

ISSN 2765-2351

물류 과학 기술 연구

Journal of Logistics Science & Technology

2021년 12월 2권 2호

THE SOCIETY OF LOGISTICS
SCIENCE AND TECHNOLOGY

물류과학기술연구

Journal of Logistics Science & Technology

제 2권 제 2호

2021년 12월

목 차

1. 전기자동차의 드론 배터리 충전을 고려한 친환경 최적 경로 문제

차형주, 김동균, 은준엽, 정태수 / 1

2. MuZero 강화학습을 이용한 항만 컨테이너 재정돈 계획

최원균, 이기주, 채준재 / 19

3. 도시 지하철도 물류 시스템의 운영시나리오 분석을 통한 DSM 기반 인터페이스 요구 사항 보완 연구

황선우, 김학성, 김주욱 / 38

4. 라스트마일 배송시간 최소화를 위한 배송 구역 연구

류한별, 남대식, 박민영 / 52

5. 중소 서브터미널의 물류 효율화를 위한 로봇 기반 상차 자동화 시스템 운용개념 및 요구 사항 개발에 관한 연구

이상민, 김영민 / 62

6. 연관 규칙 마이닝을 이용한 제품 저장 위치 할당 방식에 관한 연구

정재원, 이상엽 / 75

전기자동차의 드론 배터리 충전을 고려한 친환경 최적 경로 문제

차형주¹, 김동균¹, 은준엽^{2†}, 정태수^{1†}

¹고려대학교 산업경영공학과

²고려대학교 기술경영전문대학원

A Green Vehicle Routing Problem Considering Drone Battery Charging using an Electric Vehicle

Hyungjoo Cha¹, DongKyun Kim¹, Joonyup Eun^{2†}, Taesu Cheong^{1†}

¹School of Industrial Management Engineering, Korea University

²Graduate School of Management of Technology, Korea University

This paper proposes a green vehicle routing problem using a drone where the drone can charge its battery using the electric vehicle. Most of the conventional drone-vehicle collaborative routing problems have an assumption that the battery of a drone is instantly replaced after its delivery. This in turn requires numerous batteries in total, as much as the number of drone launches. However, in this research, we propose a novel routing scheme, where the drone can charge its battery using the electricity of the ground vehicle. Especially, the problem aims to find a route with the lowest total battery consumption, forming an environmental-friendly delivery route. A mixed-integer linear programming model is presented and noticing the complexity, we develop an efficient heuristic algorithm.

Keywords: Green logistics, Rechargeable drone, Electric vehicle routing problem

논문접수일 : 2021.10.05.

심사완료일 : 2021.12.19.

게재확정일 : 2021.12.21.

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임
(No. 2021R1F1A1059302, 2021K2A9A2A06047937).

† Corresponding Author: jeun@korea.ac.kr, tcheong@korea.ac.kr

1. 서론

경제 및 산업의 발달과 함께 많은 삶의 편의성은 증가하였지만, 화석연료의 사용으로 인한 환경오염 및 지구 온난화 현상과 같은 부작용 역시 함께 발생하였다. 환경오염 및 지구 온난화 현상은 이미 전 세계적으로 이슈가 되고 있다. 이를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되고 있으며, 그중 하나의 방법이 화석연료 대신 배터리를 이용하는 전기차이다. Tesla 사를 필두로 하는 전기차 사업은 친환경 사업의 일환으로 발전하기 시작하였으며, 국내에서도 현대자동차, 기아에서도 전기차를 출시하며 친환경 사업을 이어가고 있다.

이러한 전기차의 사용은 배송 시 차량의 사용이 필수적인 물류업계에서 전 세계적인 친환경 사업에 적합한 방법으로 떠오르고 있다. 물류업계에서의 친환경 사업은 친환경 물류라 불리며 더욱 중요도가 올라가고 있다. 하지만 단순히 전기차의 도입만으로 친환경 물류를 실현할 수는 없다. 전기차와 같은 전기를 사용하는 이동수단은 필수적으로 배터리를 사용하게 된다. 이러한 배터리를 사용하는 것은 화석연료를 사용하는 이전 이동수단에 비해 친환경적이라고 할 수 있다. 그러나 배터리 자체를 생산하고 더 이상 사용할 수 없는 폐배터리를 폐기하는 과정은 친환경과는 거리가 멀다. 배터리 생산에 필요한 광물의 채굴 과정에서는 대기오염 물질이 발생하기도 하며, 엄청난 양의 지하수를 사용하기도 한다. 또한, 국립환경과학원은 폐배터리를 유독 물질로 분류하고 있는 상황이다(B.Kim 2021). 따라서 화석연료를 대체하는 동시에 배터리를 보다 더 효율적으로 활용하여 배터리 자체의 생산과 폐기를 줄이는 것이 친환경 물류를 위해 필수적이다. 따라서 물류업계는 친환경 물류를 위해 기존과는 다르게 배터리를 보다 효율적으로 운용하며 배송을 할 수 있는 방법을 모색할 수밖에 없는 상황이 되었다.

현재 배송업계가 마주한 문제는 이뿐만이 아니다. 또 다른 문제는 전자상거래의 발달로 인해 증가하는 배송 건수와 빠른 배송에 대한 수요이다. 배송업계는 이를 만족하기 위해 다양한 시도를 하고 있다. 쿠팡에서는 ‘로켓배송’을, SSG닷컴, 마켓컬리, 오아시스마켓에서는 ‘새벽 배송’을 통해 고객들의 빠른 배송에 대한 수요를 만족시키기 위해 노력 중이다(Na 2021). 또한, 2019년 발생하여 유행하기 시작한 코로나바이러스감염증-19로 인해서 비대면 배송에 대한 수요도 증가하면서, 하나의 운송수단을 이용하는 기존의 배송 방식으로는 빠른 배송과 비대면 배송 모두를 만족하기에는 한계를 보이고 있다.

물류업계는 이러한 빠른 배송과 비대면 배송 그리고 친환경 물류 모두를 만족할 수 있는 방법으로 배송에 드론을 도입하기 시작하였다. 미국의 Amazon 사, UPS 사에서 준비 중에 있는 ‘드론 배송’은 거의 실현을 앞두고 있다(Kim, 2020). 독일의 DHL 사의 parcelcopter는 동아프리카 지역의 의료물자 조달을 선보였으며, 스카이포트(skyport)를 활용하여 두 마을 사이의 택배 드론의 시범 운용을 하는 등 다양한 행보를 보여주고 있다(Adams, 2016). 또한, 국내에서는 국토교통부에서 드론 택배 사업을 위한 사업등록증을 발급하며 국내에서도 ‘드론 배송’이 실현을 앞두고 있음을 알렸다(K.Kim 2021). 물류업계는 드론을 배송에 사용하면서 기존의 배송보다 빠르면서도 보다 친환경적인 배송이 가능할 것으로 보고 있다.

본 연구는 Murray and Chu(2015)가 제안한 flying sidekick traveling salesman problem(FSTSP)을 확장, 발전시킨 연구이다. FSTSP는 배송을 할 때 차량이 드론을 탑재한 채 이동하며, 배송 중에 드론이 차량에서 이륙하여 고객에게 배송을 수행하고 이륙했던 지역이 아닌 다른 지점으로 이동하여 차량과 합류하는 배송 모형을 의미한다. 이때, 도착시간의 정확한 계산이 중요하며, 드론이 차량과 만나게 되는 경우 배터리가 완충된 배터리로 즉각 교체된다는 가정을 갖고 있다. 저자들은 이와 더불어, 드론이 차량과 별도로 출발지와 가까운 곳에 대해서 반복적으로 배송을 수행하고 나머지 지역은 차량으로 배송을 수행하는 방식인 parallel drone scheduling traveling salesman problem(PDSTSP)를 제안하였다.

FSTSP 문제가 제안된 이후, 다양한 형태의 변형 연구가 진행되었다. 드론-차량 협동 배송에 대한 최근

연구 트렌드는 Macrina et al. (2020)과 Chung(2020)에 의해 자세히 비교분석 되었다. Poikonen and Golden(2020)은 드론이 하나가 아닌 두 고객 이상 방문할 수 있도록 문제를 정의하고 알고리즘을 제시하였다. Kitjacharoenchai(2019)는 차량과 드론의 수를 하나 이상 사용할 수 있도록 하는 수리적 모형을 제시하였으며, 그에 상응하는 휴리스틱 알고리즘을 제시하였다. Gonzalez-R(2020)은 드론의 다수 고객 배송 문제를 재정의하고 문제를 풀기위해 담금질기법(Simulated Annealing) 기반의 반복적 탐욕 알고리즘(iterative greedy algorithm)을 새로이 제시하였다. Kuo(2021)은 각 고객에 방문해야 하는 지정된 시간이 정해진 문제를 vehicle routing problem with drones and time windows(VRPTWD)로 정의하였으며 효과적인 이웃해를 찾는 발견적 해법을 제시하였다. Jeong(2019)는 드론에 탑재되는 물건의 무게에 따른 에너지 소모와 함께 무인항공기 비행금지 지역에 대한 고려를 추가로 한 현실적인 연구를 제안하였다. Agatz(2018)에 의해 TSP with Drone(TSP-D)가 제시되었으며, 문제를 해결하는 방법에 있어 혼합정수계획법 문제를 분할하여 해결하는 방안을 제시한 연구는 Vásquez(2021)에서 확인할 수 있다. 또한, Ermağan(2022)는 열생성기법(column generation)을 기반으로 한 드론 경로 문제(drone routing problem, DRP)를 제시하였다. Moshref-Javadi (2020)은 여러 드론을 사용할 때, 차량이 모든 드론의 회수 시간까지 대기함을 고려하며 배송을 수행한다. 해당 연구에서는 최대 대기시간에 대한 증명된 한계값(bound)을 제시하여 알고리즘의 성능을 증명하였다. 나아가 차량은 드론의 이동식 기지(station) 역할만 수행하고 모든 배송은 드론이 수행하는 연구도 존재한다(Carlsson 2018). 저자가 제시한 문제와 같이, 모든 방문을 드론이 수행하는 연구는 드론의 제한된 능력 때문에 배송보다는 항공 감시, 촬영, 재난 상황 대응 등의 영역에서 사용되고 있다 (Yi 2021, Chowdhury 2021, Ribeiro 2021).

앞서 언급한 바와 같이 FSTSP만이 유일한 드론-차량 협동 배송 문제인 것은 아니다. PDSTSP 또한 드론을 활용한 배송을 수행하며 FSTSP와는 다른 특징을 가진다. PDSTSP에서는 거점(depot)을 기준으로 특정 범위 내에 존재하는 고객은 드론이 배송을 담당하며, 해당 지역을 포함한 그 외 고객은 차량으로 방문하는 문제 특성을 가진다. PDSTSP는 FSTSP와 다르게 드론이 특정 순서쌍(i.e., sorties, Murray and Chu(2015))으로 움직이지 않기 때문에 문제의 복잡도는 상대적으로 낮다. Kim and Moon(2018)은 TSP-D 문제의 연장선으로 드론 기지(station)를 사용한 문제를 제안하였다. 해당 연구에서는 차량이 배송만을 수행하는 것이 아닌 드론 기지(station)로 물품을 공급하는 역할도 담당한다. Raj et al.(2021)은 PDSTSP와 관련하여 아크(arc) 기반 수리모형과 두 가지의 입지선정문제(set covering problem) 기반 수리모형을 제안하였다. 해당 저자는 드론의 배터리 사용을 고려한 드론 이동 속도를 산정하고 이를 반영하였다. PDSTSP는 단일 차량을 사용하는데, 해당 가정을 완화한 parallel drone scheduling vehicle routing problem(PDSVRP)에 대한 연구도 진행되었다(Nguyen 2021).

전기자동차의 사용이 보편화 되면서 electric vehicle routing problem(EVRP)라 칭해지는 배터리를 사용한 경로 문제가 제시되었으며, Erdoğan and Miller-Hooks(2012)는 해당 문제를 green vehicle routing problem(GVRP)라 정의하였다. Schneider(2014)는 고객을 방문해야 하는 시간대가 정해진 상황을 가정하여 전기 차량이 충전소에서 전기를 충전하며 배송을 진행하는 경로 문제를 제안하였다. 더 나아가, 운송수단이 사용하는 배터리의 전력량을 최소화하고자 하는 목적에서 Macrina et al.(2019)는 차량 군집(vehicle fleet)이 배송을 수행할 때 충전이 가능한 상황에서 차량의 가속과 감속에 대한 에너지 소모량을 고려하고, 그에 대해 가장 친환경적인 경로를 찾는 연구를 제안하였다. Goeke(2015)는 전기자동차와 일반 내연기관 자동차가 혼재한 상황에서 속도와 화물 무게에 의한 에너지 사용을 수리모형에 접목한 연구를 제시한다.

본 연구에서는 이러한 과거 연구 배경을 기반으로 전기로 구동되는 드론이 마찬가지로 전기로 구동되는 트럭의 배터리로 자신의 배터리를 충전하는 동시에 트럭과 드론 모두 최소한의 배터리 소모량으로 배송을 수행하는 협업 배송 모델인 green vehicle routing problem with drone battery charging(GVRP-DC)을 제안한다. GVRP-DC는 주어진 고객들을 모두 1번만 방문하고 돌아오는 외판원문

제(Traveling Salesman Problem, TSP)의 종류로서 TSP 문제가 갖는 모든 가정을 동일하게 적용받는다. 하지만 앞서 언급한 것과 같이 GVRP-DC는 차량과 더불어 전기 드론을 추가로 운용하기 때문에 경로의 형태는 기존의 TSP와는 다르다. 특히, GVRP-DC는 기존의 차량-드론 협업 배송 문제에서 나타나는 경로의 형태와 다른 경우가 존재한다. 기존의 차량-드론 협업 배송에서는 드론의 배터리의 즉각적인 교체를 가정하고 있으며, 배터리 소모를 고려하지 않기 때문에 가능한 최대의 횡수로 드론을 사용할 수 있다. 반면, GVRP-DC에서는 배터리가 차량의 배터리에 의존적이며 특히 배터리의 소모량을 최소화하기 위해 이륙 횡수를 제한하게 하는 등의 경로가 확인된다. 이러한 특성은 아래의 Figure 1을 통해서 확인할 수 있다.

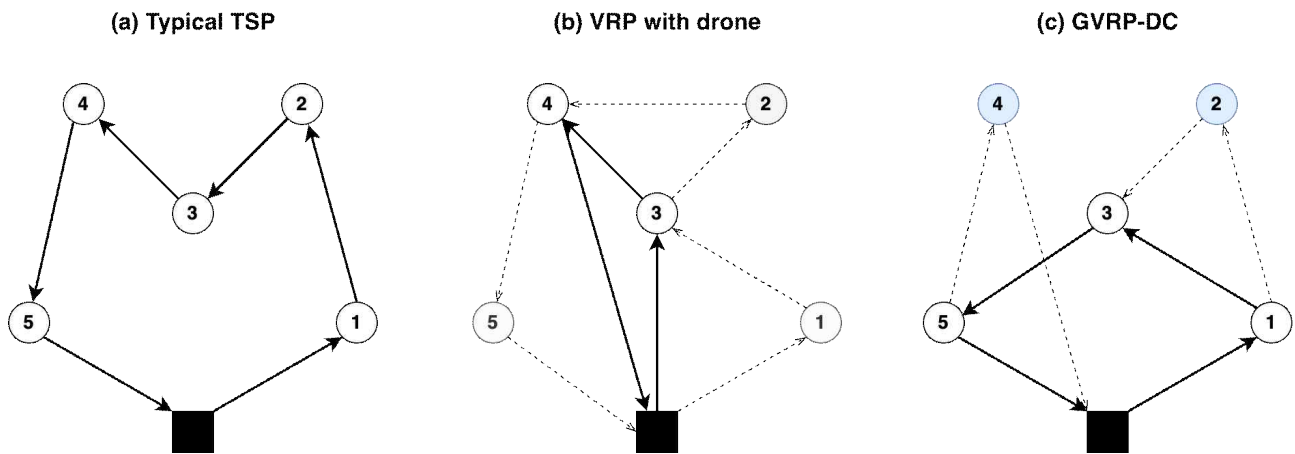


Figure 1. A difference in route shape between typical TSP problem, VRP with drone and GVRP-DC.

드론과 차량의 협동 배송에서 드론의 전력 소모를 비선형함수(nonlinear function)로 표현되는 에너지 함수(energy function)로 정의하여 분지한계법(branch-and-cut)으로 접근한 연구도 존재한다(Cheng 2020). 그러나 대부분의 기존 연구는 일반적으로 충전소를 사용한 재충전 문제를 차량 위주로 다루며, 드론에 관한 대부분의 연구는 배터리의 즉각적인 교체를 가정한다. 즉, 어떠한 운송수단이 다른 운송수단을 연료 공급원으로 사용하는 문제는 존재하지 않으며, 충전소와 같은 운송수단이 아닌 외적 구조물을 사용하여 도움을 받는 형태 위주로 연구되어왔다.

주어진 네트워크에 대하여 GVRP-DC는 전기자동차가 전기 드론을 탑재한 상태에서 물류거점(depot)를 출발하게 된다. 이때 두 운송수단은 협업하며 각각 배달을 수행하고 동시에 출발지로 돌아오는 형태의 경로를 가진다. 여기서 GVRP-DC는 각 운송수단의 배터리의 양이 절대 음수가 되면 안 되는 제약조건을 추가로 갖고 있다. GVRP-DC의 특징적인 성격은 전기 드론의 배터리가 전기자동차 위에 탑재되는 경우, 기존의 배터리 교체방식이 아닌 전기자동차의 배터리를 사용하여 자신의 배터리를 충전하는 방식으로 운용되며 전기자동차와 전기 드론의 배터리 사용 총량을 줄이고자 하기 때문에 상충관계를 고려하게 된다. 이러한 방식은 전체 필요 배터리의 개수가 각 운송수단의 개수, 즉 2개이며 전체 배터리 소모량을 최소화 하는 점에 특징이 있다. 이는 앞에서 언급하였던 것처럼 전기를 사용하는 이동수단은 화석연료를 사용하는 이동수단에 비해 친환경적이지만, 배터리의 생산과 폐기는 그렇지 않다는 점에서 그 중요성을 갖는다. GVRP-DC에서는 이러한 환경 문제를 경로 산출 과정에서 고려하기 위해 일반적인 경로 최적화 문제에서 목적으로 하는 최소 배송 소요시간을 고려한 경로생성이 아닌 최소 전력 소모량을 고려한 경로생성을 목적으로 한다.

GVRP-DC는 이러한 문제점을 반영하여 배터리의 효율적 사용을 도모하면서도 총 배송시간은 줄이는

친환경적 협업배송 모델을 제안하는 것을 목표로 한다. 본 연구의 주요 기여점은 다음과 같다.

- 전기자동차와 전기 드론의 협업배송 모델인 GVRP-DC의 수리모형을 제시한다. GVRP-DC는 전기 드론이 전기자동차를 충전소로 사용하여 충전하는 것을 고려하며, 이는 기존 연구에서 배송 시 배송을 한 드론의 배터리를 바로 교체한다는 가정을 완화한 것이다.
- 주어진 고객 모두에게 배송을 할 때, 최소한의 배터리를 사용하는 친환경적인 경로를 찾고자 한다.
- GVRP-DC의 문제를 해결하기 위한 혼합정수계획법 기반의 수리모형과 메타-휴리스틱 알고리즘을 제안한다.

본 논문은 다음과 같은 구성으로 이루어져 있다. 2장에서는 GVRP-DC를 정의하고 이에 대한 혼합정수계획법 수리모형과 메타-휴리스틱 알고리즘을 자세하게 살펴본다. 3장에서는 잘 알려진 TSP 데이터를 활용하여 수리모형과 메타-휴리스틱 알고리즘의 성능을 검증한다. 마지막으로, 4장에서는 본 연구의 결론을 제시한다.

2. 문제 정의와 제안 해법

본 장에서는 GVRP-DC를 정의하고 혼합정수계획법 기반 수리모형을 제시한다. GVRP-DC는 전기자동차와 전기 드론을 활용한 협동 배송 시스템이다. 두 운송수단은 배송 시작 지점인 거점(depot)을 출발하여 고객들을 방문하고, 다시 출발지인 거점으로 돌아온다. 배송에서 각 고객은 단 하나의 운송수단으로만 배송을 받을 수 있게 된다. 드론은 사전에 정의된 순서쌍(i.e., sorties)으로만 이동 가능하며, 순서쌍은 드론 출발 노드(i), 드론 배송 노드(j), 그리고 드론 도착 노드(k)로 이루어지게 된다. 이때 배송이 실제로 수행되는 노드는 드론 배송 노드(j)이며, 순서쌍의 나머지 노드는 차량으로 방문을 수행해야 한다.

GVRP-DC는 경로를 생성하는 과정에서 각 운송수단의 배터리 잔여량을 추가로 고려하게 된다. 전기자동차와 전기 드론은 각각 배터리를 보유하고 있으며, 전기자동차의 배터리는 전기 드론보다 그 용량이 크다고 가정한다. 또한, 전기 드론은 전기자동차의 배터리로 충전할 수 있음을 가정한다. 이때, 전기 드론이 전기자동차 위에 탑재되는 형태로 있을 때만 충전할 수 있게 되며, 본 연구에서는 충전 과정에서의 에너지 손실은 없음을 가정하였다.

드론은 앞서 언급한 순서쌍을 이동하면서 자기 자신의 배터리를 소모하는데, 이는 전기자동차가 도착하는 거점을 제외한 나머지 노드들에 대해서는 일정량 이상의 배터리를 보유하고 있어야 함을 알 수 있다. 드론의 이동과정에서 두 가지의 추가적인 작업으로 인한 시간이 발생한다. 먼저, 배송할 물품을 드론에 탑재하는 준비시간이 필요하다. 다음으로는 배송작업을 마친 드론을 수거하여 다시 차량에 탑재하는 수거 시간이 필요하다. Murray and Chu(2015)가 제안한 FSTSP 문제에서는 해당 준비시간과 수거 시간에서 배터리 교체시간이 포함되어 있다. 그러나 본 연구에서는 해당 시간이 포함되지 않는다. 이러한 특성을 기반으로 GVRP-DC는 전체 사용 전력을 최소화하는 친환경적 경로를 찾고자 하며, 다음과 같은 가정을 기반으로 한다.

먼저, 전기자동차와 전기 드론은 모든 고객을 방문하여 배송을 수행하며, 모든 고객은 단 하나의 운송수단으로만 배송을 받을 수 있다. 또한, 각 운송수단은 하나의 배터리를 각각 소유한다. 전기 드론은 전기자동차를 활용하여 충전할 수 있으며, 이때 충전량은 거리에 선형적으로 비례하여 산정된다. 각 운송수단의 배터리 소모량 또한 거리에 비례하여 산정된다. 추가적으로 전기 드론은 이동 가능 순서쌍의 마지막인 도착 노드에서만 전기자동차에 탑재될 수 있다. 이 때, 전기 드론은 사전에 정의된 순서쌍으로만 움직일 수 있으며, 하나의 순서쌍을 순회하기 위한 배터리 소요량은 전기 드론이 출발하는 시점에서 가진 배터리의 잔량을 넘을 수 없다. 마지막으로 전기자동차는 출발 거점으로부터 완충된 상태로 출발하며, 배송 중간에 재충전 될 수 없다.

2.1 수리모형

본 절에서는 GVRP-DC가 정의되는 집합, 매개변수 그리고 결정변수를 정의하고 혼합정수계획법 기반 수리모형을 제시한다. GVRP-DC는 무방향 그래프(undirected graph) $G = (N, E)$ 로 정의되고 N 은 전체 노드 집합, E 는 고객 사이의 간선 집합을 의미한다. 집합 N 은 고객 노드 집합 $C = \{1, 2, \dots, c\}$ 와 거점 노드를 출발과 도착 지점으로 복사하여 합한 $\{0, c+1\}$ 의 합집합으로 이루어진다. 수리모형의 정의를 위해 집합 N 을 $N_0 = \{0, 1, 2, 3, \dots, c\}$ 과 $N_+ = \{1, 2, 3, \dots, c+1\}$ 으로 구분할 수 있으며, 해당 집합으로 드론이 이동 가능한 길을 정의하는 순서쌍 $\langle i, j, k \rangle$ 의 집합인 집합 P 를 정의할 수 있다. 집합 P 를 정의하기에 앞서 드론이 방문하여 배송을 수행할 수 있는 고객 집합 C_p 를 사전에 정의할 수 있다.

간선 집합 E 는 $E = \{(i, j) | i, j \in N, i \neq j\}$ 로 정의 가능하다. 각 간선은 전기자동차와 전기 드론의 음이 아닌 이동시간이 할당되며 이를 각각 τ_{ij} 와 τ'_{ij} 로 표기한다. W_L 은 전기 드론의 이륙 준비를 위한 시간이며, W_R 은 전기 드론의 차량 탑재를 위한 수거 시간이다. α 는 전기 드론의 배터리 충전율, β 는 전기 드론의 배터리 사용률을 의미하며, γ 는 전기자동차의 배터리 사용률로 정의한다. 배송 시작 시 전기자동차의 초기 배터리 보유량을 V , 배송 시작 시 전기 드론의 초기 배터리 보유량을 A 로 정의하고, 전기 드론의 배터리 용량을 B 로 정의한다.

결정변수는 다음과 같이 정의한다. x_{ij} 는 전기자동차가 고객 노드 i 에서 고객 노드 j 로 이동하면 1, 아니면 0 값을 갖는 이진 변수이며, 실제 전기 드론의 경로를 구성하는 y_{ijk} 는 전기 드론이 고객 노드 i 에서 이륙하여 고객 노드 j 를 방문하여 배송을 수행하고 고객 노드 k 에서 차량과 합류하면 1, 아니면 0 값을 갖는 이진 변수이다. 각 운송수단이 이동하며 산정되는 시간을 올바르게 계산하고자 전기자동차와 전기 드론이 고객 노드 j 에 도착하는 시간을 의미하는 결정변수 t_j 와 t'_j 를 설정한다. 또한, p_{ij} 는 전기자동차의 방문순서에 대해 전기 드론의 이동 순서를 정확히 맞추기 위한 이진 변수를 뜻한다. 부경로 방지를 위하여 보조 결정변수 u_i 를 사용하며 고객 노드 i 에서 전기자동차와 전기 드론의 배터리 잔여량을 뜻하는 v_i 와 b_i 를 설정한다. 마지막으로, 고객 노드 i 에서 전기 드론의 배터리 완충 여부를 판별하는 이진 변수인 z_i 를 설정한다.

