972247.32	1.37	96800.47
EDD	3992356.61	2026674.50	1.35	32.88
SS	3944129.34	2011386.00	1.37	10931.30
SRT	3927454.69	1965902.38	1.38	163223.24
LRP	4394628.27	2344464.14	1.23	324598.35
Random	3995473.48	2026323.57	1.35	16322.40
WDR: Scenario 1	3865840.23	1938724.94	1.40	17229.18
WDR: Scenario 2	3892741.01	1952774.79	1.39	1002.78
WDR: Scenario 3	3930469.56	1994583.16	1.37	32.74

5.2.2 시나리오별 WDR 성능비교 분석

시나리오별 WDR과 단일 Dispatching 규칙의 성능을 비교하기 위해 시물레이션 실험을 진행하였다. 표 4는 시나리오별 WDR과 단일 Dispatching 규칙의 시물레이션 실험결과이다. 시나리오별 WDR 성능비교 분석은 무작위로 다음 작업 Batch를 선택하는 Random 규칙과 시나리오별 적합도 함수에 가장 적합한 단일 Dispatching 규칙대비 시나리오별 WDR이 목적으로 하는 성능지표의 개선율을 분석하였다. 표 5는 시나리오별 WDR의 성능비교 분석결과이다.

WDR의 시나리오 1은 평균 흐름시간을 Random 규칙대비 4.32% 개선하였으며 단일 Dispatching 규칙 중 적합도 함수에 가장 적합한 SRT 규칙대비 1.38% 개선하였다. WDR의 시나리오 2는 평균 흐름시간과 평균 납기지연의 합을 Random 규칙대비 4.35% 개선하였으며 단일 Dispatching 규칙 중 적합도 함수에 가장 적합한 SS 규칙대비 3.39% 개선하였다. WDR의 시나리오 3은 평균 납기지연을 Random 규칙대비 99.80% 개선하였으며 단일 Dispatching 규칙 중 적합도 함수에 가장 적합한 EDD 규칙대비 0.43% 개선하였다. 따라서 성능지표 분석결과에서 시나리오별 WDR은 시나리오별 적합도 함수의 결과에서 단일 Dispatching 규칙대비 개선된

결과를 보였다. 또한 높은 복잡성과 불확실성을 가지는 제조환경에서 WDR은 단일 Dispatching 규칙대비 여러 성능지표에서 우수성을 보였다.

〈표 5〉 시나리오별 WDR의 성능비교 분석결과

시나리오별 WDR	비교대상 Dispatching 규칙	시나리오별 성능지표 개선율(%)
WDR: Scenario 1	Random	4.32
	SRT	1.38
WDR: Scenario 2	Random	4.35
	SS	3.39
WDR: Scenario 3	Random	99.80
	EDD	0.43

VI. 결론

본 연구는 재작업이 존재하는 유연흐름라인을 대상으로 가중치 기반 Dispatching 규칙(WDR)을 제안하였다. WDR은 복잡성과 불확실성이 존재하는 공정 환경을 반영한 가중치를 시물레이션 기반 유전알고리즘을 활용하여 탐색한다. 탐색한 가중치를 적용한 WDR은 단일 Dispatching 규칙 대비 여러 성능지표를 만족함을 시물레이션 실험을 통해 입증하였다.

WDR은 각 프로세스 별로 여러 공정요소들을

가중치를 통해 적절히 고려하여 평균 흐름시간과 평균 납기지연을 개선하였다. 이는 향후 현장에서 공정 운영 시 운영정책별 가중치 제안 및 공정 제어 방안으로 활용될 수 있다.

향후 연구로 본 연구에서 고려하지 않은 재작업인 인라인 재작업 상황에서 WDR을 제안하고자 한다. 또한 Simulated Annealing이나 Deep Neural Network와 같은 유전알고리즘이 아닌 다른 탐색 알고리즘을 통한 효율적인 가중치 탐색을 하고자 한다. 추가적으로 가중치가 동적으로 변하는 환경에서 WDR을 제안하고자 한다.