위 집합, 매개변수와 결정변수를 활용하여 다음과 같은 수리모형(P)를 정의한다.

$$(P) \quad \min (V + A) - (v_{c+1} + b_{c+1}) \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq j}} x_{ij} + \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{k \in N_+ \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk} = 1, \quad \forall j \in C \quad (2)$$

$$\sum_{j \in N_+} x_{0j} = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{i \in N_0} x_{ic+1} = 1 \quad (4)$$

$$u_i - u_j + 1 \leq (c + 2)(1 - x_{ij}), \quad \forall i \in C, j \in \{N_+ : j \neq i\} \quad (5)$$

$$\sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} x_{ij} = \sum_{\substack{k \in N_+ \\ k \neq j}} x_{jk}, \quad \forall i \in N_0 \quad (6)$$

$$\sum_{\substack{j \in C \\ j \neq i}} \sum_{\substack{k \in N_+ \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk} \leq 1, \quad \forall i \in N_0 \quad (7)$$

$$\sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk} \leq 1, \quad \forall k \in N_+ \quad (8)$$

$$2y_{ijk} \leq \sum_{\substack{h \in N_0 \\ h \neq i}} x_{hi} + \sum_{\substack{l \in C \\ l \neq k}} x_{lk}, \quad \forall i \in C, j \in \{C : i \neq j\}, k \in \{N_+ : \langle i, j, k \rangle \in P\} \quad (9)$$

$$y_{0jk} \leq \sum_{\substack{h \in N_0 \\ h \neq k}} x_{hk}, \quad \forall j \in C, k \in \{N_+ : \langle 0, j, k \rangle \in P\} \quad (10)$$

$$u_k - u_i \geq 1 - (c+2)(1 - \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}), \quad \forall i \in C, k \in \{N_+ : k \neq i\} \quad (11)$$

$$t'_i \geq t_i - M(1 - \sum_{\substack{j \in C \\ j \neq i}} \sum_{\substack{k \in N_+ \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}), \quad \forall i \in C \quad (12)$$

$$t'_i \leq t_i + M(1 - \sum_{\substack{j \in C \\ j \neq i}} \sum_{\substack{k \in N_+ \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}), \quad \forall i \in C \quad (13)$$

$$t'_k \geq t_k - M(1 - \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}), \quad \forall k \in N_+ \quad (14)$$

$$t'_k \leq t_k + M(1 - \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}), \quad \forall k \in N_+ \quad (15)$$

$$t_k \geq t_h + \tau_{hk} + W_L(\sum_{\substack{l \in C \\ l \neq k}} \sum_{\substack{m \in N_+ \\ \langle k, l, m \rangle \in P}} y_{klm}) + W_R(\sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ikl}) - M(1 - x_{hk}), \quad (16)$$

$$\forall h \in N_0, k \in N_+ : k \neq h$$

$$t'_j \geq t'_i + \tau'_{ij} - M(1 - \sum_{\substack{k \in N_+ \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}), \quad \forall j \in C, i \in \{N_0 : i \neq j\} \quad (17)$$

$$t'_k \geq t'_j + \tau'_{jk} + W_R - M(1 - \sum_{\substack{i \in N_0 \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}), \quad \forall j \in C, k \in N_+ : k \neq j \quad (18)$$

$$u_i - u_j \geq 1 - (c+2)p_{ij}, \quad \forall i \in C, j \in \{C : j \neq i\} \quad (19)$$

$$u_i - u_j \leq -1 + (c+2)(1 - p_{ij}), \quad \forall i \in C, j \in \{C : j \neq i\} \quad (20)$$

$$p_{ij} + p_{ji} = 1, \quad \forall i \in C, j \in \{C : j \neq i\} \quad (21)$$

$$t'_l \geq t'_k - M(3 - \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P \\ j \neq l}} y_{ijk} - \sum_{\substack{m \in C \\ m \neq i \\ m \neq k \\ m \neq l}} \sum_{\substack{n \in N_+ \\ \langle l, m, n \rangle \in P \\ n \neq i \\ n \neq k}} y_{lmn} - p_{il}), \quad (22)$$

$$\forall i \in N_0, k \in N_+ : k \neq i, l \in C : l \neq i, l \neq k$$

$$t_0 = 0 \quad (23)$$

$$t'_0 = 0 \quad (24)$$

$$b_0 = A \quad (25)$$

$$b_j \geq b_i - \beta \tau'_{ij} - M(1 - y_{ijk}) - Mx_{ij}, \quad \forall (i, j, k) \in P \quad (26)$$

$$b_k \geq b_j - \beta \tau'_{jk} - M(1 - y_{ijk}) - Mx_{jk}, \quad \forall (i, j, k) \in P \quad (27)$$

$$b_k \geq b_a + \alpha \tau_{ak}(1 - z_a) - \alpha \tau_{ak} z_k - M(1 - x_{ak}) - M \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}, \quad (28)$$

$$\forall k \in N_+, a \in N_0$$

$$b_j \leq b_i - \beta \tau'_{ij} + M(1 - y_{ijk}) + Mx_{ij}, \quad \forall (i, j, k) \in P \quad (29)$$

$$b_k \leq b_j - \beta \tau'_{jk} + M(1 - y_{ijk}) + Mx_{jk}, \quad \forall (i, j, k) \in P \quad (30)$$

$$b_k \leq b_a + \alpha \tau_{ak}(1 - z_a) + M(1 - x_{ak}) + M \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk}, \quad \forall k \in N_+, a \in N_0 \quad (31)$$

$$b_i \leq B, \quad \forall i \in N \quad (32)$$

$$z_i \geq 1 - M(B - b_i), \quad \forall i \in N \quad (33)$$

$$z_i \leq 1 + \frac{b_i - B}{M}, \quad \forall i \in N \quad (34)$$

$$o_k \leq o_h + \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C_p \\ j \neq h \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk} + \sum_{m \in C_p} \sum_{\substack{n \in N_+ \\ \langle k, m, n \rangle \in P}} y_{kmn} + M(1 - x_{hk}), \quad (35)$$

$$\forall h \in N_0, k \in N_+, k \neq h$$

$$o_k \geq o_h + \sum_{\substack{i \in N_0 \\ i \neq k}} \sum_{\substack{j \in C_p \\ j \neq h \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk} - \sum_{m \in C_p} \sum_{\substack{n \in N_+ \\ \langle k, m, n \rangle \in P}} y_{kmn} - M(1 - x_{hk}), \quad (36)$$

$$\forall h \in N_0, k \in N_+, k \neq h$$

$$o_i + o_j \leq x_{ij} - \sum_{\substack{k \in N_+ \\ \langle i, j, k \rangle \in P}} y_{ijk} + 1, \quad \forall i \in N_0, j \in C_p \quad (37)$$

$$v_0 = V \quad (38)$$

$$v_j \leq v_i - \gamma \tau_{ij} + M(1 - x_{ij}) - (b_j - b_i) + M(1 - o_i), \quad \forall i \in N_0, j \in N_p, i \neq j \quad (39)$$

$$v_j \leq v_i - \gamma \tau_{ij} + M(1 - x_{ij}) + Mo_i, \quad \forall i \in N_0, j \in N_p, i \neq j \quad (40)$$

$$v_j \geq v_i - \gamma \tau_{ij} - M(1 - x_{ij}) - Mo_i, \quad \forall i \in N_0, j \in N_p, i \neq j \quad (41)$$

$$v_j \geq v_i - \gamma \tau_{ij} - M(1 - x_{ij}) - (b_j - b_i) - M(1 - o_i), \quad \forall i \in N_0, j \in N_p, i \neq j \quad (42)$$

$$p_{oj} = 1, \quad \forall j \in C \quad (43)$$

$$1 \leq u_i \leq c + 2, \quad \forall i \in N_+ \quad (44)$$

$$t_i \geq 0, \quad \forall i \in N \quad (45)$$

$$t'_i \geq 0, \quad \forall i \in N \quad (46)$$

$$b_i \geq 0, \quad \forall i \in N \quad (47)$$

$$v_i \geq 0, \quad \forall i \in N \quad (48)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in N_0, j \in \{N_+ : j \neq i\} \quad (49)$$

$$y_{ijk} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in N_0, j \in \{C : j \neq i\}, k \in \{N_+ : \langle i, j, k \rangle \in P\} \quad (50)$$

$$p_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in N_0, j \in \{C : j \neq i\} \quad (51)$$

$$o_i \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in N \quad (52)$$

$$z_i \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in N_0 \quad (53)$$

GVRP-DC는 두 운송수단이 배송을 마치고 돌아왔을 때까지 사용한 배터리 전력량을 최소화하는 목적을 가지며 이는 식 (1)에서 표현된다. 식 (2)는 모든 고객이 하나의 운송수단으로만 배송을 받을 수 있다는 것을 의미하며 식 (3)과 (4)는 전기자동차가 거점을 출발하여 다시 거점으로 돌아와야 함을 나타낸다. 부경로 생성을 방지하는 제약은 식 (5)와 (44)에 표현되어있다. 제약식 (6)은 균형흐름제약을 나타내고 있으며, 식 (7)과 (8)은 전기 드론이 고객 노드 i 에서 출발하여 고객 노드 j 로 들어와 차량으로 복귀해야 함을 나타낸다. 식 (9)는 드론이 이륙하는 고객 노드 i 와 착륙하는 고객 노드 j 를 방문해야 함을 제약으로 넣어주고 있으며, 식 (10)은 드론이 출발 거점에서 이륙 되는 경우에 대한 제약을 나타낸다. 식 (11)은 전기자동차가 전기 드론이 이륙하는 노드를 착륙하는 노드보다 먼저 방문해야 함을 의미하며, 식 (12) - (15)는 각 운송수단의 도착시간 계산을 수행한다. 식 (16)은 전기 드론이 사용될 때 필연적으로 발생하는 시간인 S_L 과 S_R 을 소요시간에 더해주는 역할을 담당한다. 식 (17)-(18)에서는 전기 드론이 이동 가능 순서쌍을 사용하여 이동하는 경우 고객 노드 j 와 고객 노드 k 에서의 도착시간을 산정하며, 식 (23)과 (24)는 거점에서의 시작시간을 설정한다. 식 (19)-(21)에서는 전기 드론이 전기자동차의 방문순서와 조화를 이룰 수 있도록 하며, 제약식 (22)는 고객 노드 k 에서의 도착시간을 고려하여 고객 노드 l 에서의 적절한 이륙시간을 산정한다.

GVRP-DC는 전기로 운용되는 운송수단의 사용을 가정한다. 따라서 해당 운송수단의 배터리 잔량을 고려하는 것이 매우 중요하다. 식 (26)-(31)은 전기 드론의 초기 배터리 양을 산정하는 식 (25)와 함께 전기 드론의 배터리 잔량을 각 노드마다 계산한다. 배터리 잔량을 계산하는 과정에서 전기 드론의 배터리 소모량과 충전량은 매개변수 α 와 β 를 이용하여 산정된다. 특히 식 (28)의 경우 $\alpha\tau_{ak}z_k$ 항이 추가로 존재하는데, 가장 적은 배터리를 사용하기 위해서 해당 항이 값을 가져도 전기 드론의 충전이 배터리 최대 용량 이상으로 충전될 수 없도록 하는 제약인 식 (31)과 (32)가 적용된다. 만약 $\alpha\tau_{ak}z_k = 0$ 이라면, 식 (28)과 (31)이 배터리 충전을 고려하게 된다. 이때, 전기 드론이 방문하지 않는 고객 노드에서는 결정변수 b_i 는 갱신되지 않는다. 식 (33)과 (34)는 각 고객 노드에서 전기 드론의 완충 여부를 판별한다.

GVRP-DC는 전기자동차를 사용하기 때문에 전기자동차의 배터리 잔량 또한 계산해주어야 한다. 배터리 잔량 계산에 있어 전기 드론을 해당 위치에서 싣고 있는지가 중요하며 이는 식 (35)-(37)을 통해 결정된다. 만약 전기 드론이 차량 위에 탑재되어 있고, 배터리가 완충되지 않았다면 전기자동차의 배터리 잔량은 차량 자체가 사용하는 배터리 양에 추가로 전기 드론을 충전시키는 만큼의 배터리가 사용된다. 식 (38)은 전기자동차의 초기 배터리 양을 나타내며, 식 (39)-(42)는 식 (35)-(37)을 통해 산출된 전기 드론의 탑재 여부를 활용하여 전기자동차의 배터리 감소량을 계산한다. 모든 상황에서 배터리 잔량은 음수가 될 수 없으며 이는 식 (47)과 (48)에 기술되어 있다. 식 (43)은 p_{0j} 의 초기값을 설정해주며, (45)와 (46)은 t_i 와 t'_i 의 비음 조건을 의미한다. 마지막으로 식 (49)-(53)은 각 결정변수에 이진 조건을 부여한다.

2.2 제안 해법

TSP는 GVRP-DC의 특수한 문제(special case)이므로, GVRP-DC 또한 NP-hard에 속한다. 차원의 저주(curse of dimensionality) 이론에 따라 2.1절에서 제안한 수리모형은 큰 규모의 네트워크에서 해를 찾기 어렵다. 이러한 한계점을 인식하여 본 논문에서는 유전 알고리즘 기반 메타-휴리스틱 알고리즘을 제안한다.

2.2.1 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 좋은 해를 다음 세대로 넘기고, 나쁜 해는 교배와 변이를 통해 개선된 해를 넘김으로써

해를 발전시키며, 조합 최적화 연구에 많이 사용되는 기법이다(Whitley, 1994). 유전 알고리즘에서 염색체(chromosome)는 유전자(gene)들로 이루어져 하나의 해를 나타내는 단위이다. Figure 2는 GVRP-DC에서 정의하는 세대, 염색체, 그리고 유전자를 나타낸다. Figure 2에서 나타난 것 과 같이, 드론은 총 3번 배송을 수행한다. 이 때, 유전자는 드론이 배송을 위해 지나가는 노드들을 순서쌍으로 나타낸다. 한 경로에 대해 모든 드론의 이동 경로 순서쌍, 즉 유전자들의 모음을 하나의 염색체로 정의한 것을 확인할 수 있다.

본 연구에서 사용한 유전 알고리즘은 가능해(feasible solution)를 잘 생성하고 유지하는 것에 초점을 맞추어 구성되었다. 여기서 가능해란, 단순히 경로의 구성만을 말하는 것이 아니라 모든 고객 노드에서 배터리 잔량이 음수일 수 없다는 조건이 추가로 고려된 해를 뜻한다. 경로 구성의 관점에서 살펴보았을 때, 하나의 유전자가 거점에서 출발하여 고객을 방문하고 다시 거점으로 돌아오는 전기 드론 순서쌍을 의미한다면, 전기자동차가 배송을 수행할 때 전기 드론을 1회 이상은 사용할 수 없는 상황이 된다. 이럴 때 염색체의 길이가 2 이상이 되면 불가능해(infeasible solution)가 된다.

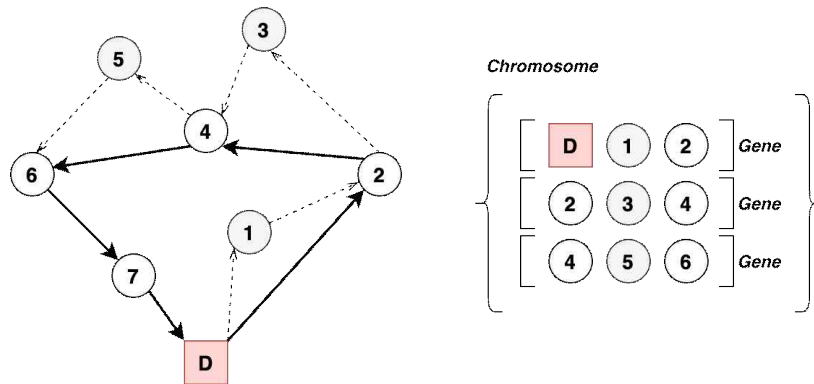


Figure 2. A feasible solution of GVRP-DC. A gene specifies a sortie and a chromosome denotes all sorties in a single route

2.2.2 교차와 변이

일반적인 유전 알고리즘의 교차(crossover)는 기존의 해의 일부를 사용하여 확률적으로 재조합을 시키는 과정을 칭한다. TSP와 같은 경로문제에서 일반적인 교차의 방법은 부경로(subtour)를 포함하는 해를 생성할 수 있으므로 변형이 필요하다. GVRP-DC에서도 부경로를 방지해야 하며, 이는 유전자를 생성하는 과정에 있어 앞서 생성된 유전자에 의존적인 관계를 가지는 것을 의미한다. 본 연구에서는 단순 교차(simple one point crossover)를 사용하였으며, 일반적인 방법으로 진행하게 되면 불가능해가 쉽게 생길 수 있으므로, 특정 유전자 뒤에 올 수 있는 순서쌍을 해집합에서 찾아 교차한다.

해 탐색에 있어 지역최적점(local optima)을 빠져나올 수 있는 것은 최적화 알고리즘에서 매우 중요한데, 유전 알고리즘에서는 변이(mutation)를 통해 이를 수행한다. GVRP-DC에서 사용되는 변이 연산은 교차와 매우 비슷하다. 차이점은 유전자를 선택할 때 세대 내 유전자 집합을 고려하지 않으며 가능한 유전자 집합 내에서 선택하는 방식으로 진행된다. 변이율은 해의 수렴을 위해 0.4로 설정하였다.

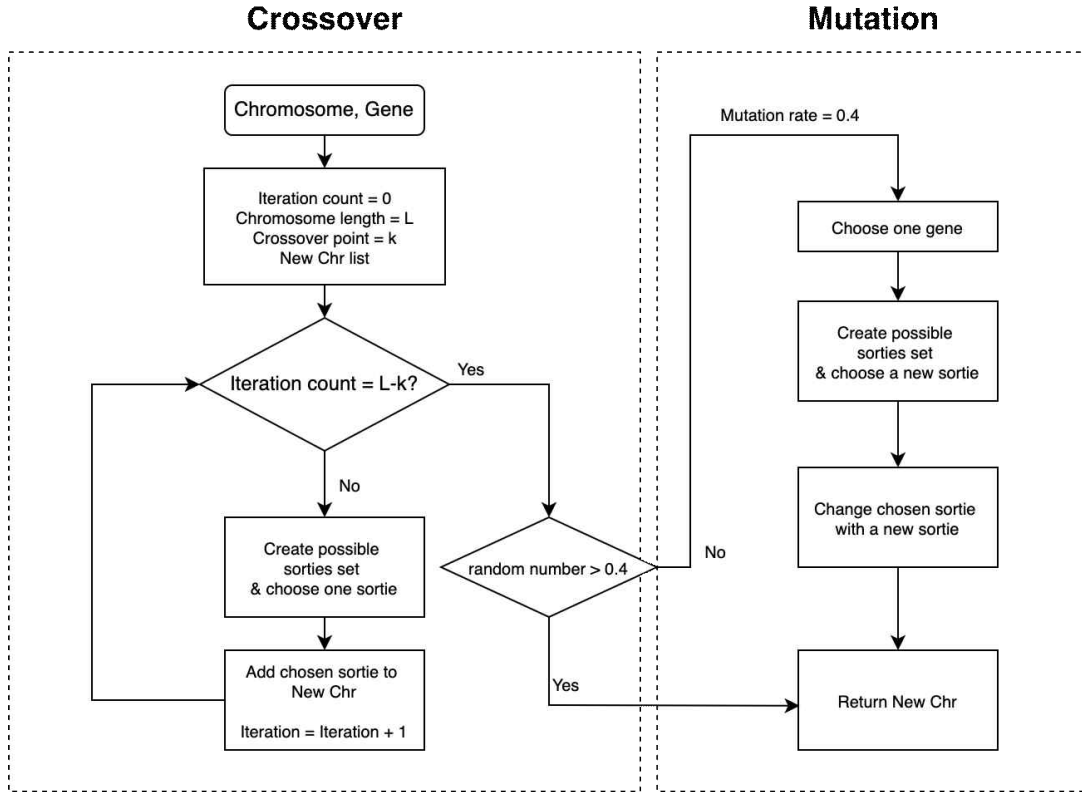


Figure 3. A flowchart of crossover and mutation for the proposed algorithm

2.2.3 차량 경로 생성

GVRP-DC의 경로는 차량 경로와 함께 전기 드론의 이동 경로가 함께 포함된 형태로 나타난다. 전기 드론의 경로 생성은 GVRP-DC의 해 품질을 결정하는 중요 요소이지만, 차량의 이동 경로 또한 해 품질에 영향을 미치게 된다. GVRP-DC는 모든 고객 노드를 한 번만 방문해야 하며 부경로가 없어야 하는 TSP가 갖는 특징적 요소를 그대로 적용받는다. 추가로, 차량은 전기 드론이 배송을 마치고 돌아오는 노드를 전기 드론이 배송을 위해 출발하는 노드보다 먼저 방문할 수 없다는 제약이 본 문제에서 포함된다.

본 연구에서는 두 가지 규칙 기반의 경로 생성 방법을 사용하였다. 먼저, 전기자동차가 전기 드론이 출발하는 위치에 있다면 가능해를 확보하기 위해 무조건 전기 드론이 도착하는 노드로 향하게 하였다. 반면에, 그렇지 않은 모든 경우에 대해서는 최근접 이웃(nearest neighborhood)으로 향하게 하였다. 이러한 방법을 사용하여 가능해를 최대한 많이 생성하도록 하였다.

경로를 생성하며 염색체 내 유전자의 경로 포함 순서, 즉 전기 드론이 출발하는 순서도 결정되었다. 이는 유전자끼리의 의존성을 고려해야 하기 때문이다. 예를 들어 $\langle 3, 4, Depot \rangle$ 이라는 유전자가 있을 때 해당 유전자는 모든 유전자 중 가장 마지막에 위치해야 할 것이다. 혹은, $\langle 1, 5, 6 \rangle$ 과 $\langle 3, 4, 1 \rangle$ 이라는 두 개의 유전자가 있을 때, 두 번째 유전자가 먼저 경로생성에서 사용되어야 하며, 그 이유는 고객 노드 1이 전기 드론이 출발하는 노드이자 동시에 도착하는 노드이기 때문이다.

2.2.4 해 적합도 평가

GVRP-DC의 가능해는 경로 관점에서뿐만 아니라 배터리 잔량 관점에서도 유효해야 한다. 즉, 모든 방문 노드에서 각 운송수단의 배터리 잔량은 음수일 수 없다. 정확한 계산을 위해 앞에서 제시한 수리모형과 같이 배송에 있어 전기 드론이 전기자동차 위에 탑재되어 있는지를 산정해야 한다. 전기 드론이 탑재된 경우 전기자동차의 배터리는 자기 자신이 사용하는 것($\gamma\tau_{ij}$) 외에도 전기 드론의 배터리 충전을 위해 추가적인 배터리 소모($\beta\tau_{ij}$)가 이루어진다. 이러한 상황을 고려하여 GVRP-DC가 목적으로 하는 최소 배터리 소모량을 적합도 식으로 정의하여 각 해를 평가한다. 적합도를 평가하는 식은 식 (54)와 같이 정의한다.

$$fitness = V + A - (TruckBattery_{c+1} + DroneBattery_{c+1}) \quad (54)$$

주어진 경로상에서 위와 같은 방법으로 각 운송수단의 배터리 잔량을 계산해보았을 때 음수가 되는 경우는 경로는 유효하나 배터리 관점에서는 유효하지 않은 해임으로 불가능해(infeasible solution)이다. 불가능해에 대해서는 적합도(fitness) 값을 매우 크게 주어 좋지 않은 해로 평가하였다. 적합도를 가장 크게 주는 것은 많은 배터리를 사용했다는 의미임으로, 자연스럽게 해는 도태됨을 기대할 수 있다. 하지만 불가능해로 평가된 해를 바로 제거하지 않았으며 이는 일반적으로 가능 영역(feasible region)과 불가능 영역(infeasible region)의 경계에서 최적해가 생기는 특징을 이용하기 위해서이다. 경로는 유효하나 배터리 잔량의 관점에서 유효하지 않은 대부분의 경우, 방문순서의 변형을 조금만 해주면 가능해로서 평가가 가능한 경우가 많다. 이러한 변형을 교차와 변이를 통해 해주기 위해 불가능해를 바로 제거하지 않았다. Figure 4은 경로 관점에서의 가능해이나 5번 고객의 배터리 잔량이 음수가 되어 불가능해인 경우를 보여주고 있다. 이러한 해의 경우 교차와 변이를 통해 가능해로의 전환을 기대해 볼 수 있다.

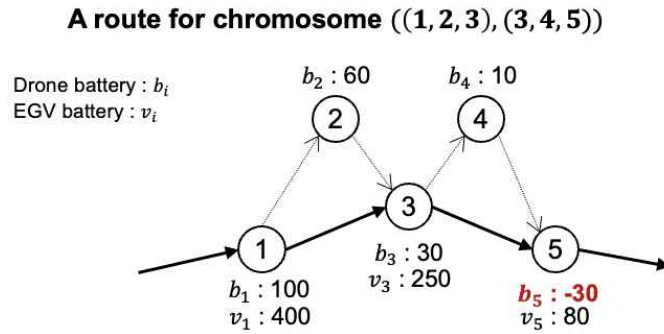


Figure 4. An infeasible solution of GVRP-DC and the battery level at each node. Note that the battery level of the drone at node 5 is negative.

3. 실험

3.1 실험 환경

본 절에서는 수리모형과 휴리스틱 알고리즘 전산 실험의 실험 환경에 대해 설명한다. 드론-트럭 협업 배송에 관한 연구는 매우 활발하게 이루어졌으나, 가장 적은 배터리 소모량과 운송수단의 연료 의존적인 관계를 고려한 경로 문제는 지금까지 연구된 바가 없다. 이에, GVRP-DC의 효율성과 효과성을 정량적으로 비교할 수 있는 선행연구가 없다. 따라서 제시한 수리모형(P)과 휴리스틱 알고리즘의 성능을 비교하여 검증 을 진행하였다. 전산 실험은 Windows Intel(R) Core i7-10700 16GB RAM에서 수행하였으며, 상용 MIP

solver로는 IBM Cplex 12.10.0.0을 사용하였다. 휴리스틱 알고리즘은 Python 3.8.5 환경에서 개발되었다.

GVRP-DC의 수리모형과 휴리스틱 알고리즘의 성능 평가를 위해 Solomon(1987)이 제안한 예제를 사용하여 실험을 진행하였다. Solomon(1987)이 제안한 예제는 총 3가지 종류로 분류되며, 고객의 위치가 군집을 이루고 있는 C-type, 군집과 임의로 분포된 고객이 섞인 RC-type, 마지막으로 모든 고객이 임의의 위치에 분포하고 있는 R-type으로 이루어져 있다. 수리모형의 검증에 있어 많은 수의 고객으로 이루어진 네트워크에 대해서는 해를 도출하기 매우 어려움으로, 수리모형의 검증은 작은 수의 고객으로 노드를 재구성하여 결과를 산출하였다.

유전 알고리즘의 경우 전기 드론의 이륙 횟수, 즉 염색체 내 유전자의 개수를 사전에 정해주어야 한다. 본 실험에서는 고객 노드 수 $|C|$ 에 대해, 작은 노드 수에 대해서는 노드 수를 2, 3, 4로 나눈 값의 몫을 유전자의 개수로 지정하였다. 큰 노드 수에 대해서는 전기 드론의 충전을 고려하여 노드 수를 4, 5로 나눈 값의 몫을 유전자의 개수로 설정하였다. 이렇게 설정된 유전자 개수에 대해 모두 실행한 후 가장 좋은 해를 주는 경우를 사용하였다.

GVRP-DC에서는 전기자동차와 전기 드론을 사용하기 때문에 각 운송수단의 배터리 용량과 사용률, 충전율을 사전에 산정해주어야 한다. 전기자동차의 경우 전기 드론의 배터리 용량과 전기자동차의 배터리 용량은 약 1:40의 비율을 갖는다(Loveday 2021, Abeywickrama 2018). 본 실험에서는 배송 시작 시 각 운송수단이 완충되어 있음을 가정함으로 해당 비율을 사용하여, 전기자동차의 배터리 용량을 40,000(V), 전기 드론의 배터리 용량을 1,000(B)으로 산정할 수 있다. Loveday(2021)와 Abeywickrama(2018)에 기재된 각 운송수단의 성능을 활용하여 충전율 $\alpha = 1$ 를 기준으로 $\beta = 0.5$, $\gamma = 2$ 로 산정할 수 있다. 네트워크상 노드 간 이동시간은 전기 드론이 전기자동차보다 1.5배 빠르도록 설정하였다(Choi, 2021).

3.2 수리모형 실험결과

본 절에서는 Solomon(1987)의 예제를 활용한 수리모형(P)의 전산 실험결과를 기술한다. 최적해의 도출을 위해 고객 노드 수를 7, 8 그리고 9개로 줄여서 실험을 진행하였으며 Table 1은 그 결과를 보여준다.

GVRP-DC의 성능을 평가하기 위해 단일 운송체계인 외판원문제(TSP)와 해를 동시에 비교해주었다. TSP 문제의 구성을 위해, GVRP-DC의 특수한 문제이므로 매개변수 A 와 α 를 0으로 설정해주어 실험을 진행하였다. Table 1은 각 문제의 유형별로 TSP와 GVRP-DC의 최적해와 연산시간을 정리한 결과이다. 특히, GVRP-DC에 대해서는 TSP 대비 해의 개선된 정도(imp. over TSP(%))와 전기 드론의 사용률을 산정하여 기재해주었다.

Table 1. Experiment result of the MILP. Solved until optimality without time limit

Problem	$ C $	Obj.val			Run time(s)		Drone usage(%)
		TSP	GVRP-DC	Imp. over TSP(%)	TSP	GVRP-DC	
C101	7	230.75	212.59	8.54	12.60	22.15	42.86
C101	8	232.90	214.91	8.37	158.26	198.77	37.50
C101	9	243.22	220.33	10.39	3343.15	10818.55	44.44
R101	7	600.24	439.08	36.70	13.78	16.81	42.86
R101	8	703.02	481.44	46.02	126.68	227.01	50.00
R101	9	730.62	515.83	41.64	3093.79	5145.14	44.44
RC101	7	441.35	440.31	0.24	6.77	21.55	42.86

RC101	8	464.78	463.74	0.22	159.42	209.16	37.50
RC101	9	479.42	471.60	1.66	2939.84	13227.37	44.44

해의 최저 개선율은 0.22%, 최대 개선율은 46.02%임을 알 수 있으며 각 문제 유형별로(C-type, R-type, RC-type) 해 개선의 평균값은 약 9.1%, 41.45%, 0.71%로 GVRP-DC의 최적해는 TSP의 최적해보다 모든 경우에 대해 개선되어 GVRP-DC의 사용이 효과적임을 강력하게 시사한다. 이를 통해 GVRP-DC는 항상 TSP보다 좋거나 같은 값을 주게 됨을 알 수 있다. 문제 유형 R-type에서 특히 해 개선의 효과가 높았음을 알 수 있으며, 상대적으로 고객의 위치가 임의로 분포되어 있는 경우 GVRP-DC의 효용이 더 높은 것으로 해석할 수 있다.

해뿐만 아니라 GVRP-DC의 전기 드론 사용률 또한 산정해 볼 수 있다. 전기 드론의 사용률은 전체 고객 노드 수 대비 전기 드론이 배송을 수행하기 위해 방문한 고객 노드 수의 비율을 백분율로 산정한 값이다. 전기 드론은 순서쌍으로 움직이기 때문에, 7명의 고객을 가진 네트워크에서는 최대 3명의 고객을 전기 드론이 방문할 수 있다. 8명과 9명의 고객을 가진 네트워크의 경우 총 4번 전기 드론이 사용될 수 있으며, R-type에서 전기 드론이 최대한으로 사용된 것을 알 수 있다.

3.3 제안 알고리즘 실험결과

제시한 수리모형은 복잡도가 매우 높기 때문에 큰 네트워크 사이즈에 대해서는 적정 시간(3600초) 내에 유효해(feasible solution)을 찾기 매우 어렵다. 해당 문제를 인식하여 큰 네트워크 사이즈에 대해서 유효해를 제공할 수 있는 휴리스틱 알고리즘을 개발하였으며 본 절에서 25, 50, 100개의 고객 노드에 대한 해당 알고리즘의 성능을 기술한다. 휴리스틱 알고리즘은 해를 도출하는 시점마다 해의 변동 가능성이 있어 10회 실시 중 가장 좋은 값을 기술하였다.

Table 2는 모든 문제 유형에 대해 7, 8, 9개와 25, 50, 100개의 네트워크에 대한 결과를 정리한 결과이다. Table 1과 마찬가지로 전기 드론의 사용률을 확인할 수 있으며 앞서 구한 최적해와의 차이를 백분율로 표시하였다. C101, R101, RC101 예제에 네트워크 크기를 줄인 경우 알고리즘은 최적해를 도출해주는 경우가 존재하였으며, 최적해와의 차이를 구할 수 있는 모든 경우에 대해서는 3% 이상 나쁘지 않았다. 9개의 노드를 가진 R101 문제에 대해서는 최적해와의 차이가 2.11%로 나타났는데, 이는 전기자동차의 경로 선택 규칙으로 인한 것으로 분석 가능하다. 하지만, 외판원문제(TSP)의 최적해(730.62)보다 월등히 좋은 값(526.72)을 보여주었음을 확인할 수 있다.

Table 2. Experiment result of the heuristic algorithm for GVRP-DC. The default settings for Table 1 is used.

Problem	C	Heuristic Algorithm			
		Obj.val	Run time(s)	Gap to MILP(%)	Drone usage(%)
C101	7	212.59	1.16	0.00	42.86
C101	8	215.15	2.13	0.11	50.00
C101	9	222.93	4.41	1.18	44.44
C101	25	890.48	27.81	*	24.00
C101	50	2657.98	729.63	*	24.00
C101	100	8308.79	12007.31	*	20.0
R101	7	447.08	1.06	1.82	42.86
R101	8	481.44	2.12	0.00	50.00

R101	9	526.72	2.73	2.11	44.44
R101	25	2408.03	22.74	*	24.0
R101	50	5044.04	474.77	*	24.0
R101	100	10961.15	13148.83	*	20.0
RC101	7	440.31	1.22	0.00	42.86
RC101	8	464.99	2.61	0.26	50.00
RC101	9	473.33	5.04	0.37	44.44
RC101	25	1669.98	22.07	*	24.0
RC101	50	5032.51	519.83	*	24.0
RC101	100	11229.19	13806.27	*	20.0

최적해를 산출할 수 있는 7, 8개 및 9개의 네트워크 규모에 대한 휴리스틱 알고리즘의 연산시간은 수리 모형보다 월등히 빠르다. 100명의 고객을 가진 네트워크에 대해서는 약 4시간의 연산시간이 걸리나, 50명의 고객의 경우 최대 12분 내외의 시간에(729.63초) 유효해를 산출할 수 있음을 확인할 수 있다.

전기 드론의 사용량은 작은 문제 사이즈(7, 8개 및 9개)에 대해서는 총 3가지 유형(노드 수를 2, 3, 4로 나눈 값의 몫)으로 진행한 것 중 가장 좋은 해를 준 경우로 기재하였고, 큰 문제 사이즈(25, 50 및 100개)에 대해서는 총 2가지 유형(노드 수를 4, 5로 나눈 값의 몫)으로 진행한 것 중 가장 좋은 해를 기재하였다. 이러한 방법이 최적 전기 드론 이륙 횟수를 고려하지 못하는 경우가 있을 수 있으나 실험의 일반화를 위해 해당 방법을 사용하였다.

Table 1에서 GVRP-DC는 R101 예제에 대해 외판원문제(TSP)의 해 보다 개선의 정도가 더 뚜렷하게 나타났다. 본 연구에서 제안하는 휴리스틱 알고리즘의 해 또한 Table 2에서 볼 수 있듯 최적해와 근접해가며 해당 경향성을 그대로 보존하였다. 이로써, C101과 RC101 같이 군집을 이룬 네트워크에 대해서는 알고리즘의 해 개선이 R101보다는 저조하며, 이는 해당 사용자의 네트워크 위상에 대한 충실한 이해로 제안하는 알고리즘을 더 유용하게 사용 가능성을 시사한다.

4. 결론

본 논문에서는 전기 드론과 전기자동차를 사용하는 협업 배송모형을 제안한다. 전기 드론은 전기자동차의 배터리를 사용하여 충전을 하게 되며 전체 경로 순회 시 사용되는 배터리 소모량을 최소화 하고자 하는 경로를 찾고자 한다. 이러한 특성을 반영한 수리모형을 제안하였으며 네트워크 사이즈가 커짐에 따라 수리 모형이 유효해를 찾지 못하기 때문에 유전 알고리즘을 기반으로 하는 휴리스틱 알고리즘을 개발하였다. 전산 실험을 통해 큰 노드 수의 문제에 대해서도 합리적인 시간 내 좋은 해를 제공해 줌을 확인할 수 있었다.

본 연구는 전기자동차에 새로운 역할을 부여하였으며, 새로운 문제임을 고려하였을 때 향후 파생 가능한 연구는 매우 많을 것으로 사료된다. 배송시간은 물류 회사의 서비스 품질을 결정하는 중요 요소이므로, 물류 회사의 더 효율적인 운영을 위해 더 빠른 배송을 목적으로 하는 것을 고려한 연구는 다음 연구 주제가 될 수 있다. 또한, 본 연구에서 가정하고 있는 단일 전기자동차와 단일 전기 드론이 아닌 다수의 전기자동차와 다수의 전기 드론을 사용한 배송 모델도 확장 가능한 연구주제가 될 것이다. 알고리즘 구성의 관점에서는 지금과 같이 규칙 기반의 전기 드론 이륙 횟수 지정보다 더 유연한 방법을 제시하는 것 또한 새로운 연구 방향이 될 수 있다. 특히, 네트워크의 위상에 따른 추가적인 분석과 인사이트 도출은 해당 시스템을 현업에 더 빠르게 적용할 수 있는 방법이 될 것이다.

참고문헌

- Abeywickrama, H. V., Jayawickrama, B. A., He, Y., & Dutkiewicz, E. (2018). Comprehensive energy consumption model for unmanned aerial vehicles, based on empirical studies of battery performance. *IEEE Access*, 6, 58383-58394.
- Eric Adams. (2016), DHL's Tilt-Rotor 'Parcelcopter' Is Both Awesome and Actually Useful, WIRED, <https://www.wired.com/2016/05/dhls-new-drone-can-ship-packages-around-alps/>. (Accessed on 09/28/2021).
- Niels Agatz, Paul Bouman, and Marie Schmidt. (2018), Optimization approaches for the traveling salesman problem with drone, *Transportation Science*, 52(4), 965-981.
- Carlsson, J. G., & Song, S. (2018). Coordinated logistics with a truck and a drone. *Management Science*, 64(9), 4052-4069.
- Chun Cheng, Yossiri Adulyasak, Louis-Martin Rousseau. (2020), Drone routing with energy function: Formulation and exact algorithm, *Transportation Research Part B: Methodological*, 139, 364-387.
- Chowdhury, S., Shahvari, O., Marufuzzaman, M., Li, X., & Bian, L. (2021). Drone routing and optimization for post-disaster inspection. *Computers & Industrial Engineering*, 159, 107495.
- Chung, S. H., Sah, B., & Lee, J. (2020). Optimization for drone and drone-truck combined operations: A review of the state of the art and future directions. *Computers & Operations Research*, 123, 105004.
- Ermağan, U., Yıldız, B., & Salman, F. S. (2022). A learning based algorithm for drone routing. *Computers & Operations Research*, 137, 105524.
- George B Dantzig and John H Ramser. (1959), The truck dispatching problem, *Management science*, 6(1), 80-91.
- Martin Desrochers, Jacques Desrosiers, and Marius Solomon. (1992), A new optimization algorithm for the vehicle routing problem with time windows, *Operations research*, 40(2), 342-354.
- Erdoğan, Sevgi, and Elise Miller-Hooks. (2012), A green vehicle routing problem, *Transportation research part E: logistics and transportation review*, 48(1), 100-114.
- Goeke, D., & Schneider, M. (2015). Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *European Journal of Operational Research*, 245(1), 81-99.
- Gonzalez-R, P. L., Canca, D., Andrade-Pineda, J. L., Calle, M., & Leon-Blanco, J. M. (2020). Truck-drone team logistics: A heuristic approach to multi-drop route planning. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 114, 657-680.
- Ha, Quang Minh, et al. (2020), A hybrid genetic algorithm for the traveling salesman problem with drone, *Journal of Heuristics*, 26(2), 219-247.
- Jeong, H. Y., Song, B. D., & Lee, S. (2019). Truck-drone hybrid delivery routing: Payload-energy dependency and No-Fly zones. *International Journal of Production Economics*, 214, 220-233.

- Kuo, R. J., Lu, S. H., Lai, P. Y., & Mara, S. T. W. (2021). Vehicle Routing Problem with Drones Considering Time Windows. *Expert Systems with Applications*, 116264.
- Bomin Kim. (2021), 친환경 전기차의 딜레마..."배터리 생산·폐기 과정서 환경오염 유발", NewsQuest, <https://www.newsquest.co.kr/news/articleView.html?idxno=82223>. (Accessed on 09/28/2021).
- Ikhyun Kim. (2020), 美 아마존 '드론배송' 곧 실현된다, ZDNet Korea <https://zdnet.co.kr/view/?no=20201229104742>. ((Accessed on 09/28/2021).
- Kihun Kim. (2021), '드론 택배' 시대 열렸다...국토부, 배송용 사업등록증 첫 발급, Yonhap News Agency, <https://www.yna.co.kr/view/AKR20210224041100530>. (Accessed on 09/28/2021).
- Sungwoo Kim and Ilkyeong Moon. (2018), Traveling salesman problem with a drone station, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 49(1), 42-52.
- Patchara Kitjacharoenchai et al. (2019), Multiple traveling salesman problem with drones: Mathematical model and heuristic approach *Computers & Industrial Engineering*, 129, 14-30.
- Eric Loveday. (2021), "Electric Trucks - Every Upcoming Pickup Truck for 2021-2022", InsideEVs, <https://insideevs.com/car-lists/electric-trucks/>. (Accessed on 12/15/2021).
- Macrina, Giusy, et al. (2019), An energy-efficient green-vehicle routing problem with mixed vehicle fleet, partial battery recharging and time windows, *European Journal of Operational Research*, 276(3), 971-982.
- Macrina, G., Pugliese, L. D. P., Guerriero, F., & Laporte, G. (2020). Drone-aided routing: A literature review. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 120, 102762.
- Moshref-Javadi, M., Lee, S., & Winkenbach, M. (2020). Design and evaluation of a multi-trip delivery model with truck and drones. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 136, 101887.
- Chase C Murray and Amanda G Chu. (2015), The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery". *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 54, 86-109.
- Wonsik Na. (2021), "누가 먼저 상장하나"...뜨거워진 '새벽배송', Business Watch, <http://news.bizwatch.co.kr/article/consumer/2021/08/30/0023>. (Accessed on 09/28/2021).
- Nguyen, M. A., Dang, G. T. H., Hà, M. H., & Pham, M. T. (2021). The min-cost parallel drone scheduling vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*.
- Stefan Poikonen and Bruce Golden. (2020), Multi-visit drone routing problem,. *Computers & Operations Research*, 113, 104802.
- Ritwik Raj et al. (2021), A branch - and - price approach for the parallel drone scheduling vehicle routing problem, <https://ssrn.com/abstract=3879710>.
- Ribeiro, R. G., Cota, L. P., Euzébio, T. A., Ramírez, J. A., & Guimarães, F. G. (2021). Unmanned-Aerial-Vehicle Routing Problem With Mobile Charging Stations for Assisting Search and Rescue Missions in Postdisaster Scenarios. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*:

Systems.

- Michael Schneider, Andreas Stenger, and Dominik Goeke. (2014), The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations, *Transportation science*, 48(4), 500-520.
- Marius M Solomon. (1987), Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints, *Operations research*, 35(2), 254-265.
- Paolo Toth and Daniele Vigo. (2014), *Vehicle routing: problems, methods, and applications*, SIAM.
- Vásquez, S. A., Angulo, G., & Klapp, M. A. (2021). An exact solution method for the TSP with Drone based on decomposition. *Computers & Operations Research*, 127, 105127.
- Zheng Wang and Jiuh-Bing Sheu. (2019), Vehicle routing problem with drones, *Transportation research part B: methodological*, 122, 350-364.
- Darrell Whitley. (1994), A genetic algorithm tutorial, *Statistics and computing*, 4(2), 65-85.
- Yi, W., & Sutrisna, M. (2021). Drone scheduling for construction site surveillance. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 36(1), 3-13.

MuZero 강화학습을 이용한 항만 컨테이너 재정돈 계획

최원균¹, 이기주¹, 채준재^{1†}

¹한국항공대학교 항공교통물류학과

Container Pre-Marshalling with MuZero Reinforcement Learning Algorithm

Wongyun Choi¹, Keyju Lee¹, Junjae Chae^{1†}

¹School of Air Transport, Transportation and Logistics, Korea Aerospace University

This study provides a new solution approach for container pre-marshalling problems using a reinforcement learning method, the MuZero Algorithm. We have developed a customized pre-marshalling environment for an agent to be trained. To facilitate the training, we have devised i) some action masking methods, and ii) a reward function where lower bound for the number of rehandling is considered. Action masking methods and heuristically found lower bound were proven to be helpful in the learning process. Experiments with different sizes (from the minimum number of 8 and the maximum number of 12 containers) were carried out, within a stacking space of six rows and six tiers. Experimental results show that the MuZero algorithm implemented with our strategy is capable of training to solve the pre-marshalling problems for some small sized problems.

Keywords: Pre-Marshalling, Container Reshuffling, Reinforcement Learning, MuZero

1. 서론

항만은 해운과 내륙운송을 연결하는 공통접속영역으로서 물류, 생산, 생활, 정보생산 및 국제교역기능과 배후지의 경제발전을 위한 기지로서의 역할을 수행하는 종합공간을 말한다(Yeo, 2002). Liu and Lee(2019)에 의하면 2017년 중량 기준으로 해운은 우리나라의 전체 무역량의 99%이상을 차지하고 있으며, 이 중 60% 이상이 컨테이너에 의해 운송되고 있다. 우리나라의 수출입 컨테이너화물은 일부 항만에 집중되어 있는데, 한국 3대 항만(부산, 인천, 광양)은 컨테이너 화물총량의 90% 이상을 차지하고 있는 것으로 나타났다. 특히, 인천지방해양수산청의 통계자료에 의하면 2018년 인천항만의 컨테이너 물동량은 3백만 TEU를 상회하여 전체 컨테이너 물동량 2위를 기록했다.

논문접수일 : 2020.10.12.

심사완료일 : 2021.12.20.

게재확정일 : 2021.12.21.

† Corresponding Author: Goyang, Gyeonggi-do 10540; jchae@kau.ac.kr

항만에서의 장치장 재정돈 또는 재정렬(pre-marshalling, remarshalling)은 장치장 크레인의 유휴 시간을 활용하여 최대의 효율로 적하 작업을 할 수 있도록 장치장의 컨테이너들을 미리 재배치하는 작업을 의미한다(Park et al., 2008). 즉, 장치되어 있는 컨테이너의 회수계획을 실행할 때 컨테이너 재취급이 불필요하도록 미리 컨테이너가 쌓여 있는 형태를 재정돈하는 작업을 말한다(Carlo et al., 2014). 아래 <Figure 1>에서는 하나의 예시로서 컨테이너 장치장 재정돈의 전과 후를 도식적으로 나타낸다. 재정돈의 결과는 각 컨테이너 옆에 쌓여 있는 컨테이너의 번호가 오름차순 정렬된 상태로 만드는 것이므로 재정돈의 결과 형태는 매우 다양하다. 그 중에서 가장 적은 재취급 횟수로 도달할 수 있는 결과 형태를 최적이라고 할 수 있다.

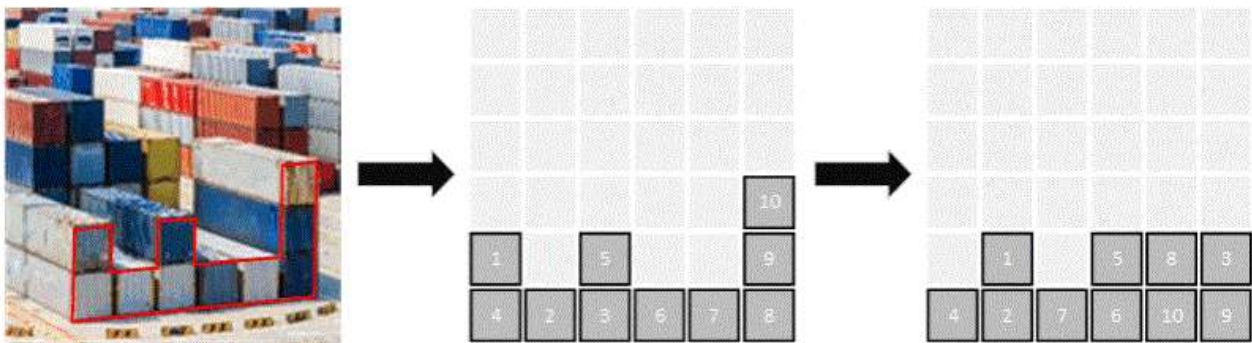


Figure 1. An example of container pre-marshalling problem (Numbers indicate retrieval sequence)

컨테이너 재정돈의 실질적인 효과는 다수의 논문에 의해 정리된 바 있다. Park et al.(2008)에 의하면 재정돈의 결과 적하 컨테이너의 대기시간이 70% 이상 감소하고 장치장 크레인의 이동시간이 37.75% 감소했다. 종합하여 총 적하작업시간을 19.94% 감소시킬 수 있었다. Park et al.(2012)의 연구에서도 비슷한 실험 결과를 확인할 수 있다. 재정돈의 효과를 적하 작업 지연과 외부트럭의 대기시간으로 평가하였는데, 실험을 통해 적하 작업 지연은 약 23% 감소, 외부트럭 대기시간은 약 32% 감소시킬 수 있다고 결론지었다.

최근 항만의 작업생산성 향상 방법론에 다양한 도전이 이루어지고 있는데, 이 중 하나가 인공지능(AI)을 이용한 방법이다. 본 논문에서는 최근 4차 산업혁명으로 주목받는 인공지능의 강화학습, 딥러닝 기법을 항만 분야에 적용하여 컨테이너 재정돈 계획에 적용하였다. 본 연구에서는 기존의 항만 연구분야에서 시도되지 않았던 MuZero 강화학습 방법론을 사용하였으며, 이를 통해 새로운 방법론의 적용 가능성과 효과성에 대해 제안했다.

2. 문헌연구

2.1 컨테이너 재정돈 문제 방법론

컨테이너 재정돈 문제 해결을 위한 다양한 선행연구가 존재한다. 수리모델링과 최적해를 찾는 정확한 방법(exact method), 그리고 근사해를 찾는 발견적인 기법(heuristic method)으로 내용을 구분하여 내용을 정리하였다.

수리모델은 정수계획법(integer programming)에 의한 방법(Lee and Hsu, 2007; Parreño-Torres et al.,

2019)과 제약 프로그래밍(constraint programming)에 의한 방법(Rendl and Prandtstetter, 2013)이 제시되었다. 최적해를 찾는 정확한 방법으로는 분지한계법(branch-and-bound)에 의한 방법론(Prandtstetter, 2013; Tanaka and Tierney, 2018; Tanaka and Mizuno, 2018; Tanaka et al., 2019)이 주로 연구되었다. 또한, A* 알고리즘(Hart, P. et al, 1968; Ha and Kim, 2012; Park, 2016) 및 IDA* (Iterative Deepening A*) 알고리즘(Paias et al., 2016; Tierney et al., 2017)을 이용한 방법론들이 연구된 바 있다.

근사해를 찾는 발견적 기법으로 biased random-key 유전 알고리즘(Hottung and Tierney, 2016) 및 협력적 공진화 알고리즘(Potter, M. and Jong, K., 1994; Park et al., 2009; Park et al., 2012)을 변형하는 방법이 가장 많이 사용되었다. 이외에도 이웃탐색(neighborhood search) 휴리스틱과 정수계획법을 혼합한 방식(Lee and Chao, 2009), corridor method 기반 알고리즘(Caserta and Voß, 2009), lowest priority first 휴리스틱(Expósito-Izquierdo et al., 2012), target-guided 알고리즘(Wang et al., 2015), 가능성기반(feasibility-based) 휴리스틱(Wang et al., 2017), 규칙기반(rule-based) 알고리즘(Gheith et al., 2014) 등 다양한 해법에 대한 연구가 존재한다.

Hottung et al.(2020)의 연구에서는 컨테이너 재정돈 문제에 학습기반(learning-based) 알고리즘을 활용하였다. 해당 연구에서는 심층 신경망(deep neural networks)을 사용하여 기존에 존재하는 재정돈 문제 인스턴스의 최적 솔루션과 하한선(lower bound)을 판단하는 기준을 지도학습(supervised learning)하였다. 이후 트리 검색 절차에서 다음에 탐색할 분기(branching)를 선택하는 과정 및 전지(pruning) 작업 과정에 학습 결과를 활용하였다. Hirashima(2009)의 연구에서는 컨테이너 재정돈 문제에 Q-learning을 적용하여 강화학습(reinforcement learning)하였다. 해당 연구에서는 심층 신경망을 이용하지 않았으며, 단 두 종류의 초기상태를 가정한 뒤 각각의 문제에 대해 개별적인 학습을 진행하였다. 기존의 방식과 유사하거나 더 나은 결과를 얻을 수 있었지만, 학습의 결과가 특정 초기상태에서만 유효하다는 한계가 존재한다.