## 참 고 문 헌

- [1] Simme Douwe P. Flapper, Jan C. Fransoo, Rob A. C. M. Broekmeulen, and Karl Inderfurth, "Planning and control of rework in the process industries: a review," *Production Planning & Control*, Vol.13, No.1, pp.26-34, 2002.
- [2] 신재선, 한주윤, 정봉주, "다단계 생산시스템에서 재작업정책의 비교분석", *대한산업공학회지*, 제32권, 제1호, pp.29-41, 2006.
- [3] 신현준, "재작업이 존재하는 반도체 제조공정을 위한 실시간 작업투입 알고리즘", *반도체디스플레이기술학회지*, 제10권, 제1호, pp.101-105, 2011.
- [4] T. Lee, and Y. Loong, "A review of scheduling problem and resolution methods in flexible flow shop," *International Journal of Industrial Engineering Computations*, Vol.10, No.1, pp.67-88, 2019.
- [5] 최유준, "이종 병렬설비 공정의 납기지연시간 최소화를 위한 유전 알고리즘", *한국산업경영시스템학회지*, 제38권, 제1호, pp.65-73, 2015.
- [6] 서정하, 백준길, 고효현, 김성식, "재작업이 존재하는 이종병렬기계에서 생산효율을 위해 공정 소요시간 단축을 목적으로 하는 작업할당", *대한산업공학회지*, 제37권, 제4호, pp.367-381, 2011.
- [7] J. H. LEE, Y. Kim, Y. B. Kim, B. H. Kim, G. H. Chung, and H. J. Kim, "A Sequential Search Method of Dispatching Rules for Scheduling of LCD Manufacturing Systems," *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol.33, No.4, pp.496-503, 2020.
- [8] 이정만, 김영주, 이태훈, 홍순도, "작업자 추종 피킹 카트를 도입한 주문피킹 시스템의 시뮬레이션 기반 생산성 분석", *물류학회지*, 제30권, 제1호, pp.1-12, 2020
- [9] Y. H. Kang, and H. J. Shin, "An adaptive scheduling algorithm for a parallel machine problem with rework processes", *International Journal of Production Research*, Vol.48, No.1, pp.95-115, 2010.
- [10] Elmira Gheisariha, Madjid Tavana, Fariborz Jolai, and Meysam Rabiee, "A simulation-optimization model for solving flexible flow shop scheduling problems with rework and transportation", *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol.180, pp.152-178, 2021.
- [11] 김정민, 최이, 박태진, 류광렬, "자동차 컨테이너 터미널의 복수 규칙 기반 AGV 배차전략 최적화", *한국항해항만학회지*, Vol.35, No.6, pp.501-507, 2011.
- [12] S. Hong, and Y. Kim, "The Effects of Loosely Coupled Hand-off Operations on Bucket Brigade Order Picking Systems", *Industrial Engineering & Management Systems*, Vol.17, No.4, pp.745-756, 2018.
- [13] H. Y. Fibrianto, B. Kang, and S. Hong, "A Job Sequencing Problem of an Overhead Shuttle Crane in a Rail-Based Automated Container Terminal", *IEEE Access*, Vol.8, pp.156362-156377, 2020.
- [14] S. H. Choi, and K. Wang, "Flexible flow shop scheduling with stochastic processing times: A de-

composition-based approach”, *Computers & Industrial Engineering*, Vol.63, No.2, pp.362-373, 2012.

- [15] 김병수, 주철민, “효과적인 디스패칭 방식을 이용한 병렬기계의 일정계획 문제에 대한 유전알고리즘”, *대한산업공학회 춘계공동학술대회 논문집*, pp.1030-1035, 2011.
- [16] M. Djurasević, and D. Jakobović, “Creating dispatching rules by simple ensemble combination”, *Journal of Heuristics*, Vol.25, No.6, pp.959-1013, 2019.
- [17] 류광렬, “스마트 팩토리 기술과 항만 컨테이너 터미널의 운영 최적화”, *한국통신학회지*, Vol.35, No.4, pp.19-27, 2018.
- [18] 홍승현, 신경식, “유전자 알고리즘을 활용한 인공 신경망 모형 최적입력변수의 선정: 부도예측 모형을 중심으로”, *지능정보연구*, Vol.9, No.1, pp.227-249, 2003.
- [19] 김선웅, 안현철, “Support Vector Machines와 유전자 알고리즘을 이용한 지능형 트레이딩 시스템 개발”, *지능정보연구*, Vol.16, No.1, pp.71-92, 2010.
- [20] Bangsow S, *Tecnomatix Plant Simulation*, Springer, 2020.

**저자 소개**



**이 광 현(Gwangheon Lee)**

- 2022년 2월 : 부산대학교 산업공학과 (공학사)
- 2022년 3월~현재 : 부산대학교 산업공학과 산업데이터공학융합전공 석사과정
- 관심분야 : 시뮬레이션 및 최적화, 머신러닝



**한 광 옥(Gwanguk Han)**

- 2019년 2월 : 부산대학교 산업공학과 (공학사)
- 2022년 2월 : 부산대학교 산업공학과 산업데이터공학융합전공 (공학석사)
- 2022년 3월~현재 : 부산대학교 산업공학과 산업데이터공학융합전공 박사과정
- 관심분야 : 시뮬레이션 및 최적화, 디스패칭, 머신러닝



**강 봉 권(Bongwon Kang)**

- 2019년 8월 : 부산대학교 산업공학과 (공학사)
- 2019년 9월~현재 : 부산대학교 산업공학과 산업데이터공학융합전공 석박통합과정
- 관심분야 : 시뮬레이션 최적화, 머신러닝



**이 승 환(Seonghwan Lee)**

- 2019년 8월 : 인하대학교 신소재공학과 (공학사)
- 2019년 8월: 인하대학교 Global Entrepreneurship (학사)
- 2020년 12월~현재 : (주)다우정밀 기술연구소 연구개발부 책임연구원
- 관심분야 : 빅데이터, 블록체인, ERP, 자동차산업



**홍 순 도(Soondo Hong)**

- 1994년 2월 : 포항공과대학교 산업공학과 (공학사)
- 1996년 2월 : 포항공과대학교 산업공학과 (공학석사)
- 2010년 8월: Texas A&M University 산업공학과 (공학박사)
- 2014년 3월~현재 : 부산대학교 산업공학과 교수
- 관심분야 : 제조물류, 자가조직 물류시스템, 시뮬레이션 최적화