심층 신경망 강화학습 방법론을 이용하며, 무작위 초기상태를 가정하여 컨테이너 재정돈을 학습시킨 기존 연구사례는 존재하지 않는다.

2.2 하노이의 탑과 강화학습

심층 신경망 강화학습 방법론으로 컨테이너 재정돈 문제를 해결할 수 있을지 가능성을 판단하기 위해 유사한 문제인 ‘하노이의 탑’에 대한 문헌연구를 진행하였다. 하노이의 탑 문제는 퍼즐의 일종으로서 세 개의 기둥과 다수의 상하정렬을 위한 우선순위가 존재하는 물체(원판)를 사용한다. 해당 문제의 목표는 하나의 기둥에 정렬되어있는 물체들을 다른 기둥으로 정렬된 상태로 옮기는 것이다.

하노이의 탑 문제와 컨테이너 재정돈 문제는 공통적으로 상하정렬을 위한 우선순위가 존재하는 물체가 존재한다. 두 문제 모두 한 번에 맨 위에 놓인 물체 중 하나만을 이동시킬 수 있으며, 최종적으로는 물체가 상하정렬된 상태를 만들어내는 것을 목표로 한다. 또한, 두 문제 모두 정렬된 상태를 강화하는 탐욕(greedy) 움직임만으로는 문제를 해결할 수 없으며, 정렬된 상태를 무너뜨리는 움직임을 혼합해야만 최종 목표 상태에 도달할 수 있다.

하노이의 탑 문제를 강화학습으로 해결한 경우를 다수 찾아볼 수 있었으며, 주로 Q-learning을 사용한 해결법이 공개되어 있다(Khpeek, 2017). Bang and Tijus(2018)의 연구에서는 순환신경망(recurrent neural network)을 적극 활용하여 하노이의 탑 문제를 해결하였다. 또한, Pierrot et al.(2019)의 논문에서는 기존 AlphaZero(Silver et al., 2017)의 알고리즘에 ‘순환’적인 특징을 가미함으로써 명명한 AlphaNPI(Neural Programmer Interpreters)를 이용해 하노이의 탑 솔루션을 제시하였다.

하노이의 탑에 대한 기존 연구를 조사한 결과, 비슷한 유형의 문제인 항만의 재정돈 문제를 심층 신경망 강화학습을 이용해서 접근할 수 있을 것으로 판단하였다.

3. 방법론

3.1 MuZero 알고리즘

강화 학습은 AlphaGo(Silver et al., 2016), AlphaZero(Silver et al., 2017) 및 그 뒤를 잇는 MuZero 알고리즘(Schrittwieser et al., 2020)의 연구 결과에서 알 수 있듯, 순차적 의사 결정 작업에서 성공적인 결과를 나타냈다. 모델 기반 강화 학습 알고리즘인 MuZero는 체스, 장기, 바둑에서 최첨단 성능을 달성한 바 있다(Schrittwieser et al., 2020). MuZero 알고리즘은 아래와 같이 정리할 수 있다.

먼저 MuZero 알고리즘에서는 튜플(tuple) $\langle S, A, T, U, \gamma \rangle$ 로 표현되는 MDP(Markov Decision Process)를 정의한다. 튜플의 각 요소는 states 집합(S), actions 집합(A), state-action 쌍(\times)을 새로운 state에 확률(p)로써 맵핑(mapping)하는 전환 다이내믹(transition dynamics)($T: S \times A \rightarrow p(S)$), state-action 쌍을 보상(rewards)으로 맵핑하는 보상함수(reward function)($U: S \times A \rightarrow rewards$), 그리고 할인율(discount rate)($\gamma \in [0, 1]$)을 의미한다. 내부적으로는 추상화된 MDP $\langle \tilde{S}, A, \tilde{T}, R, \gamma \rangle$ 를 정의하며, \tilde{S} 는 추상화된 상태 공간, $\tilde{T}: \tilde{S} \times A \rightarrow \tilde{S}$ 는 전환 다이내믹, $R: \tilde{S} \times A \rightarrow rewards$ 는 예측된 보상(reward prediction)을 의미한다. MuZero 알고리즘에서 목표로 하는 것은 $V(s)$ 값을 최대화시킬 수 있는 정책($\pi: S \rightarrow p(A)$)을 찾아내는 것이다. $V(s)$ 는 infinite-horizon 누적 return 값의 예측치를 의미하며 다음과 같이 정의된다.

$$V(s) = E_{\pi, T} \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t \cdot u_t | s_0 = s \right]$$

위에서 정의된 MDP를 근사(approximation)하기 위해서 아래 <Figure 2>에서 같이 서로 다른 세 개의 신경망(상태 인코딩 함수 h_θ , 전환 다이내믹 함수 g_θ , 예측 네트워크 f_θ)을 정의한다. 여기서 θ 는 네트워크의 공동 매개 변수 집합을 나타낸다. 상태 인코딩 함수 $h_\theta: S \rightarrow \tilde{S}$ 는 실제 MDP 관측 상태를 내부의 추상화 MDP 상태로 맵핑하는 역할을 한다. 전환 다이내믹 함수 $g_\theta: \tilde{S} \times A \rightarrow \tilde{S} \times rewards$ 는 상태 전환으로 인한 다음 상태와 보상값을 예측하는 역할을 한다. 마지막으로 예측 네트워크 $f_\theta: \tilde{S} \rightarrow p(A) \times rewards$ 는 정책 및 일부 추상화된 상태 값을 예측하는 역할을 한다. 세 개의 신경망을 통합하여 $\mu_\theta = (h_\theta, g_\theta, f_\theta)$ 과 같이 표현할 수 있다.

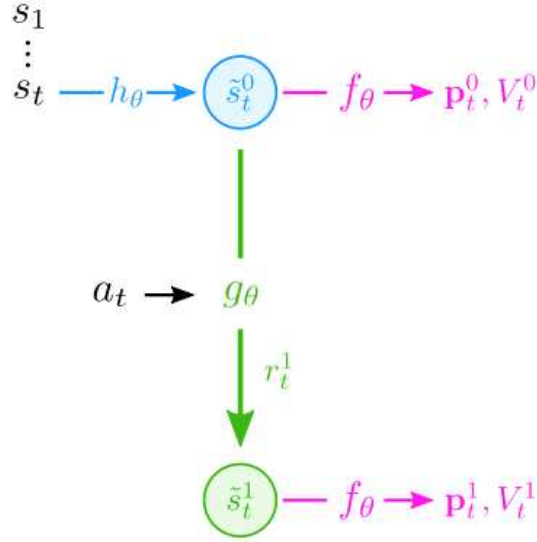


Figure 2. Illustration of MuZero's RNN unfolding during MCTS(de Vries et al., 2021)

MuZero 알고리즘은 주어진 f , g 및 h 네트워크를 이용하여 추상 공간에서의 MCTS(Monte Carlo Tree Search) 검색을 수행한다. 먼저 h 를 통해 현재 상태를 인코딩하며, 이후 MCTS의 한 종류인 하나인 PUCB 알고리즘(Rosin, 2011)을 수행하고, g 와 f 에 의해 상태변환과 정책 및 보상값을 예측한다. MCTS는 출력값으로서 정책 $\pi_t = \pi(s_t)$ 와 기저 노드(root node)의 예측값 $V_t = V(s_t)$ 을 도출한다 ($\pi_t, V_t \sim MCTS(s_0, \dots, s_t | \mu_\theta)$). 이후 실제 환경(environment)에서 action $a_t \sim \pi_t$ 을 선택하여 다음 상태로 전환하며, 이후 새롭게 주어진 네트워크를 이용한 추상 공간 MCTS 검색 과정으로 반복된다. 해당 MCTS 검색에 대한 자세한 내용은 Schrittwieser et al.(2020)의 부록 B에서 확인할 수 있다.

3.2 학습을 위한 환경(Environment) 구성

강화학습을 통해 학습을 진행하기 위해서는 기본적으로 학습환경을 구성해야 한다. 강화학습에서의 환경은 행동을 학습하는 에이전트(agent)가 취한 행동의 결과를 평가하여 보상 값으로 반환하는 역할을 한다. 즉, 에이전트가 학습하고자 하는 문제 그 자체인 것이다. 환경 구성을 위한 다양한 프레임워크가 제시되어 왔으며, Mnih, et al.(2013)의 논문 등에서는 고전게임과 같이 학습을 위한 환경 구축을 위해 Gym 환경(OpenAI, 2018) 프레임워크를 사용하였다. 본 연구에도 Gym 환경을 상속한 뒤, 프레임워크에 맞추어 컨테이너 재정돈을 학습하기 위한 환경을 구축하였다. Gym 환경 프레임워크는 초기화를 위한 `__init__` 함수, 문제가 종료되었을 시 환경 재구축을 위한 `reset()` 함수, 에이전트에 의해 결정된 행동을 취하기 위한 `_take_action(action)` 함수, 행동의 결과로 이어지는 상태를 도출하기 위한 `_next_observation()` 함수, 현재 상태를 이미지 등으로 표현하기 위한 `render()` 함수 등으로 구성된다.

3.2.1 Actions

본 연구에서는 source(from) 열 상단의 컨테이너를 target(to) 열 상단으로 옮기는 것을 하나의 action으로 정의한다. 명확한 설명을 위해 아래의 <Figure 3>와 같이 6열(row) 6층(tier)의 구성을 기본 형태로 가정하였다. 즉, 기본 형태에서 가능한 모든 action은 6개 source 열 상단의 컨테이너를 6개 target 열 상단으로 옮기는 것으로 총 36가지가 된다. 환경을 구성할 때, 가능한 모든 action은 `action_space`로서 입력되며, 그

값은 Discrete(6*6)으로 설정하였다. 각각의 action은 0부터 35까지의 정수로 표현되며, 나눗셈 및 나머지 연산으로 source 열과 target 열을 명시하는 것이 가능하다. 한 가지 경우를 예시로 들자면, action(31)의 경우 source 열은 $(\text{int})(31/6)=5$, target 열은 $(\text{mod})(31, 6)=1$ 로서, 5번 열 상단의 컨테이너를 1번 열 상단으로 옮기는 action을 의미한다.

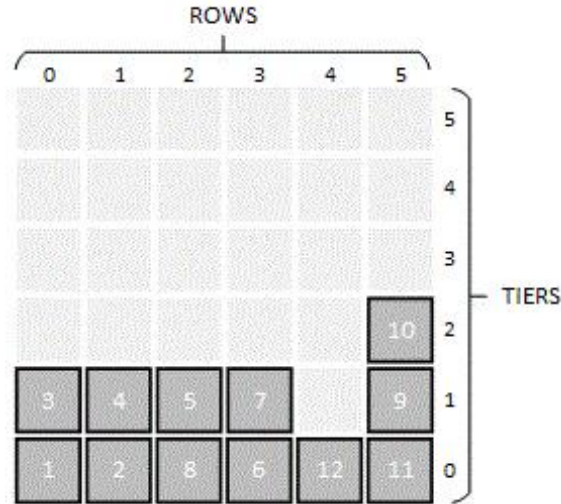


Figure 3. Basic 6-row, 6-tier configuration

모든 action을 실행 가능한 것으로 가정할 수도 있지만, 컨테이너를 옮기는 action이 물리적으로 불가능한 경우(impossible actions), 그리고 물리적으로 의미 없는 경우(redundant actions)를 불가능한 action으로 만들어 주는(masking) 것으로 학습이 효율적으로 진행될 수 있도록 유도하였다.

(1) Impossible Actions

물리적으로 불가능한 action은 크게 두 종류가 있다. 첫 번째는 비어있는 열(empty stack)에서 컨테이너를 들어 올리거나 하는 경우이다. 들어 올릴 수 있는 컨테이너가 존재하지 않으므로 불가능한 action으로 구분하여 마스킹하였다. 두 번째는 컨테이너를 만재된 열(full stack)로 옮기거나 하는 경우이다. 이미 최대 층까지 컨테이너가 쌓여 있는 열에 컨테이너를 추가적으로 얹을 수 없으므로 이 또한 불가능한 action으로 구분하여 마스킹하였다.

(2) Redundant Actions

물리적으로 낭비로 판단되는 action 또한 두 종류로 생각해볼 수 있다. 첫 번째는 row_A와 row_B가 동일한 경우이다. 들어 올린 컨테이너를 곧바로 같은 자리에 내려놓는 것은 낭비이므로 실행 불가능한 것으로 본다.

두 번째는 컨테이너를 중계(relay)하는 경우이다. 아래 <Figure 4>에서는 이러한 경우의 하나를 예시하고 있다. 만약 시점(t)에서 컨테이너(4)를 1번 열에서 5번 열로 이동시킨 뒤, 시점(t+1)에서 컨테이너(4)를 5번 열에서 3번 열로 이동시켰다면, 애초에 시점(t)에서 컨테이너(4)를 1번 열에서 3번 열로 직접 (중계하지 않고) 옮기는 편이 더 효율적이다. 컨테이너를 중계하는 것은 비단 연속적인 시점에서만 일어나는 것이 아니다. 아래의 <Figure 5>에서는 연속적이지 않은 시점(t)와 시점(t+2) 간에도 중계가 일어날

수 있음을 보여준다.

즉, 직전 action만 참고해서는 현재 취하려는 action이 중계하는 action인지 아닌지의 여부를 정확하게 확인할 수 없으며, 중계 action 여부를 지속적으로 추적할 수 있는 환경을 구축해야만 한다. 중계 여부를 추적하기 위한 알고리즘의 pseudo-code는 아래의 <Algorithm 1>에 제시하였다. <Algorithm 1>에 의하면, 불린(boolean)으로 구성된 relay_action을 관리하여 각 action이 중계 action 인지의 여부를 매 시점 갱신해줄 수 있다. <Algorithm 1>에서는 먼저, 현재 시점의 action에 대한 source(from) 열과 target(to) 열을 나눗셈과 나머지 연산으로 계산한다. 이어서, 계산된 target 열을 다음 action에서 source 열로 가지게 되는 모든 움직임을 중계 action으로 판단하여 true 불린값을 부여한다. 또한, 현재 시점의 action으로 인해 더이상 중계 action이 아니게 된 action들에 대하여 모두 false 불린값을 부여한다.

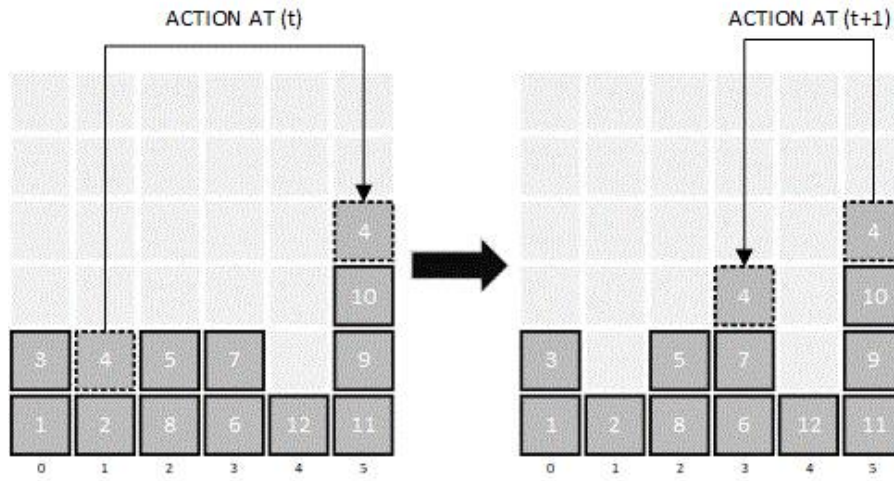


Figure 4. An example of relay actions

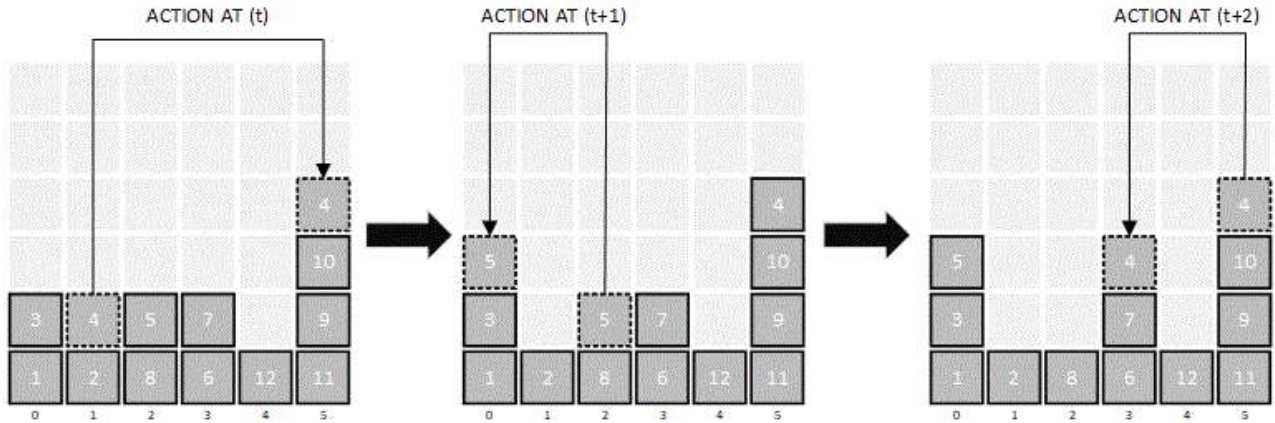


Figure 5. Another example of relay actions

Keep Track of Relay Actions

```

Initialize booleans of relay actions  $Z$  to the size of action space
for each time step in  $T$ 
    Set index  $i_{from} = (a_t / \text{NUM\_ROWS})$  and round down
    Set index  $i_{to}$  to the remainder of  $(a_t / \text{NUM\_ROWS})$ 
    for each row  $r$  in  $\text{NUM\_ROWS}$ 
         $Z[i_{from} * \text{NUM\_ROWS} + r] = \text{False}$ 
         $Z[\text{NUM\_ROWS} * r + i_{from}] = \text{False}$ 
         $Z[\text{NUM\_ROWS} * r + i_{to}] = \text{False}$ 
    end for
    for each row  $r$  in  $\text{NUM\_ROWS}$ 
         $Z[i_{to} * \text{NUM\_ROWS} + r] = \text{True}$ 
    end for
end for

```

Algorithm 1. Pseudo-code for tracking relay actions

3.2.2 States

Gym 환경을 구성하기 위해서는 앞서 설정한 action_space에 더하여 추가적으로 observation_space를 정의할 필요가 있다. 여기서 observation_space는 해당 환경에서 관찰(도달) 가능한 모든 상태를 반영하는 집합을 의미한다. MuZero 알고리즘에서는 추상화된 상태를 활용하므로 observation_shape을 정의한다. 본 연구에서는 observation_shape을 아래 <Figure 6>에서 확인하는 바와 같이 두 개의 6열 6층 평면으로 정의하였다. 첫 번째 평면은 우선순위 즉, 컨테이너 반출계획 순서를 나타낸다. 작은 숫자일수록 먼저 반출될 계획을 가지고 있으며, '0'은 비어있는 공간을 의미한다. 해당 표현(representation) 방식은 비어있는 공간인 '0'을 포함하여 작은 숫자일수록 상단에 위치해야 함을 유도하기 위해 사용되었다. 두 번째 평면은 컨테이너가 정돈된 상태를 표현한다. 제대로 정렬된 컨테이너는 '1'의 값을, 우선순위가 역전되어 재취급이 필요한 컨테이너는 '-1'의 값을, 그리고 나머지 빈 공간은 '0'의 값을 가진다. 결과적으로 본 연구에서는 하나의 상태를 우선순위와 정돈상태의 두 가지 형태로 표현하며, 둘을 합쳐서 상태를 표현하는 데 사용한다.

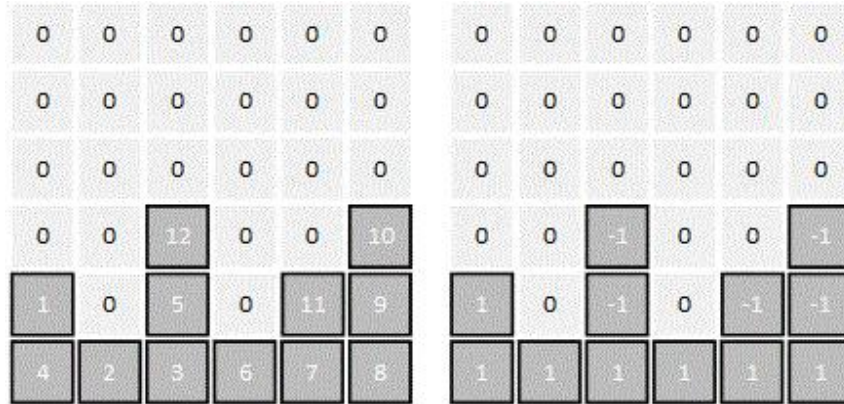


Figure 6. An example of the two 6(row)*6(tier) planes: representation of retrieval sequence(left) and re-handling requirement(right)

3.2.3 Rewards

Action을 취하여 다음 상태에 도달했을 때 적절한 보상(또는 penalty)을 부여함으로써 효율적인 학습을 유도하였다. 적절한 보상을 설정하기 위해서는 action을 취하기 전의 상태와 action을 취한 후의 상태에 대한 평가가 필요하다.

(1) Improving or Impairing Actions

Action을 취함으로써 상태가 개선되는 때도 있는가 하면 악화되는 경우 또한 존재한다. 상태가 개선되었는지, 또는 악화되었는지에 대해 판단하기 위하여 보상을 '최소 재취급 횟수 하한값의 감소량'으로 정하였다. 예를 들어, 직전 상태에서 계산된 최소 재취급 횟수의 하한값이 5회, action을 취함으로써 도달한 현재 상태에서 계산된 최소 재취급 횟수의 하한값이 4회라면, 해당 action이 재취급 횟수의 하한값을 1만큼 줄여주었으므로 '+1'의 보상을 부여한다. 반대로 재취급 횟수가 1회 늘어난 경우, '-1'의 보상을 부여한다.

Kang et al.(2004)의 연구에서는 현재 컨테이너가 쌓여 있는 상태를 통해 최소 재취급 횟수의 하한값을 도출할 수 있는 휴리스틱 알고리즘을 제시한다. 해당 연구에서는 하한값 휴리스틱 알고리즘을 이용하여 분지한계법의 하한값으로서 활용하였으나, 본 연구에서는 보상값 계산을 위해 활용하였다. 해당 휴리스틱 알고리즘은 크게 3단계에 걸쳐 진행된다.

첫 번째로, <Figure 7>에 나타난 바와 같이 먼저 출고되어야 할 (숫자가 더 낮은) 컨테이너가 뒤에 출고될 (숫자가 더 큰) 컨테이너보다 아래에 위치하는 경우를 모두 재취급 횟수로서 집계한다. 두 번째로, <Figure 7>에서 결정된 재취급 대상의 컨테이너들보다도 위에 놓여 있는 컨테이너는 재취급 시 모두 건어내야만 하므로, 이들 모두를 추가적으로 재취급 컨테이너로서 집계한다. <Figure 8>에서는 이와 같은 조건으로 추가되는 재취급 컨테이너를 나타내고 있다. 마지막 세 번째로, <Figure 9>에 나타난 다소 복잡한 과정을 반복하며 컨테이너 재취급이 추가적으로 더 필요할지 판단한다.

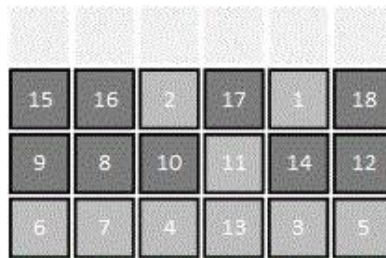


Figure 7. Re-handling lower bound: 9

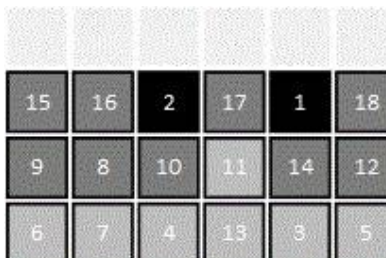


Figure 8. Re-handling lower bound: 11

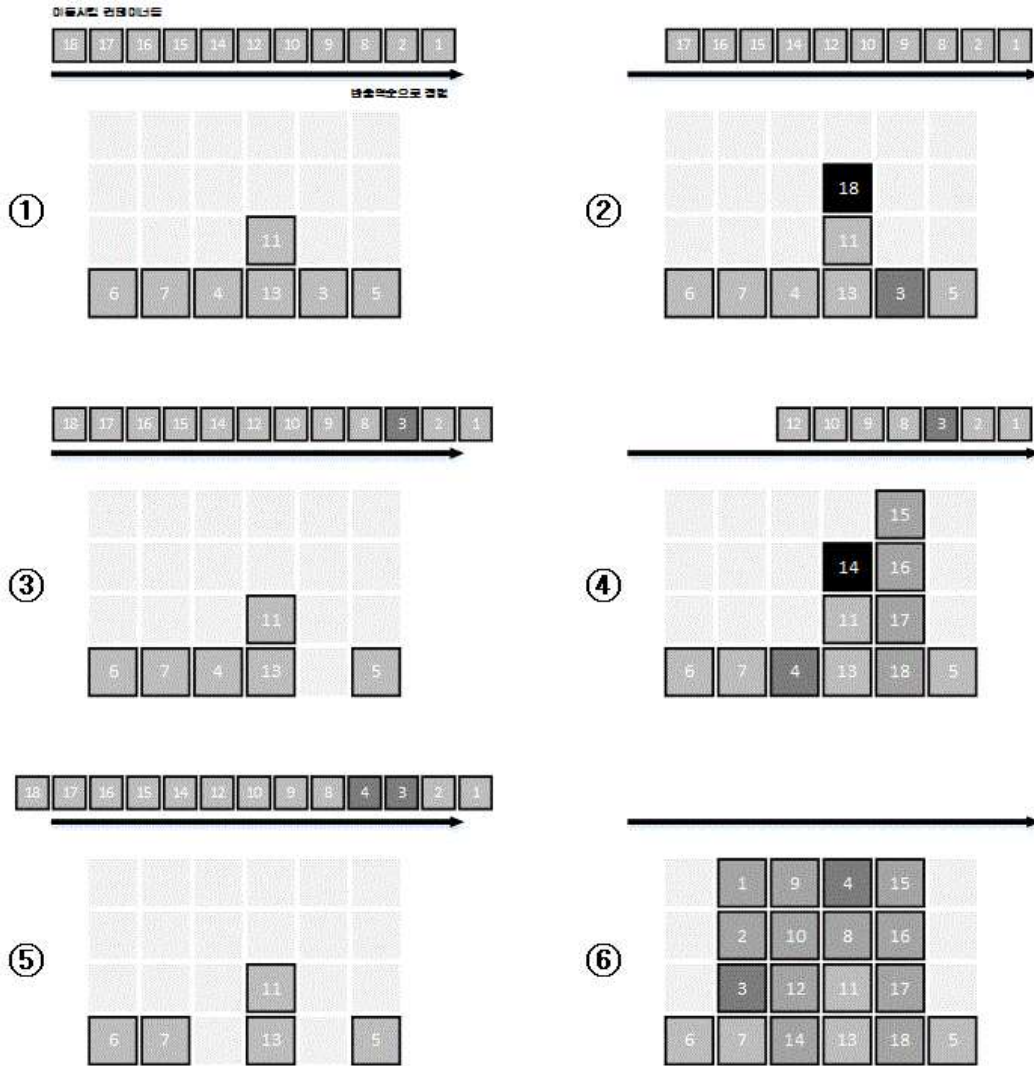


Figure 9. Re-handling lower bound: 13

<Figure 9>에 나타난 과정을 조금 더 명확하게 서술하면 다음과 같다. 먼저, 현재까지 재취급이 필요한 것으로 판단된 모든 컨테이너를 건어내어 재취급 목록(rehandle list)에 역순정렬하여 보관한다. 이후, 현재 장치되어 있는 컨테이너 중 가장 위에 올려져 있는 컨테이너만을 고려했을 때 가장 큰 수를 '장치최대값(placed max=11)', 재취급 목록 중에서 가장 큰 수를 '재취급최대값(rehandle max=18)'라고 정의하자. 만약 재취급최대값이 장치최대값보다 크다면, 추가적인 재취급이 있어야만 정돈을 완료할 수 있는 상태임을 알 수 있다. 현재 장치되어 있는 컨테이너 중 가장 위에 올려져 있는 컨테이너만을 고려했을 때 가장 작은 값을 '장치최소값(placed min=3)'이라 정의하고, 추가적으로 건어낼 (재취급 목록에 포함시킬) 컨테이너를 장치최소값에 해당하는 컨테이너로 결정한다. 건어낸 컨테이너를 재취급 목록에 역순정렬을 고려해 추가한다. 그리고 같은 과정을 반복한다. <Figure 9>의 3번 그림과 같이 상황이 바뀌어 장치최대값은 0, 재취급최대값은 18로 계산된다. 이때, 장치최대값이 0인 이유는 완전히 비어있는 열이 존재하기 때문이다. 재취급목록의 컨테이너를 비어 있는 열에 최대한으로 쌓는다(컨테이너 18, 17, 16, 15). <Figure 9>의 4번 그림과 같이 상황이 바뀌어 장치최대값은 11, 재취급최대값은 14로 계산된다. 여전히 재취급최대값이 장치최대값보다 크기 때문에 추가적인 재취급이 필요하다. 이에 따라 장치최소값 4에 해당하는 컨테이너를 건어내고 재취급 목록에 역순정렬을 고려해 추가하면 <Figure 9>의 5번 그림과 같아진다. 이전과 같이 장치최대값은

0, 재취급최대값은 18로 계산되며 4개의 컨테이너를 재취급 목록으로부터 투입한다. 이후, 장치최대값은 0, 재취급최대값은 14로 계산되며 또다시 4개의 컨테이너를 재취급 목록으로부터 투입할 수 있다. 다음으로는 장치최대값이 11, 재취급최대값 8이 되어 컨테이너(11) 위에 최대한으로 (2개의) 컨테이너를 투입한다. 마지막으로 장치최대값은 7, 재취급최대값은 3으로 계산되며, 마지막 3개의 컨테이너를 투입함으로써 알고리즘이 종료된다.

마지막 단계를 통해 컨테이너 3과 컨테이너 4를 추가적으로 재취급 컨테이너로 집계함으로써 재취급 하한값을 '+2'만큼 더 정확하게 계산해낼 수 있다. 이러한 복잡한 과정을 일반화시켜 알고리즘으로 표현하면 아래의 <Algorithm 2>과 같이 표현할 수 있다.

The Last Step for Computing the Lower Bound
Initialize lower bound for rehandling <i>count</i> to the rehandling count from phase2 Initialize container list <i>rehandle_list</i> to the rehandling containers from phase2 Initialize container list <i>top_list</i> to the top containers in each row while <i>rehandle_list</i> is not empty if empty row exists, for all empty rows, pop containers from <i>rehandle_list</i> , largest number first, to the maximum tier if <i>rehandle_list</i> is empty, break while Set <i>placed_max</i> = maximum of <i>top_list</i> Set <i>rehandle_max</i> = maximum of <i>rehandle_list</i> if <i>placed_max</i> > <i>rehandle_max</i> , for the <i>placed_max</i> 's row, pop containers from <i>rehandle_list</i> , largest number first, to the maximum tier else Set <i>placed_min</i> = minimum of <i>top_list</i> , add <i>placed_min</i> to <i>rehandle_list</i> <i>count</i> ++ end while return <i>count</i>

Algorithm 2. Pseudo code for calculating lower bound (for the last phase)

(2) Problem Solved

Action을 취함으로써 재취급이 전혀 필요하지 않은 상태, 즉 정돈이 완료된 상태에 도달하면서 문제가 완전히 해결될 수도 있다. 컨테이너 재정돈 문제의 해결을 위해서는 현재의 상태를 강화하는 탐욕(greedy) 움직임 외에도 정렬된 상태를 무너뜨리는 움직임이 포함되어야 한다. 최종적으로 문제 해결을 위해 현재의 상태를 악화시키는 움직임을 충분히 고려할 수 있도록 문제가 해결된 경우 '+5' 만큼의 보상 부여하였다.

4. 실험

4.1. 실험환경 및 Parameters

Intel i5-4690 @3.50GHz CPU와 8.0GB의 RAM을 사용했으며 외장 GPU(Graphics Processing Unit)는 사용하지 않았다. 파이썬 PyTorch(PyTorch, 2020) 19.1 버전을 이용하였으며 Gym 환경 등 필수적인 종속관계(dependency)를 추가적으로 설치하였다. Kingma and Ba(2015)에 의하면 Adam(Adaptive Moment

Estimation) optimizer는 데이터와 매개 변수량이 많은 복잡한 문제를 연산량 측면과 메모리 측면에서 효율적으로 학습할 수 있다. MuZero 알고리즘에 적용되는 매개 변수가 많다는 점과 컨테이너 재정돈 문제의 복잡성을 고려하여 실험에 Adam optimizer를 사용하였다. 대부분의 매개 변수 값은 Duvaud and Hainaut(2019)의 여러 게임에 적용한 실험을 참고하였다. 실험에 사용했던 주요 매개 변수들의 값과 의미를 아래 <Table 1>에 정리하였다.

Parameter	Value	Explanation
learning_rate	0.003	Learning rate for the model
num_workers	1	Number of simultaneous workers to feed the replay buffer
max_moves	30	Maximum number of moves if game is not finished before
num_simulations	100	Number of future moves self-simulated
discount	1	Chronological discount of the reward
root_dirichlet_alpha	0.25	Root prior exploration noise
root_exploration_fraction	0.25	Root prior exploration noise
blocks	1	Number of blocks in the Residual Network
channels	16	Number of channels in the Residual Network
reduced_channels_reward	16	Number of channels in reward head
reduced_channels_value	16	Number of channels in value head
reduced_channels_policy	16	Number of channels in policy head
resnet_fc_reward_layers	8	The hidden layers in the reward head of the dynamic network
resnet_fc_value_layers	8	The hidden layers in the value head of the prediction network
resnet_fc_policy_layers	8	The hidden layers in the policy head of the prediction network
batch_size	64	Number of parts of games to train on at each training step
value_loss_weight	0.25	Scale the value loss to avoid over-fitting of the value function
weight_decay	0.0001	L2 weights regularization
replay_buffer_size	3,000	Number of self-play games to keep in the replay buffer
num_unroll_steps	20	Number of game moves to keep for every batch element
td_steps	20	Number of steps in the future to take into account for calculating the target value
PER	True	Prioritized Replay, select in priority the elements in the replay buffer which are unexpected for the network
PER_alpha	0.5	How much prioritization is used

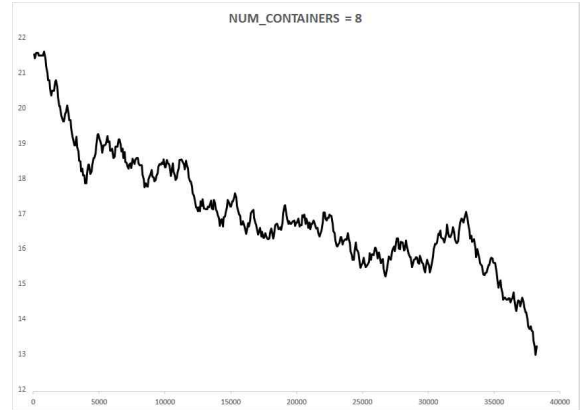
Table 1. Types and value of parameters used in the experiments

4.2 실험결과

모델의 검증을 목표로 실험을 진행하였다. 6열 6층의 공간에 존재하는 컨테이너의 수를 8개, 10개, 12개로 설정하여 총 세 가지 실험을 진행하였다. 컨테이너 재정돈 문제가 해결되면 환경에서의 리셋(reset) 기능이 작동하며, 이때에는 랜덤하게 새로운 형태의 상태를 생성한다. 만약 랜덤하게 생성된 상태가 이미 재정돈 완료된 상태라면, 그렇지 않을 상태가 생성될 때까지 새롭게 생성하였다. 아래의 <Figure 10~12>은 각각 컨테이너 개수를 8개, 10, 12개로 설정했을 때 MuZero 알고리즘이 컨테이너 재정돈 문제를 학습한 과정을 보여준다.

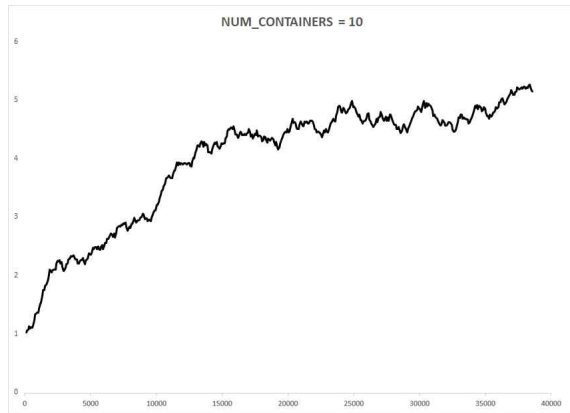


a) increasing reward over training



(b) decreasing re-handling steps over training

Figure 10. Number of Containers: 8

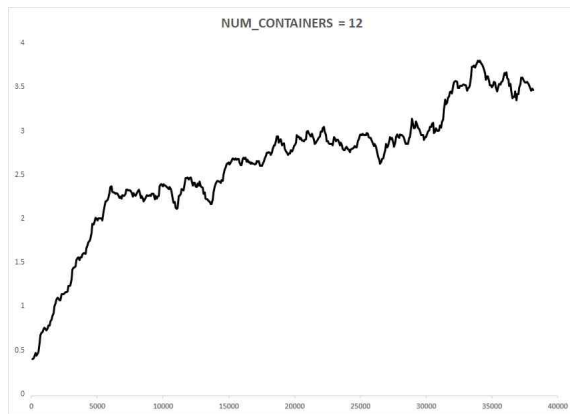


a) increasing reward over training

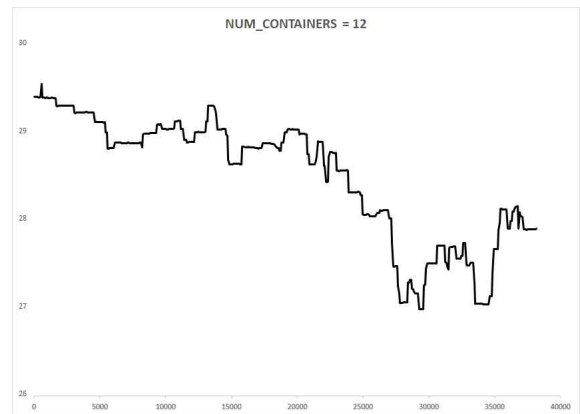


(b) decreasing re-handling steps over training

Figure 11. Number of Containers: 10



a) increasing reward over training



(b) decreasing re-handling steps over training

Figure 12. Number of Containers: 12

<Figure 10~12>에는 각각 두 개의 도표가 제시되었다. (a)와 (b)의 X축은 모두 학습단계(training step)를 의미한다. 하나의 학습단계는 <Table 1>의 batch_size 값으로 제시된 바와 같이 64회의 게임이 진행된다. 각 게임은 에피소드(episode)를 형성하는데, 각 에피소드는 랜덤한 상태에서부터 시작하여 컨테이너 재정돈이 완료될 때까지의 모든 시점과 각각의 시점에서 취했던 action, 그리고 그로 인한 상태를 포함한다. <Figure 10~12> (a)의 Y축은 최근 100개 학습단계에서 평균적으로 재정돈이 완료되기까지 보상으로 획득한 값을 의미하며, (b)의 Y축은 최근 100개 학습단계에서 평균적으로 컨테이너 재정돈을 완료하는 데 필요했던 재취급의 수, time step의 수를 의미한다. 즉, 학습이 진행됨에 따라 보다 효율적인 action을 선택함으로써 점차적으로 보상량이 증가하는 현상이 (a)에 나타나고 있으며, 컨테이너 재정돈이 완료되기까지 소요된 재취급 횟수가 줄어드는 현상이 (b)에 나타난다.

<Figure 10>에서 확인하듯, 컨테이너 개수가 충분히 적을 때에는 재정돈을 완료하는 데 필요한 재취급 횟수가 10회 수준으로 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 반면, <Figure 12>과 같이 컨테이너 개수가 일정 수준을 넘어섰을 때에는 평균 재취급 횟수가 요동치는 현상이 관찰되기도 한다. 또한, 평균 재취급 횟수가 25회 이상의 수준에 머무르는 것으로 보아 학습이 충분히 진행되지 못한 것으로 판단된다.

실험을 통해 해당 연구에서 제시한 학습 전략에 MuZero 알고리즘을 적용해 항만의 컨테이너 재정돈 문제를 학습할 수 있다는 것이 확인되었다. 또한, 컨테이너의 개수가 늘어나더라도 시간이 지남에 따라 평균 보상 획득값이 증가하고, 평균 재취급 횟수는 감소하는 추세를 실험결과에서 확인할 수 있었다. 이에 따라, 제한된 자원(resource)으로는 컨테이너의 개수가 늘어남에 따른 복잡성을 극복하기 어렵다는 사실을 확인하였다. 자원은 GPU와 같은 하드웨어와 시간적 자원 등을 의미한다.

5. 결론

본 연구에서는 항만의 작업생산성 향상을 위한 컨테이너 재정돈(pre-marshalling) 계획 문제 해결을 위해 노력했다. 컨테이너 재정돈의 결과로 나타나는 적하작업시간 감소 효과 및 외부트럭 대기시간 감소 효과는 다수의 논문에 의해 정리된 바 있다(Park et al., 2008, Park et al., 2012). 본 연구에서는 최근 주목받는 인공지능의 강화학습 딥러닝 기법을 이용해 항만의 컨테이너 재정돈 문제에 접근하였다. 특히, 기존 항만 연구분야에서 사용된 바 없는 MuZero 알고리즘을 이용함으로써 연구의 차별성을 두었다.

항만 컨테이너 재정돈을 강화학습하기 위한 일종의 시뮬레이터인 학습 환경(environment)을 직접 구성하였다. 환경을 구축함에 있어 효율적인 학습을 유도하기 위한 다양한 전략과 장치가 마련되었다. 먼저, 불가능하거나 낭비로 판단되는 action을 마스킹함으로써 보다 합리적인 action만을 고려할 수 있도록 하였다. 또한, 재정돈을 위한 재취급 횟수의 하한값을 휴리스틱 방법으로 계산하여, action 이전 상태의 하한값과 action 이후 상태의 하한값을 고려한 보상 체계를 마련하였다. 6열 6층의 공간에 컨테이너가 8개, 10개, 12개 있을 때를 기준으로 실험을 진행하였다.

연구를 통해 얻을 수 있는 결론은 다음과 같다. 첫째, MuZero 알고리즘을 이용하여 항만의 재정돈 문제를 학습하는 것이 가능하다. 처음으로 심층신경망 강화학습을 활용하여 컨테이너 재정돈 문제에 접근하였으며, 학습의 충분한 가능성을 검증하였다. 둘째, 큰 사이즈의 문제에서 나타나는 복잡성을 극복하기 위해서는 더 많은 하드웨어적, 시간적 자원을 투입할 필요가 있다. 문제의 사이즈는 크게 두가지 측면이 있는데, 하나는 컨테이너 열의 개수 또는 층의 개수를 확장하는 것, 또 하나는 컨테이너의 수를 확장하는 것이다. 셋째, action을 마스킹함으로써 학습의 효과를 극대화할 수 있다. 다양한 마스킹 방법을 적용하였는데, 더 많은 action을 조건부로 마스킹하면 더욱 효율적인 학습이 가능할 것이다. 하지만, 강화학습에 인간의

지식을 너무 많이 주입하는 것 또한 문제가 될 수 있음에 유의해야 한다. 넷째, 이전 상태와 현재 상태의 최소 재취급 횟수 하한값(lower bound)을 휴리스틱을 통해 계산한 뒤 그 변동량을 보상으로 활용하는 방법이 효과적으로 작동한다는 사실을 확인하였다. 즉, 휴리스틱 방법론으로 강화학습을 가속시킬 수 있다.

본 연구에서 진행된 실험과 결론으로 미루어, 앞으로의 추가연구의 방향을 명확하게 설정할 수 있다. 첫째로는, 학습을 위한 자원을 증가시켜 추가적인 연구를 진행할 수 있다. 두 번째로는, 재취급 횟수를 최소화하는 것 이상의 목표를 설정한 연구가 가능하다. 최적의 컨테이너 재정돈 계획이 반드시 최소한의 재취급 횟수만을 의미하지는 않는다. 재정돈 작업 중에 발생하는 작업시간을 최소화하는 것을 목표로 할 수도 있다. 또는, 추후 선적 또는 반출작업에서 발생할 작업시간을 최소화시키는 것을 목표로 두는 등 더 다양한 가능성을 고려해 연구를 확장할 수 있다.

참고문헌

- Bang, S., Tijus, C. (2018), Problem Solving using Recurrent Neural Network based on the Effects of Gestures, 10th International Joint Conference on Computational Intelligence (IJCCI 2018), 211-216
- Carlo, H. J., Vis, I. F. A., Roodbergen, K. J. (2014), Storage yard operations in container terminals: Literature overview, trends, and research directions, *European Journal of Operational Research*, 235(2), 412-430
- Caserta, M., and Voß, S. (2009), A corridor method-based algorithm for the pre-marshalling problem, *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 5484 LNCS, 788-797, https://doi.org/10.1007/978-3-642-01129-0_89
- de Vries, J. A., Voskuil, K. S., Moerland, T. M., and Plaat, A. (2021), Visualizing MuZero Models, arXiv: 2102.12924
- Duvaud, W. and Hainaut, A. (2019), MuZero General: Open Reimplementation of MuZero, GitHub repository, <https://github.com/werner-duvaud/muzero-general> (accessed on Oct 9, 2021)
- Expósito-Izquierdo, C., Melián-Batista, B., and Moreno-Vega, M. (2012), Pre-Marshalling Problem: Heuristic solution method and instances generator, *Expert Systems with Applications*, 39(9), 8337-8349, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.187>
- Gheith, M. S., Eltawil, A. B., and Harraz, N. A. (2014), A rule-based heuristic procedure for the container pre-marshalling problem, *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2015-Janua, 662-666, <https://doi.org/10.1109/IEEM.2014.7058721>
- Ha, B., Kim, S. (2012), A* Algorithm for Optimal Intra-bay Container Pre-marshalling Plan, *Journal of Korean institute of industrial engineers*, 38(2), 157-172
- Hart P. E., Nilsson N. J., Raphael B. (1968), A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths, *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100 - 107
- Hirashima, Y. (2009), A Q-learning System for Container Marshalling with Group-Based Learning Model at Container Yard Terminals, *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, 1
- Prandtstetter, M. (2013), A dynamic programming based branch-and-bound algorithm for the container pre-marshalling problem, Technical report, AIT Austrian Institute of Technology
- Hottung, A., Tanaka, S., and Tierney, K. (2020), Deep learning assisted heuristic tree search for the container pre-marshalling problem, *Computers and Operations Research*, 113, <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104781>
- Hottung, A., and Tierney, K. (2016), A biased random-key genetic algorithm for the container pre-marshalling problem, *Computers and Operations Research*, 75, 83-102, <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.05.011>
- Kang, J., Ryu, K., Kim, K. (2004), Efficient remarshalling of containers in the bay of container yard, *Proc*

- eedings of the Korea Intelligent Information System Society Conference 2004.11, 287-295
- Khpeek. (2017), Q-learning-hanoi, <https://github.com/khpeek/Q-learning-Hanoi> (accessed on Oct 9, 2021).
- Kingma, D. P., and Ba, J. L. (2015), Adam: A method for stochastic optimization, 3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings, 1-15.
- Lee, Y., and Chao, S. L. (2009), A neighborhood search heuristic for pre-marshalling export containers, *European Journal of Operational Research*, 196(2), 468-475, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.03.011>
- Lee, Y., and Hsu, N. Y. (2007), An optimization model for the container pre-marshalling problem, *Computers and Operations Research*, 34(11), 3295-3313, <https://doi.org/10.1016/j.cor.2005.12.006>
- Liu, Y. F., Lee C. B. (2019), A Study on the Structural Changes of Import and Export Containers between South Korea and China Ports, *Korea Logistics Review*, 29(2), 1-12
- Mitchell A. P., Kenneth A. D. J. (1994), A Cooperative Coevolutionary Approach to Function Optimization, *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., Riedmiller, M. (2013), Playing Atari with Deep Reinforcement Learning, *arXiv:1312.5602*
- OpenAI. (2018), OpenAI Gym, <https://gym.openai.com/read-only.html>, (accessed on Oct 9, 2021).
- Paias, A., Ruthmair, M., and Voß, S. (2016), Solving the Robust Container Pre-Marshalling Problem, *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9855 LNCS, 5(6), <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44896-1>
- Park, T., Nam, J., Kim, T., Ryu, K. (2012), A Multi-objective Co-operative Co-evolutionary Algorithm for Remarshaling in an Automated Container Terminal, *Journal of KISS : Software and Applications*, 39(1), 45-55
- Park, K., Park, T., Kim, M., Ryu, K. (2008), Planning for Intra-Block Remarshaling to Enhance the Efficiency of Loading Operations in an Automated Container Terminal, *Journal of Intelligence and Information Systems*, 14(4), 31-46
- Park, K., Park, T., Ryu, K. (2009), A Cooperative Coevolutionary Algorithm for Optimizing Remarshaling Plan in an Automated Stacking Yard, *Journal of navigation and port research*, 33(6), 443-450
- Park, Y. (2016), Comparison of Algorithm based on the Container Remarshalling Efficiency Factor in Port Distribution, *Journal of Distribution Science* 14(5), 107-114
- Parreño-Torres, C., Alvarez-Valdes, R., and Ruiz, R. (2019), Integer programming models for the pre-marshalling problem, *European Journal of Operational Research*, 274(1), 142-154, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.09.048>
- Pierrot, T., Ligner, G., Reed, S., Sigaud, O., Perrin, N., Laterre, A., Kas, D., Beguir, K., Freitas, N. (2019), Learning Compositional Neural Programs with Recursive Tree Search and Planning, *arXiv:1905.12941 [cs.AI]*
- PyTorch. (2020). Pytorch Documentation, <https://pytorch.org/docs/stable/index.html> (accessed on Oct 9, 2021).

- Rendl, A., and Prandtstetter, M. (2013), Constraint models for the container pre-marshaling problem, *ModRef 2013: The Twelfth International Workshop on Constraint Modelling and Reformulation*, 44-56
- Rosin, C. D. (2011), Multi-armed bandits with episode context, *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 61(3), 203-230, <https://doi.org/10.1007/s10472-011-9258-6>
- Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Hubert, T., Simonyan, K., Sifre, L., Schmitt, S., Guez, A., Lockhart, E., Hassabis, D., Graepel, T., Lillicrap, T., and Silver, D. (2020), Mastering Atari, Go, chess and shogi by planning with a learned model, *Nature*, 588(7839), 604-609, <https://doi.org/10.1038/s41586-020-03051-4>
- Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T., and Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484-489. <https://doi.org/10.1038/nature16961>
- Silver, D., Hubert, T., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Lai, M., Guez, A., Lanctot, M., Sifre, L., Kumaran, D., Graepel, T., Lillicrap, T., Simonyan, K., Hassabis, D. (2017), Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm, *arXiv:1712.01815v1 [cs.AI]*
- Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M., Bolton, A., Chen, Y., Lillicrap, T., Hui, F., Sifre, L., Van Den Driessche, G., Graepel, T., and Hassabis, D. (2017), Mastering the game of Go without human knowledge, *Nature*, 550(7676), 354-359, <https://doi.org/10.1038/nature24270>
- Tanaka, S., and Mizuno, F. (2018), An exact algorithm for the unrestricted block relocation problem, *Computers and Operations Research*, 95, 12-31, <https://doi.org/10.1016/j.cor.2018.02.019>
- Tanaka, S., and Tierney, K. (2018), Solving real-world sized container pre-marshalling problems with an iterative deepening branch-and-bound algorithm, *European Journal of Operational Research*, 264(1), 165-180, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.05.046>
- Tanaka, S., Tierney, K., Parreño-Torres, C., Alvarez-Valdes, R., and Ruiz, R. (2019), A branch and bound approach for large pre-marshalling problems, *European Journal of Operational Research*, 278(1), 211-225, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.04.005>
- Tierney, K., Pacino, D., and Voß, S. (2017), Solving the pre-marshalling problem to optimality with A* and IDA*, *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 29(2), 223-259, <https://doi.org/10.1007/s10696-016-9246-6>
- Van Brink, M., and Van Der Zwaan, R. (2014), A branch and price procedure for the container premarshalling problem, *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 8737 LNCS, 798-809, https://doi.org/10.1007/978-3-662-44777-2_66
- Wang, N., Jin, B., and Lim, A. (2015), Target-guided algorithms for the container pre-marshalling problem, *The International Journal of Management Science*, 53, 67-77, <https://doi.org/10.1016/j.omega.2014.12.002>

- Wang, N., Jin, B., Zhang, Z., and Lim, A. (2017), A feasibility-based heuristic for the container pre-marshalling problem, *European Journal of Operational Research*, 256(1), 90-101, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.05.061>
- Yeo, G. (2002), An Evaluation of the Competitiveness of Chinese Container Ports, *Korea Trade Research Association*, **34**, 39-60

도시 지하철도 물류 시스템의 운영시나리오 분석을 통한 인터페이스 요구사항 보완 연구

황선우¹, 김학성¹, 김주욱¹⁺

¹한국철도기술연구원 첨단물류시스템연구실

Improvement Interface Requirements through Operation Scenario Analysis of Urban Railway Logistics System

Sunwoo Hwang¹, Hagseoung Kim¹, Joouk Kim¹⁺

¹Advanced Logistics System Research Department, Korea Railroad Research Institute

Currently, It is recognized as a high-cost inefficient logistics system that increases traffic congestion and environmental problems due to the increase in traffic volume caused by the activation of the online market. In order to improve inefficient problems such as inevitable traffic congestion and environmental problems due to increased traffic, it is necessary to develop cargo transportation system technology using existing urban railway infrastructure and cargo-only urban railways. The urban subway logistics system is a logistics system that requires a combination of various technologies to solve the rapidly increasing demand for urban logistics nationwide and road traffic problems. This paper recognized the existing traffic congestion and environmental pollution of road traffic as problems, identified the matters to be supplemented for each contact point at the subsystem and component level constituting the target system, and supplemented the contact requirements presented above. This study requires a plan to ensure the reliability and safety of operation from various perspectives as a complex system operated for one purpose by combining various technologies. The results of this study can contribute to the initial configuration and basic data to solve the interface bottleneck of the urban subway logistics system to be carried out in the future.

Keywords: Urban Railway Logistics, City Freight Transport, Operation Scenario, Systems Interface, Design Structure Matrix(DSM)

논문접수일 : 2021.10.13.

심사완료일 : 2021.12.16.

게재확정일 : 2021.12.21.

이 논문은 국토교통과학기술진흥원의 고부가가치 융복합 물류 배송·인프라 혁신기술개발 사업의 지원을 받아 수행되었음. (21HCLP-C163194-01)

† Corresponding Author: jookim@krri.re.kr

1. 서론

1.1 연구배경 및 필요성

대한민국 정부는 2016년 고부가가치 물류산업 육성, 물류시설 첨단화·효율화, 건전한 시장질서 확립, 친환경·안전 물류체계 구축이라는 4가지 전략을 바탕으로, 물류산업 일자리 및 미래 신성장동력 확충을 도모하고자, 「국가물류기본계획 2016-2025 (2016)」을 통하여 물류산업 비전을 제시하였다. 이는 도시 내 물류시설의 현황 및 문제점 분석을 통하여 생활밀착형 도시물류시설 확보방안 마련에 대한 내용을 포함하고 있다. 또한, 「제1차 철도물류산업 육성계획 (2018)」, 「제3차 물류시설개발 종합계획 (2018)」에서 도시철도 역사를 거점으로한 말단 배송시스템 구축, 도심 공동화 물류체계 구축방안, 도시 생활물류 인프라 확충 등 도시의 물류환경 개선을 위해 도시철도의 활용을 전략으로 제시하고 있다. 이러한 정부 정책에 부응하고자, 심각한 도심 진입 병목현상 및 도로혼잡을 통한 환경문제 등 국가적 사회적 비용의 상당한 부분을 차지하고 있는 수도권 물류 시스템을 도로 위주의 수송에서 비교적 친환경적인 철도시설 등을 활용한 물류 시스템으로의 변화가 필요하다. 기존의 도심 화물운송은 도로 중심으로 화물 트럭을 이용한 배송이 주를 이루었으며, 이에 따라, 도시 외곽 지역으로부터 도심으로 개별 화물 트럭에 의하여 화물 운송이 이루어졌다. 그러나, 물동량 증가에 따라 트럭 운행이 증가되어 교통혼잡과 환경문제 등을 발생시켰으며, 이에 따라, 사회적 비용이 함께 증가하는 고비용의 비효율적인 물류 시스템으로 인식되어가는 추세이다. 이렇듯, 물동량 증가에 따라 발생하는 불가피한 교통혼잡과 환경문제 등의 비효율적인 문제를 개선하고자, 기존에 구축된 도시철도 인프라와 화물전용 도시철도를 이용하는 화물운송 시스템 기술개발이 필요하다. 도시철도 시설을 활용한 도시물류 기술은 물류기술의 고도화, 유통채널의 다양화 등 변화하는 물류 패러다임에 맞게 기존에 도심 내 구축되어있는 도시철도 인프라인 차량기지과 도심역사 등의 지하공간을 활용하여, 화물전용 도시철도 차량으로 화물을 운송하는 기술이며, 이러한 기술은 초기 인프라 구축에 필요한 비용을 최소화하여, 투자 대비 효율성을 제고시키고, 이를 기반으로 지속적으로 증가하는 도심화물을 운송하고자 하는 목표를 가지고 있다.

1.2 선행연구 및 국내·외 도시철도 물류 인프라 운영사례 분석

본 절에서는 기존에 구축된 도시철도 인프라와 화물전용 도시철도를 이용하는 화물운송 시스템을 구현 하기에 앞서, 선행연구 및 국내·외 도시철도 화물 운영사례 분석을 수행하고자 한다. 먼저, 물동량 증가에 따라 발생하는 불가피한 교통량 증대로 인한 환경문제 측면에서 철도화물과 도로화물수송을 연구대상으로 선정하여 대기오염물질 및 온실가스 배출량 비교 연구가 수행된 바 있다 (Kim et al., 2016). 본 연구에서는 전 세계적으로 환경에 대한 관심이 높아짐에 따라 도로중심의 운송체계에서 철도 등 친환경 교통체계로 전환하고자 하는 교통수단 전환의 움직임을 인지하여, 화물철도와 같은 친환경 수송수단에 대한 지원정책을 마련하기에 앞서, 도로운송 대비 철도의 친환경성에 대한 정량적 자료를 마련하고자, 화물수송 시 배출되는 환경오염물질 및 온실가스 배출 단위를 산정하고 비교 및 검토를 수행하여, 철도운송의 친환경성을 제시하였다. 연구수행 결과, 도로운송의 단위 수송 당 대기오염물질 배출량이 SO₂를 제외하고는 철도보다 7~15배 가량 높다는 것을 확인할 수 있었다. 또한, 온실가스의 경우, 도로운송이 철도운송에 대비하여 약 4배 수준의 온실가스를 배출한다는 결과를 확인하였다. 이렇듯, 본 논문에서는 철도운송과의 비교 관점에서 수행되었지만, 도로운송의 환경오염에 대한 문제점을 인지하여 이를 해소하고자 하는 연구가 물류, 유통, 기계, 인공지능 등의 다양한 분야에서 융·복합적인 관점으로 수행되고 있는 시점이다. 도로운송의 교통혼잡 및 환경오염 등의 사회적 문제점을 인지하였으나, 현시점에서 다양한 물류, 유통 분야에서 운영되

고 있는 도로운송을 중단할 수는 없는 시점이다. 따라서, 도로운송과 철도운송의 연계를 통하여 운영기술의 관점에서 수송에 대한 효율성을 높이하고자, 도로 및 철도운송 교통연계를 통한 화물열차 운영기술 사례 연구가 수행된 바 있다 (Park et al., 2014; Han et al., 2019). 본 연구에서는 도로운송에 편중되어 교통혼잡에 대한 문제를 겪고 있는 우리나라 교통운영체계의 문제점을 인지하여, 신개념 화물수송 및 운영시스템을 도입하여 효율적인 교통운영체계를 구현하고자 수행되었다. 먼저, 정부에서 다양한 제도를 마련하여 친환경 교통수단 운영확대를 통한 교통수단 전환을 추진하고 있으나, 이러한 정부의 노력에도 불구하고 철도운송 분담률이 오히려 감소하고 있다는 점을 인지하였다. 이에 대한 요인으로서는 철도운송이 Door To Door 수송과 Just In Time 수송이 불가하다는 점과 철도운송은 환적 및 운송에 대한 절차가 복잡하여, 적재 및 대기 등에 불필요한 소요시간이 발생한다는 점이 도로운송 대비 철도운송 문제의 요인이라는 것을 파악했다. 이에, 기존 철도시설의 차량한계를 만족하는 대형 27톤급 탑재용 TOFC(Truck/Trailer On Flat Car) 기반의 Piggyback 수송방식의 확대 및 운영기술을 제안하였으며, 화물트럭 수송용 Piggyback 실용화를 위하여, 기술 및 시제품에 대한 인증시험 실시의 필요성을 제안하였다. 2010년 일본의 삿포로교통국(Sapporo City Transportation Bureau)은 도시철도를 기반으로 하여 이동형 캐리어를 활용한 택배 및 화물운송 시스템을 도입한 바 있다. 2011년 12월 프랑스의 파리교통공단(RATP, Regie Autonome des Transports Parisiens)은 도시 내에서 운송이 중단된 전차를 활용하여 여객수송 사이에 화물수송을 운용하였다. 주 6회를 운용하여, 4주 동안 17톤의 화물을 운반하는 수송 시스템을 운용한 바 있다. 2017년 우리나라의 서울교통공사는 한국철도기술연구원, C 물류社와 협업하여, 도시철도를 활용한 지하 화물운송 테스트를 수행하였다. 이는 인프라에 대한 제약조건과 이동동선 및 물류공간으로 활용가능한 유휴공간을 파악하여 개략적인 시스템 운영 가능성 도출을 목적으로 수행되었다. 본 사례는 기존에 구축된 도시철도 인프라와 도시철도 차량을 기반으로 한 물류 시스템의 개략적인 프로세스를 확인할 수 있다. 본 절에서는 선행으로 수행된 도시 지하철도 물류 시스템의 사례를 통하여, 대상 시스템 관점에서 본 연구와 관련있는 고려사항들을 파악하고자 한다. 해당 사례는 인프라에 대한 제약조건과 화물열차 이동동선 및 물류공간으로 활용가능한 유휴공간을 파악하여 개략적인 시스템 운영 가능성 도출을 목적으로 수행되었다. 먼저, 개략적인 물류 시스템 프로세스는 물류터미널, 도시철도 차량기지, 도시철도 차량, 지하역사, 고객의 순으로 수행되었다. 물류터미널은 택배 Hub에서 집하되는 화물 중 별도 코드가 부여된 화물을 분류하여 롤테이너에 적재하고, 이를 11톤의 차량으로 출고하였다. Figure 1은 택배 Hub에서 화물을 집하하는 과정을 보여준다. Figure 2와 같이, 도시철도 차량기지에 별도 코드가 부여된 화물을 담은 화물차량이 진입 후, 지게차를 활용하여 11톤의 화물차량에서 도시철도 차량(지하철)으로의 롤테이너 환적 절차가 진행되었다.



Figure 1. The process of collecting cargo at the Hub



Figure 2. Cargo Rolltainer transshipment process

이후, 도시철도 차량(지하철)은 지하역사(지하철 역)에 도착하게 되며, 수행 인력이 직접 롤테이너의 화물을 지역별로 분류하였다. 화물 분류 프로세스는 Figure 3과 같이 수행되었다. 다음의 절차로 분류된 화물은 비 자동식 컨베이어를 활용하여 이동되었고, 이후, Figure 4와 같이, 지상의 전동 카트에 적재되어 고객에게 배송되었다.



Figure 3. Cargo classification process



Figure 4. Cargo delivery through classification process

본 사례에서는 도시철도 차량기지, 도시철도 차량, 지하역사를 활용한 화물운송, 하역, 분류에 대한 실질적인 운영 방안을 검토한 사례였으며, 도시철도 차량기지 내 화물차량 진입로 및 행선지별 화물 분리, 적재, 적치 등 환적 작업공간의 필요성을 도출하였다. 또한, Figure 5와 같이, 차량기지에서 지하역사로 이동하는 도시철도 차량 내부의 화물 롤테이너는 급 가, 감속으로 인한 운송 환경에서 화물의 파손 문제를 발생시킬 수 있다는 점을 도출하였다. 따라서, 도시철도 차량에서 화물 롤테이너 환적 시, 반·출입 순서와 연계된 화물 롤테이너 배정, 결박의 필요성을 인지하였다. 화물 분류를 통한 고객까지의 배송 과정을 인력이 직접 수행해야 한다는 점이 문제점으로 나타났으며, 이러한 문제점은 차후, 시스템 운영 시 운용상 경제적인 관점에서 문제점으로 나타날 수 있다. 본 사례를 통하여, 기존에 구축된 도시철도 인프라와 도시철도 차량을 기반으로 한 물류 시스템의 개략적인 프로세스를 확인할 수 있다. 또한, 시스템 운영 시, 대상 시스템과 서브 시스템 수준에서 발생할 수 있는 문제점과 제약사항 및 추가 고려요소를 파악할 수 있다.



Figure 5. Derivation of need to bind a rolltainer due to the driving environment

1.3 연구 절차

본 논문 1장의 서론에서 기존에 활용되고 있는 도로운송의 교통혼잡 및 환경오염을 문제점으로 인지하여, 기존의 도시철도 인프라를 활용할 수 있는 도시철도 기반 물류 시스템에 대한 필요성을 제시하였다. 이에 대하여, 도로운송에서 철도운송으로의 전환을 관점으로 선행연구 분석을 수행하였고, 기존의 도시철도 인프라를 활용하여 물류 시스템을 구현한 외국의 사례를 조사하였으며, 국내 사례 분석을 통하여, 본 논문에서 제시하고 있는 도시 지하철도 물류 시스템 구현을 위한 기초적인 고려 사항을 도출하였다. 2장에서는 모델링 지원 도구인 EA(Enterprise Architect)를 활용하여 전체 시스템 관점에서 도시 지하철도 물류 인프라 시스템 구현에 필요한 운영시나리오를 제시하였다. 3장에서는 DSM(Design Structure Matrix)을 활용하여 전체 시스템 관점에서 운영시나리오 분석을 수행하였다. 이를 통해 시스템 운영 시 발생할 수 있는 문제점과 제약사항을 파악하였고, 서브 시스템 관점에서의 인터페이스 요구사항을 추가로 도출하였다. 4장에서는 이에 대한 결과를 정리하여, 도시 지하철도 물류 시스템 운영에 필요한 운영시나리오 및 절차와 시스템 인터페이스 요구사항을 보완하였다. 5장에서는 본 논문에서 수행한 연구 결과를 평가하여, 차후 수행할 과업의 방향을 제시하였다. 그림 6은 본 논문에서 수행한 연구 절차를 개략적으로 보여준다. 본 논문에서는 물동량 증가에 따른 도로운송의 교통혼잡 및 환경오염 등의 문제점을 인지하여, 이를 해소하기 위한 방안으로 제안된 도시 지하철도 물류 시스템을 연구대상으로 선정하였다. 도시 지하철도 물류 시스템은 다양한 분야의 서브시스템이 조합된 융·복합시스템으로, 이를 성공적으로 구현하기 위해서는 서브시스템 간의 인터페이스를 정확히 식별하는 것이 필요하다. 따라서, 본 논문에서는 대상 시스템의 운영시나리오를 분석하여 도시 지하철도 물류 시스템을 성공적으로 구현하기 위한 서브시스템 및 컴포넌트 수준에서 DSM 기반의 인터페이스 요구사항 보완 연구를 수행하였다.

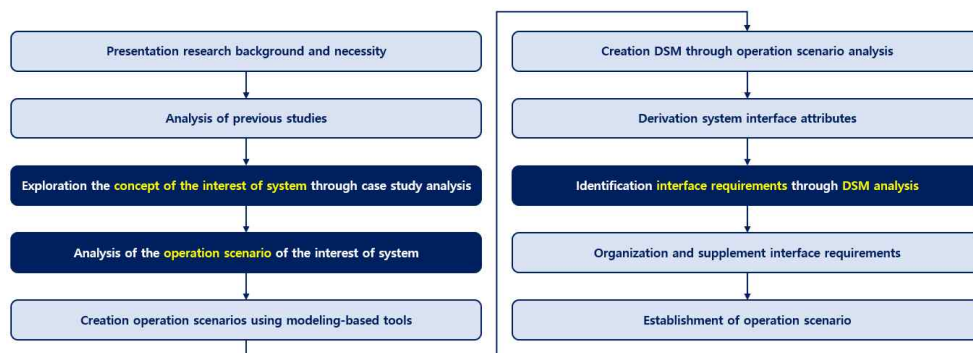


Figure 6. Schematic research procedure

2. 지하 도시철도 물류 시스템 분석

도시 지하철도 물류 시스템은 기존에 운영되고 있는 국가적으로 급증한 도시 내 물류 수요와 도로수송의 문제점을 해소하기 위해 제안된 물류 시스템으로 여러 가지 기술의 접목이 필요한 융·복합시스템이다. 먼저, 도시 내의 물류 수요를 고려하여, Hub 터미널에서 화물을 보관할 수 있는 차량기지과 주요 도심지 내에 화물을 취급할 수 있는 도심역사 화물 취급역 선정이 중요하다. 또한, 여객을 운송하는 여객열차 운행 사이에 화물을 운송하는 화물열차가 운영되기에, 운행 스케줄링 및 신호 시스템에 대한 검토 및 분석과 도심 내부의 물류 수요를 파악하여, 예상 물동량 예측을 통한 화물열차 편성에 대한 검토 및 분석이 필요하다. 다음으로, 도심 내의 예상 물동량 및 소포, 소화물 등의 화물 구성에 따라, 화물을 취급하기에 적절한 표준용기 구성 및 제작이 필요하며, 본 시스템에서는 출발공간 - 화물열차 - 도착공간 사이에 수행 인력을 최소화 할 수 있는 방안으로 AGV(Automated Guided Vehicle)를 활용할 예정이다. Figure 6은 도시 지하철도 물류 인프라 시스템에 대한 개념도를 도시한다. 본 연구에서는 도시 지하철도 물류 인프라 시스템을 대상 시스템으로 선정하였고, 화물 적재를 위한 물류공간(차량기지 및 도심역사 화물 취급역의 작업 수행 원 포함), 화물열차, 수평이송장치, 수직이송장치(화물운송 표준용기와 결박장치를 포함), 화물운송 표준용기(운송 데이터 전송을 위한 바코드 포함), 데이터를 관리하는 서버 등으로 주체와 객체를 선정하였다.

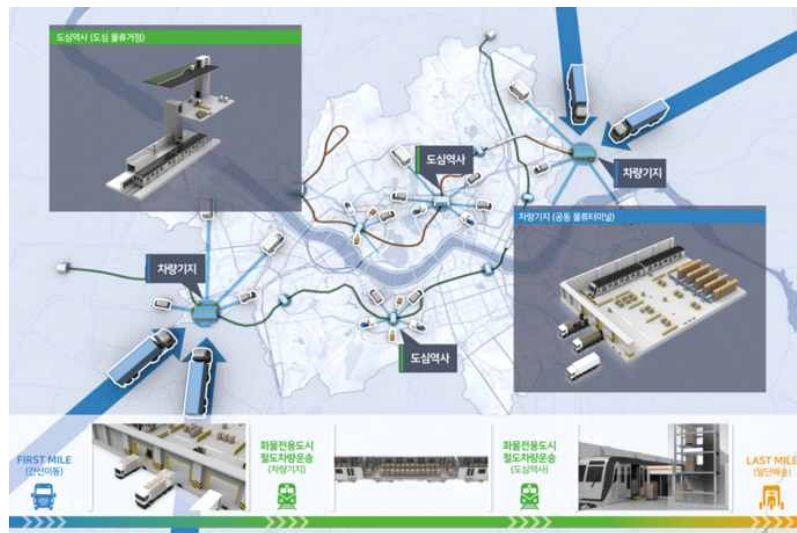


Figure 7. Schematic of urban railways logistics infrastructure

2.1 운영 절차에 따른 서브 시스템 수준의 분류

본 논문에서는 도시 지하철도 물류 시스템에 대한 개념을 재정립하기 위하여, 각각의 임무에 따라 서브 시스템 수준에서의 분류를 수행하였다. Figure 8 (a)는 차량기지 물류공간에서 AGV와 체결된 화물운송 표준용기가 화물열차로 이동하는 과정을 도시한다. 이때, 화물운송 표준용기는 차량기지 작업원에 의해 입고 되어 관제시스템의 제어 아래에서 이동된다. Figure 8 (b)는 관제시스템에서 제어하는 AGV와 화물운송 표준용기의 개념도를 나타낸다. AGV는 화물운송 표준용기 밑에 위치하여 차량기지 작업원에 의해 화물이 담긴 화물운송 표준용기와 체결되고, 관제시스템에서 제어된다. Figure 9 (a)는 화물을 운송하는 화물열차를 보여주며, Figure 9 (b)는 화물열차가 도시 역사 승강장에 도착한 후 관제시스템의 제어 아래에서 수직

이송장치로 이동하는 AGV 및 화물운송 표준용기의 반. 출입 시스템을 보여준다. Figure 10 (a)는 수직이송장치, Figure 10 (b)는 수직이송장치를 통하여 도시역사 물류공간에 도착한 화물들을 개략적으로 나타낸다. Figure 8부터 Figure 10까지 모든 개념도는 개략적인 설계를 나타내며, 형상 수정과 대상 시스템의 서브 시스템 및 구성요소등의 사양을 확정하기 위하여, 인터페이스 요구사항이 식별을 통한 검토가 필요하다.

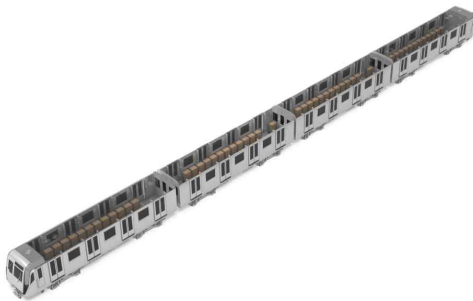


(a) Vehicle base logistics space



(b) AGV / standard container

Figure 8. Vehicle base logistics space and AGV / standard container



(a) The concept of a freight train

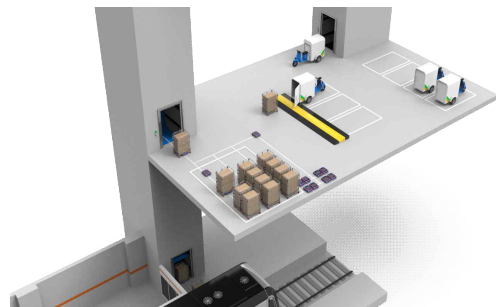


(b) The concept of freight transfer

Figure 9. The concept of a freight train and The concept of freight transfer



(a) Vertical transfer system



(b) Logistics space in the city station

Figure 10. Vertical transfer system and Logistics space in the city station

2.2 도시 지하철도 물류 시스템 운영시나리오 분석 및 모델링

본 절에서는 도시 지하철도 물류 인프라를 구현하기 위한 초기 절차로써, 전체 시스템 관점의 운영시나리오를 제시하고자 한다. 운영시나리오는 Subject, Objects 1 - 2, State 1 - 2, Activation으로 구분하여 제시하였다. 예를 들어, “시나리오 1. - 화물은 화물운송 표준용기에 담긴 상태로 차량기지의 보관공간에 위치되어야 한다. 시나리오 2. - 차량기지 작업 수행원은 핸드 스캐너를 활용하여 화물운송 표준용기의 운송 바코드를 스캔하여 화물의 입고 절차를 수행한다. 시나리오 3. - 차량기지 작업 수행원은 수평이송장치를 화물운송 표준용기 밑으로 위치시킨다.” 등으로 서술적인 관점으로 구분하였다. Figure 11은 전체 시스템 관점에서 도시 지하철도 물류 인프라 시스템의 운영시나리오를 나타낸다. 해당 운영시나리오는 각각의 서브 시스템별로 도메인에 따라 상세한 표현이 가능하나, 본 연구에서는 전체 시스템에 대한 개념을 정립하기 위한 연구로 개략적인 관점에서 운영시나리오를 분석하였다. Figure 12는 앞서 수행한 지하 도시철도 물류 인프라의 운영시나리오 분석 결과를 통하여 화물이 입고되어 데이터가 관제 시스템에 송, 수신되는 네트워크 과정을 보여준다. 처음 절차로, 화물이 표준용기에 담긴 상태로 차량기지 물류공간에 도착하면, 차량기지 작업원은 수평이송장치를 표준용기 밑에 위치 시킨 후 표준용기와 체결시킨다. 다음, 핸드 스캐너를 활용하여, 표준용기의 운송 정보 바코드를 스캔한다. 스캔된 데이터는 핸드 스캐너를 통하여, 이송장치 관제 시스템에 송신되고 관제시스템은 송신된 데이터를 분석 및 기록한다.

Scenario	Subject	Object_1	Object_2	State	Space_1	Space_2	Activation	Derivation of necessary matters
Sc_01		Stuff	Standard cargo container	Stationary		Vehicle base storage space	Located	
Sc_02	Vehicle base work attendant	Hand scanner	Standard cargo container / Stuff	Attention to handling		Inside the cargo transport standard container	Loading	
Sc_03	Vehicle base work attendant	Hand scanner	Barcode for transportation	Certainly			Scan	Need to analyze the scan method
Sc_04	Hand scanner	Server	Data				Send	Need to review how the data will be transmitted and frequently
Sc_05	Server	Data					Receive	to review how the data will be transmitted and frequently
Sc_06	Vehicle base work attendant	Hand scanner	Automated Guided Vehicle	Stationary		Under the cargo transport standard container	Move	Need to decide how to charge AGV
Sc_07	Hand scanner	Server	Data				Send	Need to review how the data will be transmitted and frequently
Sc_08	Server	Data					Receive	Need to review how the data will be transmitted and frequently
Sc_09	Automated Guided Vehicle				Vehicle base storage space	Under the cargo transport standard container	Move	
Sc_10	Automated Guided Vehicle	Server	Data				Send	Need to review how the data will be transmitted and frequently
Sc_11	Vehicle base work attendant	Automated Guided Vehicle	Standard cargo container	Certainly			Assemble	Need a quantitative value
Sc_12	Automated Guided Vehicle				Vehicle base storage space	Cargo train	Move	
Sc_13	Cargo train attendant	Automated Guided Vehicle	Standard cargo container			Cargo train	Check	
Sc_14	Cargo train attendant	Standard cargo container	Cargo train binding device	Certainly		Cargo train	Bind	Need a quantitative value
Sc_15	Cargo train attendant	Standard cargo container	Cargo train binding device			Cargo train	Check the bind	
Sc_16	Cargo train attendant	Cargo train driver				Cargo train	Deliver confirmation	
Sc_17	Cargo train driver	Cargo train	Cargo station				Going	
Sc_18	Cargo train driver	Cargo train	Cargo station	Attention to handling			Driving	
Sc_19	Cargo train driver	Cargo train	Cargo station				Arrive	
Sc_20	Cargo train attendant	Standard cargo container	Cargo train binding device				Check	
Sc_21	Cargo train attendant	Standard cargo container	Cargo train binding device				Release the bind	
Sc_22	Cargo train attendant	Scanner	Automated Guided Vehicle				Move	
Sc_23	Automated Guided Vehicle		Vertical transfer device				Move	
Sc_24	Cargo handling station attendant	Vertical transfer device	Standard cargo container			Vertical transfer device	Bind	Need a quantitative value / Need to be the subject of action
Sc_25	Cargo handling station attendant	Vertical transfer device	Standard cargo container			Vertical transfer device	Check	Need to be the subject of action
Sc_26	Cargo handling station attendant	Vertical transfer device	Standard cargo container				Move	Need to be the subject of action
Sc_27	Cargo handling station attendant	Vertical transfer device	Standard cargo container			Cargo handling station	Check	Need to be the subject of action
Sc_28	Cargo handling station attendant	Standard cargo container				Vehicle base storage space	Check	Need to be the subject of action
Sc_29	Cargo handling station attendant	Automated Guided Vehicle			Vertical transfer device	Vehicle base storage space	Move	Need to be the subject of action
Sc_30	Cargo handling station attendant	Automated Guided Vehicle	Standard cargo container			Vehicle base storage space	Unassemble	Need to be the subject of action
Sc_31	Vehicle base work attendant	Hand scanner	Automated Guided Vehicle	Stationary		Under the cargo transport standard container	Move	
Sc_32	Vehicle base work attendant	Hand scanner	Barcode for transportation	Certainly			Scan	Need to analyze the scan method
Sc_33	Vehicle base work attendant	Hand scanner	Barcode for transportation	Certainly			Scan	Need to analyze the scan method
Sc_34	Hand scanner	Server	Data				Send	Need to review how the data will be transmitted and frequently
Sc_35	Server	Data					Receive	to review how the data will be transmitted and frequently
Sc_36	Vehicle base work attendant	Stuff		Certainly	Vehicle base storage space	Vehicle base storage space	Move	
Sc_37	Vehicle base work attendant	Automated Guided Vehicle			Vehicle base storage space	Vehicle base storage space	Move	Need to decide how to charge AGV
Sc_38			Stuff	Stationary		Vehicle base storage space		

Figure 11. Operation scenario of railway logistics infrastructure

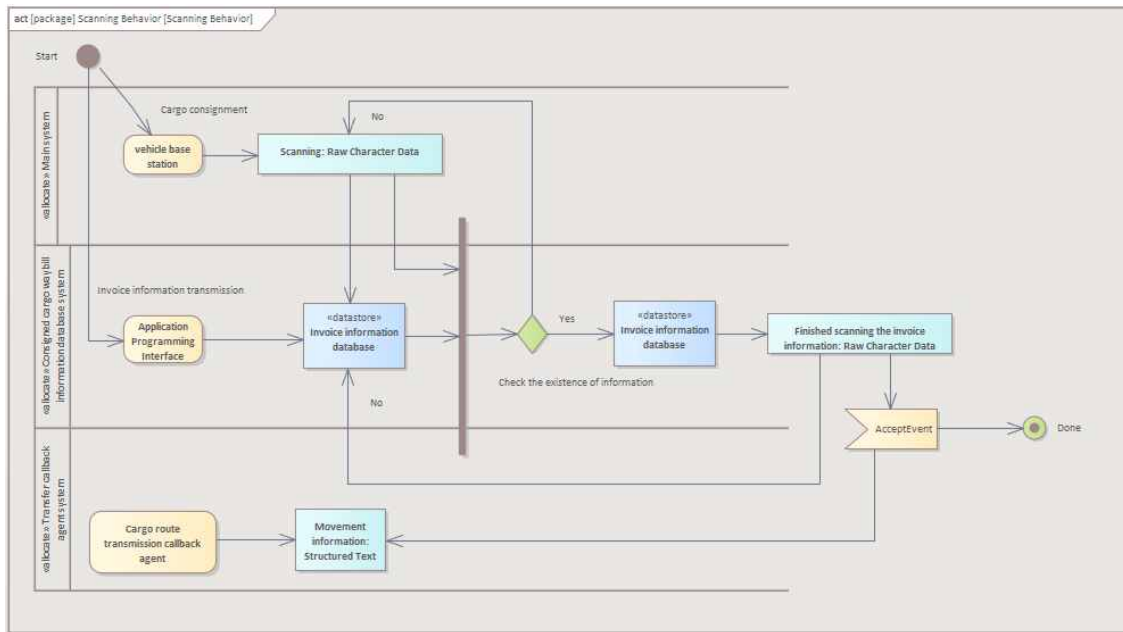


Figure 12. Operation scenario of railway logistics infrastructure

3. Design Structure Matrix 기반 인터페이스 요구사항 식별

3.1 Design Structure Matrix 개요

본 논문에서는 지하 도시철도 물류 시스템의 인터페이스 요구사항 식별을 위하여, DSM 방법론을 활용하였다. 설계에 관한 요구사항으로부터 개념설계를 이루기 위해서는 DSM, QFD(Quality Function Deployment), AHP(Analytic Hierarchy Process), KANO 분석 등 여러 가지 방법론이 활용될 수 있다. DSM 기법은 각 구성요소들의 관계를 표현하고 있으며, 이에 대하여 구성요소를 통합하는 시스템 모델링 도구로써 많이 활용되고 있다 (T.R. Browning, 2001). QFD 기법은 고객의 요구를 반영하여 제품을 설계하는 기법으로 제품 설계에 많이 활용되고 있으며 (Akao Y. 1997), KANO 모델은 제품의 속성과 관련 고객이 만족하는 방식의 차이에 초점을 두고 서비스의 속성을 매력, 단일차원, 필수, 무관심, 반전의 5가지 범주로 구분하여 분석하는 방식이다 (Kano N. et al., 1984). AHP분석은 분석적 계층화 과정이라 불리며, 다수의 대안에 대한 다면적 평가 기준을 통한 의사결정 지원 방법의 하나로 합리적인 의사결정을 위한 방법론으로 사용된다 (Hwang et al., 2021). 본 논문에서는 지하 도시철도 물류 시스템의 인터페이스 요구사항을 식별하기 위하여 DSM 방법론을 활용하였다 (Kim 2016). DSM기법은 DesignStructureMatrix의 약자로서 정사각형의 $n \times n$ 행렬로, 시스템 또는 프로젝트를 표현하는 방법이며, Dependency Structure Method, Dependency Source Matrix등으로 표현하기도 한다. (Eppinger S. D et al., 2012. DSM 기법은 행렬을 그래픽화하여 표현함으로써 간편하고, 확장이 용이하며, 직관적인 이해를 도울 수 있는 장점이 있다. DSM 행렬의 시스템 요소는 행렬의 첫 번째 행과 왼쪽 열에 표시되며, 제품 구성요소, 조직의 하부 팀, 또는 프로젝트 활동 등을 표현할 수 있다. 이렇게 시스템의 요소를 나열한 뒤 서로의 관계를 시스템 내부에 표현할 수 있다. 상관관계의 존재 또는 비존재로 나누어 '1' 또는 '0'과 도형으로 나타낼 수 있는 Binary DSM이 있으며, 각 요소들 간의 관계의 정도를 수치로 나타낼 수 있는 Numerical DSM이 있다. Figure 13은 Activity diagram 기반으로 DSM 구조를 생성하는 개념을 나타낸다.

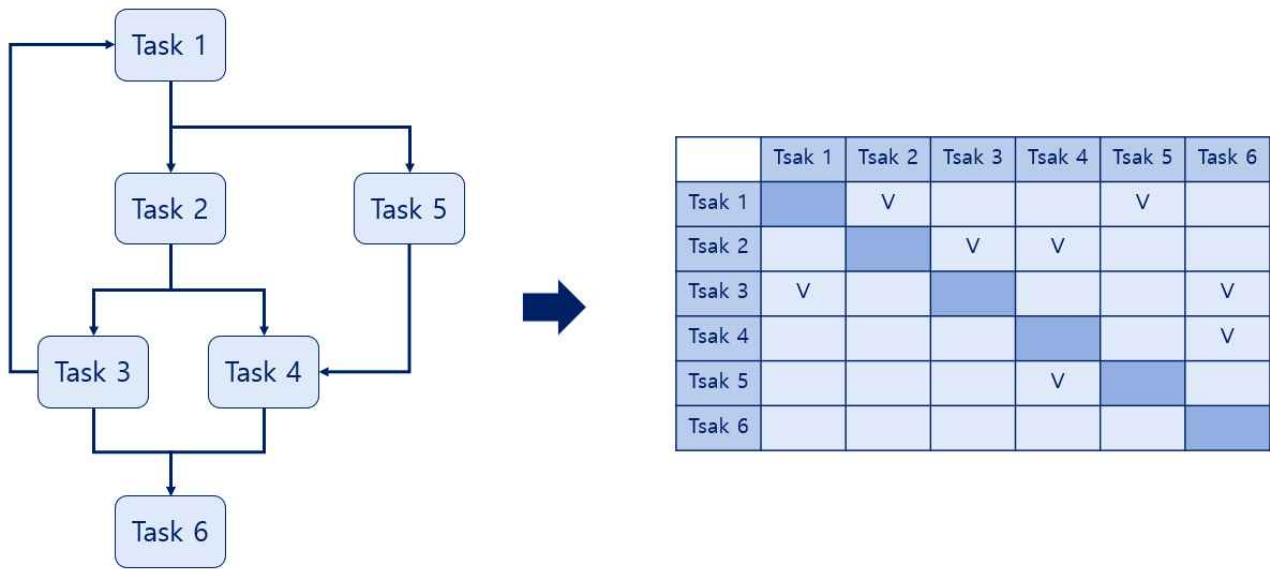


Figure 13. DSM concept and schematic diagram

3.2 운영시나리오 분석을 통한 Design Structure Matrix 분석

Figure 14는 지하 도시철도 물류 시스템을 대상 시스템으로 선정하여, 서브 시스템 및 컴포넌트 수준에서의 DSM을 보여준다. 화물이 차량기지 물류공간에 입고되는 시점부터 도심 내 역사의 물류공간까지 도착하는 과정에서 순차적으로 관련이 있는 서브 시스템 및 컴포넌트로 구성하였으며, 대상 시스템을 구성하는 서브 시스템 및 컴포넌트는 14가지로 식별되었다. 본 논문에서는 운영시나리오에서 각각의 서브 시스템 및 컴포넌트 별로 인터페이스가 있는 모든 조건을 한 가지의 인터페이스로 표현하였지만, 각각의 인터페이스 정도를 구분하는 방안이 필요하다. 예를 들어, 차량기지에서 화물의 입고 절차가 진행되는데, 예상 물동량이 없기에, 몇 명 정도의 차량기지 작업원 인력을 배치해야 할지에 대한 문제가 있다. 이를 해결하기 위해서는 실제로 활용 가능한 차량기지 물류공간의 유휴공간 예측과 예상 물동량 분석이 필요하다. 두 번째로, 차량기지의 차량기지 작업원이 화물을 입고하는 시나리오에서 화물운송 표준용기를 어떠한 방식으로 입고하여 관제시스템에 송신할지에 대한 문제가 있다. AGV - 화물운송 표준용기 - 화물열차 결박장치 - 화물열차의 인터페이스에서 AGV는 화물운송 표준용기와 체결되고, 화물운송 표준용기는 화물열차의 결박장치와 결박되는 방법이 있고, 화물운송 표준용기와 체결된 AGV 자체가 화물열차의 결박장치와 직접 결박하는 방식이 있다. 추가로, 결박방식을 어떻게 구성할지에 대한 인터페이스 구체화도 필요하다. 화물을 담은 화물운송 표준용기가 AGV와 체결되어 화물열차에 배치될 때, 화물열차 높이 차이로 인한 출입문과의 물리적 간섭이 발생할 수 있다. 회수 운영시나리오에서는 사용된 AGV와 화물운송 표준용기를 회수해야 하는 목적으로 수행되는데, 이를 효율적으로 수행하기 위한 방안이 필요하다. AGV의 전력공급 방식에 대한 운영시나리오 보완도 필요하다. 예를 들어, 화물운송 표준용기를 이동을 마친 AGV는 도시철도 역사 내 물류공간에 배치되어 회수 운영시나리오 전까지 보관되는데, 이에 대한 기준이 없으므로, AGV 방전의 우려가 있다. 비정상 운영시나리오 분석에서는 화물을 담은 화물운송 표준용기를 운송하는 과정에서 화물열차의 운행 환경에 따라, 파손의 우려를 예로 들 수 있으며, 이에 해당하는 조치를 취해야 한다. 하지만, 화물열차 작업원이 어떠한 방식으로 어떠한 기준을 만족하는 조치를 취할지에 대한 기준은 마련되지 않았다. 따라서, 이를 해결하기 위해서는 비정상 운영시나리오에 대한 분석과 검토를 통하여, 비상상황 대응 및 조치에 대한 매뉴얼 구성이 필요하다.

	Vehicle base work attendant 1	Hand scanner 1	Cargo control system	Automated Guided Vehicle	Cargo train attendant	Cargo train driver	Cargo handling station attendant	Vehicle base work attendant 2	Hand scanner 2	Cargo train control system	Standard cargo container	Vertical transfer device	Platform Screen Door	Cargo train entrance
Vehicle base work attendant 1			V						V	V		V		
Hand scanner 1						V	V					V		V
Cargo control system		V							V					
Automated Guided Vehicle		V				V		V		V			V	V
Cargo train attendant	V													V
Cargo train driver	V		V							V				
Cargo handling station attendant					V							V		
Vehicle base work attendant 2					V							V		
Hand scanner 2														V
Cargo train control system			V											
Standard cargo container						V			V				V	V
Vertical transfer device	V		V					V						
Platform Screen Door					V			V						
Cargo train entrance					V						V			

Figure 14. An example of DSM of an underground railway logistics system

4. 인터페이스 요구사항 식별을 통한 시스템 사양 구체화 및 개선방안 제시

도시 지하철도 물류 시스템의 운영시나리오 분석 및 DSM 기반 인터페이스 요구사항 식별을 수행하여, 기존에 제시된 시스템 사양과 인터페이스 요구사항을 보완하였다. 먼저, 각각의 인터페이스별로 다양한 관점에서 보완이 요구되는 사항들을 식별하였다. 회수 운영시나리오의 DSM 분석을 통하여 화물운송 표준용기와 AGV의 회수 방안에 대한 문제를 도출하였다. 본 논문에서는 DSM 기반 요구사항 식별을 통한 개선방안과 관련하여, AGV와 화물운송 표준용기를 회수하는 운영시나리오에 대한 방안을 제시하고자 한다. 화물 이송을 마친 화물운송 표준용기와 AGV가 도시철도 역사 물류공간에 배치된다. 회수를 수행하는 하는 절차는 있으나, 회수를 수행할 차량기지 물류공간 및 도시철도 역사의 작업원 배치의 한계가 있기에, AGV 및 화물운송 표준용기 회수 절차에 대한 효율적인 운영 필요성을 도출하였다. 이에 대한 방안으로 Figure 15와 같이 화물운송 표준용기를 접철 방식으로 구성하여, AGV로 회수를 하는 방안을 제시한다. 이에 대하여, Rolltainer 전문가의 자문을 구한 결과, 접철 방식으로 화물운송 표준용기를 제작할 시, 약 네 개 정도의 화물운송 표준용기를 한 번에 회수할 수 있다. 그러나, 화물운송 표준용기의 밑면이 변화하기에, 체결이 용이하도록 구조적인 관점에서 3D CAD를 활용하여 AGV의 형상에 대한 추가 개선방안이 필요하다.



Figure 15. Cargo transport standard container recovery using folding method

도심을 운행하는 열차를 활용하여, 물류 시스템을 구축하고자 하는 목적으로 도시 지하철도 물류 시스템 연구가 수행되고 있는 시점이며, 이를 위하여 기본적인 절차 및 운영시나리오가 정립되었다. 하지만, 여객 열차 운행과 간섭이 되지 않는 선에서 화물열차를 운행해야 하는 제약사항이 존재한다. 즉, 여객열차와 여객열차 사이에 화물열차를 운행할 수 있는 스케줄링 분석이 필요하다. 이러한 스케줄링 검토는 화물열차 및 여객열차의 운행 안정성을 확보하기 위하여 필요한 핵심 요소이다. 이에 대한 인터페이스 요구사항으로는 철도 관제 시스템 및 화물 관제 시스템, PSD(Platform Screen Door) 운영과 비정상 시나리오 발생 시, 화물열차 기관사의 조치가 가능하도록 대응 매뉴얼이 필요하다. Figure 16은 여객열차와 화물열차 혼용 운행을 위한 스케줄링 검토 과정을 보여준다. 차후, 수행할 연구에서는 「철도안전법 시행규칙 제11조, 제20조 등(“21. 8. 27. 시행)」과 「철도종사자 등에 관한 교육훈련 시행지침 (“21. 1. 1. 시행)」에서 제시하는 전기능동의 운전연습기(실제차량의 운전실과 운전 부속장치를 실제와 유사하게 제작하고, 영상 음향 진동 등 환경적인 요소를 현장감 있게 구현하여 운전연습 효과를 최대한 발휘할 수 있도록 제작한 운전훈련연습 장치) 등을 활용한 교육훈련 방법을 도시 지하철도 물류 시스템에 접목하여, 스케줄링 시뮬레이션 검토 및 분석을 통한 운행 안전성 확보연구를 수행하고자 한다.

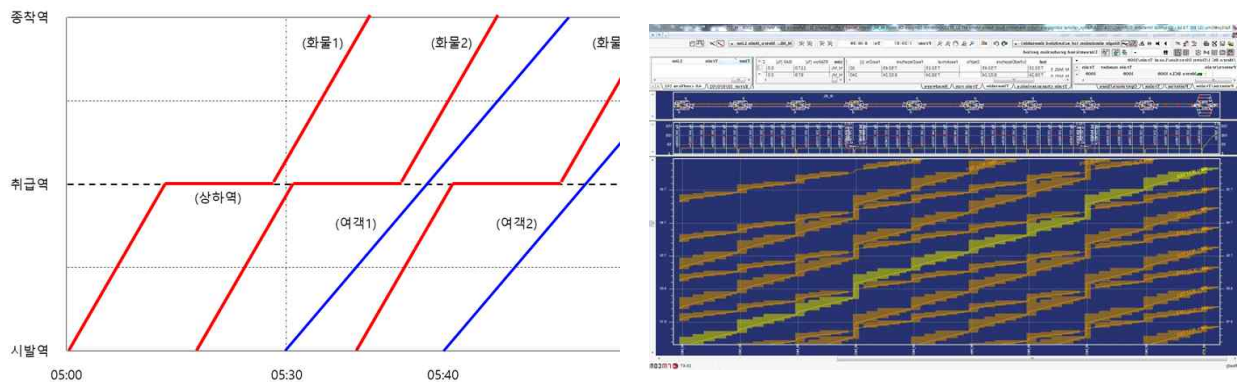


Figure 16. Schedule analysis of passenger trains and cargo trains

5. 지하 도시철도 물류 시스템 사양 도출

대한민국 정부는 2016년 고부가가치 물류산업 육성, 물류시설 첨단화 · 효율화, 건전한 시장질서 확립, 친환경 · 안전 물류체계 구축이라는 4가지 전략을 바탕으로, 물류산업 일자리 및 미래 신성장동력 확충을 도모하고자, 「국가물류기본계획 2016-2025 (2016)」을 통하여 물류산업 비전을 제시하였다. 이는 도시 내 물류시설의 현황 및 문제점 분석을 통하여 생활밀착형 도시물류시설 확보방안 마련에 대한 내용을 포함하고 있다. 기존의 도심 화물운송은 도로 중심으로 화물 트럭을 이용한 배송이 주를 이루었으며, 이에 따라, 도시 외곽 지역으로부터 도심으로 개별 화물 트럭에 의하여 화물 운송이 이루어졌다. 그러나, 물동량 증가에 따라 트럭 운행이 증가되어 교통혼잡과 환경문제 등을 발생시켰으며, 이에 따라, 사회적 비용이 함께 증가하는 고비용의 비효율적인 물류 시스템으로 인식되어가는 추세이다. 이렇듯, 물동량 증가에 따라 발생하는 불가피한 교통혼잡과 환경문제 등의 비효율적인 문제를 개선하고자, 기존에 구축된 도시철도 인프라와 화물전용 도시철도를 이용하는 화물운송 시스템 기술개발이 필요하다. 도시 지하철도 물류 시스템은 기존에 운영되고 있는 국가적으로 급증한 도시 내 물류 수요와 도로수송의 문제점을 해소하기 위해 제안된 물류 시스템으로 여러 가지 기술의 접목이 필요한 융 · 복합시스템이다. 본 논문은 기존에 활용되고 있는 도로 운송의 교통혼잡 및 환경오염을 문제점으로 인지하여, 기존의 도시철도 인프라를 활용할 수 있는 도시철도

기반 물류 시스템에 대한 필요성을 제시하였다. 이에 대하여, 도로운송에서 철도운송으로의 전환을 관점으로 선행연구 분석을 수행하였고, 기존의 도시철도 인프라를 활용하여 물류 시스템을 구현한 외국의 사례를 조사하였으며, 국내 사례 분석을 통하여, 본 논문에서 제시하고 있는 도시 지하철도 물류 시스템 구현을 위한 기초적인 고려 사항을 도출하였다. 또한, 모델링 지원 도구인 EA(Enterprise Architect)를 활용하여 전체 시스템 관점에서 도시 지하철도 물류 인프라 시스템 구현에 필요한 운영시나리오를 제시하였다. DSM을 활용하여 전체 시스템 관점에서 운영시나리오 분석을 수행하였으며, 이를 통해 시스템 운영 시 발생할 수 있는 문제점과 제약사항을 파악하였고, 서브 시스템 관점에서의 인터페이스 요구사항을 추가로 도출하였다. 이에 대한 결과를 정리하여, 도시 지하철도 물류 시스템 운영에 필요한 운영시나리오 및 절차와 시스템 인터페이스 요구사항을 보완하였다. 구체적인 연구수행은 대상 시스템을 구성하고 있는 서브 시스템 및 컴포넌트 수준에서 각각의 인터페이스별로 보완이 요구되는 사항들을 식별하였으며, 이에 기존에 제시된 인터페이스 요구사항을 보완하였다. 이에 대한 결론으로 1. 회수의 용이성을 고려하여, 화물운송 표준용기를 접철방식으로 설계 수정이 필요하다는 점을 식별하였고, 2. 이에 따라, 수평이송장치와 화물운송 표준용기와의 물리적 구조 측면에서 설계수정이 필요하다는 점을 확인하였다. 3. 또한, 화물열차 운행 측면에서는 여객열차와의 철저한 분리 운영을 통한 운행 안전성 확보를 위하여 스케줄링 기반의 검토 필요성을 도출하였으며, 4. 화물열차와 신호 및 통신 등 관제시스템과 인터페이스 측면에서 비정상 운영시나리오 발생 시, 시스템 운영자 및 사용자들을 위한 대응 매뉴얼이 필요하다는 도출하였다. 차후, 시스템 수준에서 인터페이스 분석의 완결성을 다진 후, 컴포넌트 하위 수준까지 DSM을 적용하여, 도출한 결과를 기반으로 전체 운영 시나리오를 수정 및 보완할 예정이다. 또한, 지하 도시철도 물류 시스템의 정합성을 검증하기 위하여, 시스템 운영 시나리오를 시뮬레이션화하는데 특화되어있는 MBSE 기반의 SysML을 활용하여 운영 시나리오를 검증할 예정이다. 본 연구는 여러 가지 기술이 접목되어 하나의 목적을 위해 운영되는 융·복합시스템으로 다양한 관점에서 운영 신뢰성과 안전성을 확보할 수 있는 방안이 필요하다. 본 연구 결과는 차후 수행될 도시 지하철도 물류 시스템의 인터페이스 병목현상 해소를 위한 초기 구성 및 기반 자료로 기여될 수 있다. ICT 기술의 접목으로 융·복합시스템의 발전은 자명한 사실로, 복잡한 구성 시스템 운영의 신뢰성과 안전성 확보를 위해서는 전체 시스템을 구성하고 있는 서브 시스템, 컴포넌트, 파트들 간의 체계적이고 과학적인 방법의 인터페이스 요구사항 식별 방법론이 필요하다고 사료된다.

참고문헌

- Akao Y. (1997), QFD : Past, Present and Future, In Proc. International Symposium on QFD, 1 ~ 12
- Eppinger S. D., T. R. Browning (2012), Design Structure Matrix Methods and Applications, MIT Press
- Kano N., Seraku N., Takahashi F., Tsuji S. (1984), Attractivequality and must-bequality, Journal of the Japanese Society for Quality Control, 14(2), 39-48
- J. U. Kim (2016), On the Design of Near - Surface Light Rail Transit Stopsby Utilizing DSM and QFD Methods, Ajou University, Ph. D dissertation
- I. H. Park, Y. G. Park, S. G. Kim, Y. K. Kim (2014), A Study on Railroad Yard Reform for Vitalizing Freight Movement by Railroad : Focused on the Introduction of Piggy BackSystem, Journal of Korean Society of Transportation, 32(3), 227 ~ 238
- S. H. Han, J. G. Son, S. Lee (2019), Review of case study of Freight operation technique through intermodal road and railway, In Porc. The Korean Institute of Electrical Engineer, 2121 ~ 2122
- S. W. Hwang, J. U. Kim, Y. M. Kim, H. C. Kim, S. H. Lee (2021), On the Improvement of Facility to Performance Evaluation and Security of Safety through the Application of AHP Method in Railroad Signal Control System, Journal of Korea Safety Management & Science, 23(1), 71 ~ 79
- T. R. Browning (2001), Applying theDesign StructureMatrixto System Decomposition and Integration Problems: A Review and New Directions, IEEE Transactionson Engineering Management, 48(3), 292-306
- Y. J. Kim, J. G. Park, Y. H. Oh (2016), Comparative Analysis on the Rail and Road Freight Transportation - Air contaminant and greenhouse gas emission, Korea Academy Industrial Cooperation Society, 17(9), 94 ~ 101
- Y. J. Kim, Y. J. Kwon, J. Hur, S. B. Jung (2015), International Comparison of Railway Freight Performance, Journal of Korean Society of Transportation, 33(5), 431 ~ 440

라스트마일 배송시간 최소화를 위한 배송 구역 연구

류한별¹, 남대식^{1†}, 박민영¹

¹인하대학교 물류전문대학원

A Study on Dispatching Area Minimizing Last Mile Delivery Time

Hanbyul Ryu¹, Minyoung Park¹, Daisik Nam^{1†}

¹Graduate School of Logistics Department, Inha University

The purpose of this study is to establish an appropriate delivery area for the increasing last-mile delivery. At the same time, as the parcel delivery industry is growing explosively, regional delivery centers such as micro-fulfillment centers are moving toward demanding destinations. Also, the density of the center in an urban area is increasing. As the number of centers in the city center rises, it is necessary to set the delivery area rationally. In a situation where multiple centers are located in an urban area, we present a methodology for setting a delivery area using an actual road network and a single-to-many destination shortest path algorithm. The developed model is assumed to utilize the idle land of the transfer station in Seoul. As a result of the analysis, the developed model showed that the delivery area could be set rationally and efficiently compared to the existing circular buffer type delivery area setup.

Keywords: Last-Mile, Micro Fulfillment Center, Delivery Area, Travel Time

논문접수일 : 2021.10.13.

심사완료일 : 2021.12.29.

게재확정일 : 2021.12.29.

이 논문은 국토교통과학기술진흥원의 고부가가치 융복합 물류 배송·인프라 혁신기술개발 사업의 지원을 받아 수행되었음. (21HCLP-C163194-01)

† Corresponding Author: namd@inha.ac.kr

1. 서론 및 연구 배경

최근 1인 가구의 증가 전자상거래의 활성화 그리고 COVID-19로 인해 B2C 물류 시장은 급성장 하였다. 이에 따라 소량·다빈도의 택배 물류는 급격하게 증가하고 있다. 특히 수도권은 전국 택배 물동량의 약 70%를 차지하고 있고 당일배송, 새벽 배송 등의 새로운 물류 모델의 수요는 지속적으로 증가하고 있다. 하지만 기존 도심물류인프라를 활용하여 물류서비스를 제공하기에는 실질적으로 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 프랑스, 독일 일본 등의 해외에서는 도시철도 등을 활용한 도심물류시스템 연구가 활발히 진행되고 있다.

택배 산업의 성장과 함께 기업들은 늘어난 물류 수요를 효율적으로 대응하기 위해서 새로운 패러다임을 제시하였다. 기존에 택배업 종사자들만 운송을 하는 것이 아닌 쿠광 플렉스, 배민 커넥터와 같이 개인 배달 서비스가 등장한 것이다. 이러한 개인 배달 서비스는 라스트마일의 효율성을 달성하기 위해서 등장하였다. 라스트마일 배송은 전체 물류비의 53%를 차지할 정도로 그 비중이 높다. 따라서 라스트마일 배송은 문 앞 배송, 당일 배송과 같은 서비스 효율과 물류비용의 효율화를 달성하기 위해 필수적이다.

ラスト마일 배송의 중요성이 증가하는 만큼, 라스트마일의 범위는 좁아지고 있다. 따라서 기존과 같이 라스트마일을 '반경 nm'와 같은 유클리디안 거리나 최단 거리로 정의하는 것은 실제 운송시간을 반영하지 못한다는 한계가 있다. 일부 골목은 계단과 오르막이라는 변수로 배송에 더 많은 시간이 소요되기도 한다. 이러한 이유로 실제 배송 루트나 구역은 택배 실무자들의 감이나 경험적인 부분에 의존하게 한다. 따라서 본 연구에서는 라스트마일의 비용을 줄이기 위해, 도시철도를 활용한 물류 거점을 제시하고 거점 반경이 아닌 이동 시간을 기준으로 배송 구역을 제시하고자 한다.

2. 선행연구

효율적인 센터 입지선정과 운송의 효율화를 위한 연구는 다양한 관점에서 수행되어왔다. 본 연구에서는 라스트마일 딜리버리 서비스 모형을 개발하기 위해 도심지역 내 마이크로 풀필먼트 센터 구축 및 설계에 영향을 미치는 요소와 관련한 연구를 검토한다. 본 연구의 성격을 고려해 선행연구는 입지선정(location)과 라스트마일 딜리버리(last-mile delivery)에 초점을 맞추어 검토하였다.

2.1 물류센터 입지선정(Location)

Jarugumilli & Zhu (2021)는 지하철역에 물류센터를 입지하여 보다 빈번한 운송을 가능하게 하는 모형을 개발하였다. 이 모형은 매장의 재고를 감소시키고, 재고회전율을 증가시켜 총비용을 감소시키는 것을 주목적으로 한다. 스타벅스에 대해 모형을 적용하며 마이크로 주문처리에 대한 배송 유연성과 비용에 대한 민감도 분석을 시뮬레이션을 통해 수행한다. 지하철역을 활용하는 경우 운송은 재고를 낮추고 라스트마일 운송을 거리를 증가시키지만, 기존의 방식보다 총운송 거리를 줄일 수 있는 효과가 있고, 이를 통해 총비용을 절감할 수 있음을 시사한다.

Lim & Koo (2016)는 지속 가능한 지역 물류센터를 위해 배송 비용을 절감하고 택배 수요 균형을 맞추기 위해 p-median 기법을 활용한 수요공급 관리 프레임워크를 제공한다. 물류창고와 택배 영업소 간의 운송 비용을 최적화함과 동시에 택배 영업소 간의 배송 물량의 균형을 맞춰 영업소 개수와 위치를 할당한다.

Yang(2011)은 물류센터 입지선정 요인으로 지리적 요인, 교통요인, 인력요인, 사회적 요인 등을 제시하였고 AHP 기법을 활용해 요인별 가중치를 분석하였다. 모든 산업에서 공통으로 교통요인이 가장 중요하게 선택되었으나 산업별로 그 중요도가 다른 것으로 나타났다. 제조업이 지리적 요인, 서비스업에 인력요인에 중요성을 두는 것과는 다르게 유통업에서는 교통요인이 중요한 것으로 드러났다.

Zak and Węgliński (2014)는 2단계로 나누어 물류센터의 입지를 선정한다. 첫 번째 단계에서 기술, 기반 시설, 사회적 잠재력 등을 고려하고 두 번째 단계에서는 개인의 선호와 같은 요소들을 고려한다. 실제 도심 지역 내 물류센터를 선정하는데 있어서 시설의 이용 가능 여부는 중요한 요소이다. Li et al. (2020)는 센터의 수가 정해졌을 때, 더 많은 고객에게 서비스를 사용할 수 있도록 하는 자전거 공유 경제 MCLP(Maximum Coverage Location Problem)를 제안한다. 물류센터의 관점에서 센터가 가지는 서비스 가능 지역에 대해 고려할 수 있다.

Park(2019)은 라스트마일 비즈니스 모델의 평가요인별 중요도에 대해 분석하였다. 이 중 라스트마일 비즈니스모델 특성의 세부 평가속성에서 라스트마일에서 신속성이 가장 중요함을 제시한다. 또한 라스트마일 창고필드먼트에서는 무인창고에 대한 관심도가 가장 높음과 동시에 소규모 도시형 창고가 2순위임을 제시하였다. 이는 적절한 도시 내에 소규모 물류 창고의 필요성이 중요함과 동시에 본 연구에서 제시할 도시 철도 거점의 필요성에 대한 근거가 된다.

2.2 물류센터의 접근성(Accessibility)

늘어난 물량을 처리하기 위한 개인 배달 서비스와 라스트마일 비용을 감소시키기 위해 물류센터의 접근성 측면에서 선행연구를 고찰하였다. 지하철 역과 같은 관련 시설에 대한 접근성을 분석한 연구를 검토하였다.

Moyano et al. (2018)는 고속철도 역에 대해 실제 고속철도를 이용하는 경우보다 fist-mile와 last-mile 시간이 차지하는 비중이 더 높다는 것을 제시한다. 이는 운송수단을 변경하는 과정에서 시간과 비용이 발생한다는 것을 보여준다. 또한 교통 혼잡으로 발생하는 이동시간과 접근성의 변화에 대해 설명한다.

Ha and Lee(2017)는 기존의 접근성 연구에 활용된 직선거리의 한계점을 제시하고 보행자 경로안내 API와 GIS프로그램을 활용하여 직선거리 버퍼가 아닌 보행거리 버퍼로 면적을 산출하였다. 이를 통해 이동시간에 영향을 주는 다양한 물리적 요소들의 고려를 통해 보행시간을 구체화 하였고 이를 통해 실질적인 접근성 수준을 도출하였다.

ラスト마일 딜리버리 서비스에서 효율화를 위한 연구는 운송 비용을 최소화하는 측면에서 제안되었다. 하지만 새로운 물류 서비스에서 물류기업은 더 많은 비용을 지불하더라도 신속한 배송서비스를 위해 투자한다. 본 연구에서는 도시철도 거점을 활용하여 물류 인프라 거점을 기반으로 배송 시간을 최소화할 수 있는 배송 구역을 설정하는 방법을 제시한다.

3. 방법론

3.1 데이터 전처리

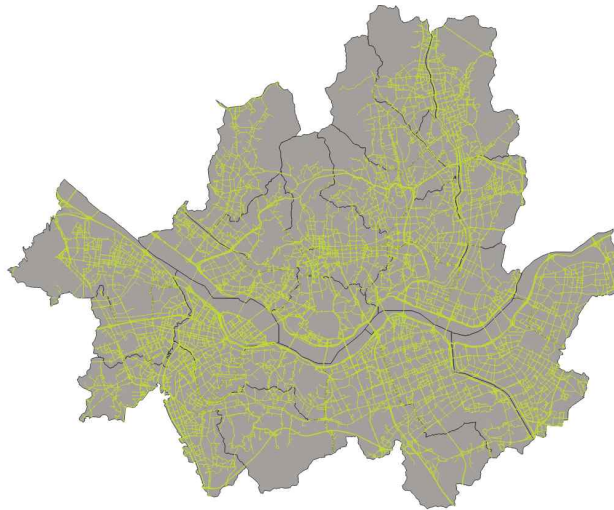


Figure 1. Road Network Seoul

데이터는 서울시 교통망의 노드와 링크 정보를 사용한다. 해당 데이터에는 각 링크의 길이와 도로의 타입에 따른 랭크 값이 존재한다. 각 도로의 거리 기반의 최단 경로와 이동 시간 기반의 최소 시간 경로를 구하기 위해 데이터 전처리를 수행한다. 시간 기반의 최소 시간 경로를 구하기 위해 각 링크의 거리와 해당 도로의 특성을 반영한 평균 속력을 적용하여 계산한다. 개별 도로 랭크 중 고속도로 및 자동차 전용도로에 해당 하는 값들은 라스트마일 배송 루트로 사용하지 않음을 가정하고 제외한다. 여기서 평균 속력은 네비게이션에서 제공하는 개별 도로들에 도로 랭크를 기준으로 평균 속력을 산정하여 적용하였다.

운송 도착점은 각 도로정보에서 가지고 있는 노드들로 설정하여 진행한다. 도시철도 거점을 라스트마일 풀필먼트 센터로 적용한다. 본 연구에서는 7개의 해당 거점 역사를 선정하였다. 거점 역사의 선택은 먼저 2개 이상의 노선을 가지는 환승역으로 후보지를 선정하였고 해당 후보지 중에 지도 내 거리상으로 반지름 이상 떨어진 역사들로 임의 선정하였다. 또한 철도 및 공항 등 운송 연계 수단을 가지는 역을 우선적으로 고려하여 선정하였다.

3.2 운송구역 선정 과정

시간 기반으로 구해진 도달 범위를 기반으로 운송 구역을 선정한다. 운송시간을 기준으로, 최종 배송 지점에 따라 해당 배송을 진행할 라스트마일 풀필먼트 센터를 선정할 수 있다. <Table 1>은 해당 과정을 의사결정 코드로 표현한 것이다. Target_Station은 선정된 7개의 역사이며, 해당 역사와 가장 가까운 노드를 MFC의 출입 점으로 설정하였다. 해당 출입 점을 기준으로 모든 노드들에 대하여 다익스트라 알고리즘을 수행하여 모든 노드에 대한 최단 시간을 구한다. 이를 7번 반복하여 개별 노드에 대한 가장 최단 시간을 가지는 MFC를 갱신한다.

Table 1. Select of Dispatching Area Pseudo Code

```

Target_Station = nearest_neightbor(Stations)
MFC = nearest_neightbor(all_nodes)
Destination = [all_node]
For i=1 to Destination do
  For j=1 to MFC do
    origin= MFC[j]
    dest = destitation[i]
    TT = Dijkstra_length(origin, dest, weight='speed')
    if Destination.travel_time > TT then
      Destination.travel_time = TT
    endif
  endfor
endfor
endfor

```

4. 연구 결과

4.1 연구데이터

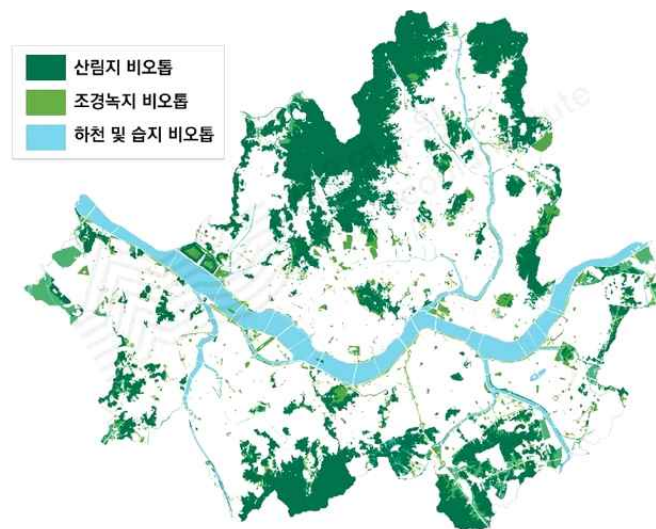


Figure 2. Green Area in Seoul

<Figure 1>과 <Figure 2>와 같이 서울시의 녹지와 도로 네트워크를 고려하여 물류센터가 입지할 수 없는 공간은 후보 지역에서 제외하였다. 또한 녹지 지역에는 링크 및 노드가 없으므로 각 MFC에서 커버 여부를 고려하지 않았다. 이후 2개 이상의 노선을 가지는 환승역 중, <Figure 3>과 같이 풀필먼트 센터 위치를 선정하였다. 해당 위치는 각 서울역, 고속터미널역, 김포공항역, 신도림역, 광운대역, 잠실역, 왕십리역이다. 기본적으로 센터의 반경 5km의 구역을 커버한다고 가정하고, 버퍼 내에 해당하지 않는

구역은 거리상으로 가까운 센터에서 수요를 충족한다고 가정한다.

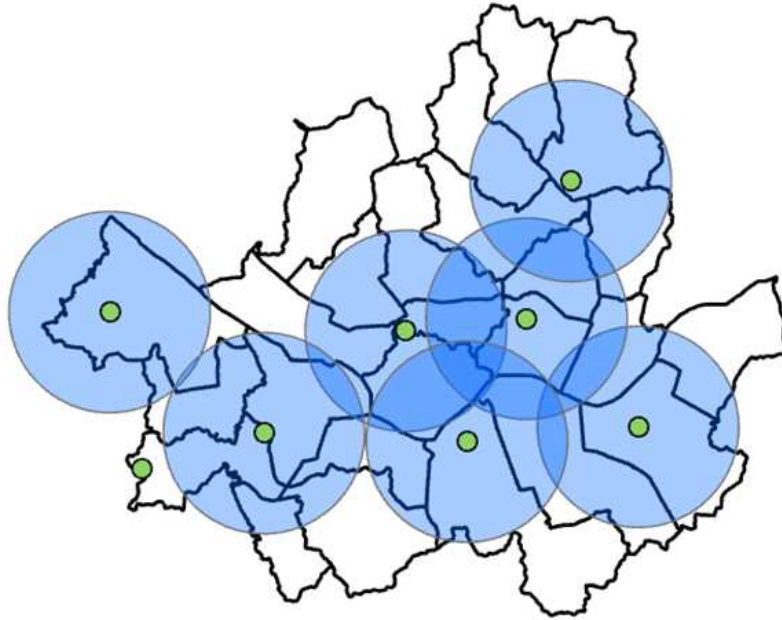


Figure 3. Selected Fulfillment Center and Delivery radius

해당 풀필먼트 센터 노드로부터 갈 수 있는 노드들은 서울시 도로 정보를 기반으로 선정하였으며, 총 25,784개이다. 각 노드들을 연결하는 링크는 방향성을 가지고, 일방통행 등을 고려하며 총 56,759개이다. 각 노드에 대해 최단 시간 경로로 이동이 가능한 노드들을 선정한 결과는 <Figure 4>와 같다.

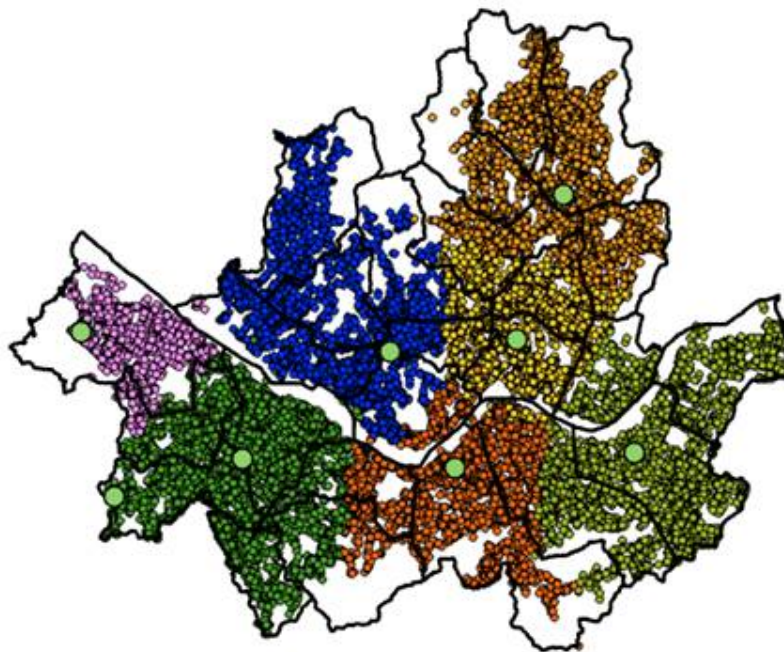


Figure 4. Delivery Area Allocations Based on Travel Time



Figure 5. Delivery Area Allocations Based on Euclidean Distance

<Figure 4>와 <Figure 5>를 보면, 각 시간과 반경 및 거리 기준으로 노드를 선정하였으나 그 배송 구역에서 차이가 있음을 확인할 수 있다. 해당 구역으로 선정된 운송 구역의 이동 시간의 평균값을 구하면 그 차이를 확실히 알 수 있다.

최소 시간 기준 배송 노드를 선정하면 평균 시간은 12.58분이었고, 반경 및 거리를 기준으로 노드를 선정하였으면 평균 시간은 12.92분으로 계산되었다. 해당 두 값이 통계적으로 유의한지 확인하기 위해 T-검정을 수행하였다. 먼저 두 값의 등분산성 여부를 확인하기 위해 레빈의 검정과 바틀렛 검정을 수행하였다. 두 검정 값은 각각 <Table 2>와 같이 통계값과 p-값을 가진다. 해당 분석을 통해 통계값이 충분히 크고, p-값이 작아 등분산으로 판단할 충분한 근거가 존재하지 않는다고 판단하였다.

Table 2. Estimation of Dynamic Variance

	statistic	p-value
LeveneResult	70.64	4.39e-17
BartlettResult	59.52	1.21e-14

이를 바탕으로 T-검정을 수행하였고, 그 결과는 <Table 4>와 같다. T검정의 p-값은 7.10e-10으로, 두 방법의 배송시간에는 유의미한 차이가 존재한다고 판단할 수 있다.

Table 3. Significance Test to Minimizing Last Mile Delivery Time(T-Test)

	statistic	p-value
Ttest_indResult	-6.17	7.10e-10

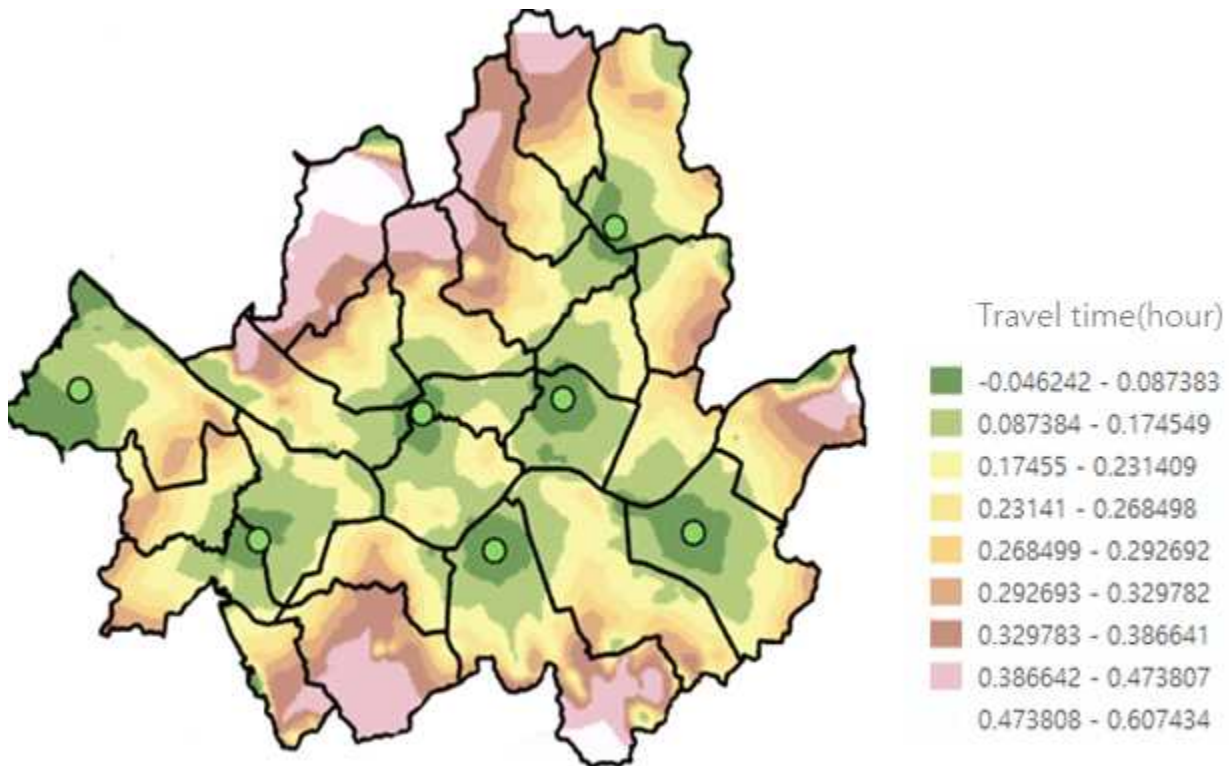


Figure 6. Travel Time From The Fulfillment Center to The Target Node

<Figure 6>은 배송 시간에 따라 각 지역을 GIS의 등고선으로 환산하여 표현한 그림이다. 해당 그림과 같이 배송 시간을 기준으로 배송 구역을 할당할 때, 해당 구역이 지도상으로 직선거리인 원형 버퍼가 아님을 알 수 있다. 이는 도로의 평균 속도, 도로의 연결 모양 등이 반영되어 다른 시간을 가지는 것을 의미한다. 따라서 <Figure 6>과 같이 합리적인 배송 시간이 될 수 있도록 배송 구역을 선정할 수 있을 것이다.

5. 결론

본 연구는 효율적인 배송 구역을 선정하기 위해서, 도로 네트워크를 고려하여 배송 시간이 최소가 될 수 있도록 각 마이크로폴필먼트 센터에 따른 배송 구역을 할당하는 방법을 제안하였다. 택배 및 배달 서비스는 반경 거리를 기준으로 서비스를 제공한다. 반경거리와 실제 이동 경로에는 도로 네트워크에 따라 이동 거리와 이동 시간에 차이가 있다. 지도 내에서 직선상으로 가장 가까운 거리로 측정이 되어도 실제 운송 서비스를 제공하는데 있어서 가장 빠른 배송을 보장해주지는 못한다는 것이다. 이는 신속성이 가장 중요한 지표로 뽑히는 라스트마일 딜리버리에 있어서 운송시간의 증가를 야기해 경쟁력을 저해시키는 요인으로

작용할 수 있다. 따라서 운송 시간을 고려한 라스트마일 딜리버리 배송 구역은 배송서비스의 품질을 증가시키기 위해서 함께 고려될 수 있을 것이다.

본 연구에서 제안한 운송 시간 기준 배송 구역 할당은 풀필먼트 센터 입지선정, 배송구역 할당과 같은 연구로 확장될 수 있다. 본 연구에서 고려하지 못한 도심지역 내 물동량을 고려하여 각 풀필먼트 센터별 운송 구역과 기사 1인의 목표 물량을 선정할 수 있다. 기사 1인은 운송 시간에 따라 물량을 배정받고 운송 시간을 고려한 운임 체계에 따라 임금을 수령할 수 있다. 현재 운송기사들은 운송 건수에 따라 수입을 책정하는 구조에서 운송 시간에 따른 가중치를 부과하여 운송기사의 구역이 임의로 배정되거나 특정 사람의 경험에 의존하는 업무를 효율적으로 처리할 수 있다. 이에 따라 발생하는 배송 구역 및 임금의 불평등 문제도 해결할 수 있을 것이다. 또한 각 구역의 물동량과 처리량을 고려하여 물류센터를 새로 추가할 때 합리적인 위치를 선정할 수 있다.

또한 실시간 도로 정보를 활용하여 각 도로에 부과했던 속도에 대한 가중치를 동적으로 설정하여 운송 경로 및 배송 구역 선정할 수 있을 것이다. 해당 연구에서는 자동차와 도로 네트워크를 기준으로 분석을 수행하였다. 하지만 친환경 운송 수단이나 도보 운송을 고려하여 도로 이외의 도보 및 자전거 도로와 같은 네트워크를 고려하여 환경친화적 운송 서비스를 제공하고 클라우드 소싱과 같은 다양한 운송 주체의 참여에 대응할 수 있다. 모든 지하철역에 대한 소규모 도심 물류 거점화를 통해 라스트마일 배송뿐만 아니라 지하철 간선 수송을 함께 고려해 운송경로 최적화 문제를 해결할 수 있다.

참고문헌

- Hooper, A., & Murray, D. (2019). E-commerce Impacts on the Trucking Industry.
- Zhu, F., & Jarugumilli, S. P. (2021). Micro-Fulfillment Feasibility for Metro Trade Area Transformation.
- Lim, H., & Koo, M. W. (2016). Promoting cost efficiency and uniformity in parcel delivery centre locations and service areas: a GIS-based analysis. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 19(5), 369-379.
- Yang, K. M. (2011). A study on the factor analysis of distribution center location selection using analytic hierarchy process. *Journal of the Korea Safety Management and Science*, 13(2), 129-135.
- Żak, J., & Węgliński, S. (2014). The selection of the logistics center location based on MCDM/A methodology. *Transportation Research Procedia*, 3, 555-564.
- Li, H., Mukhopadhyay, S. K., Wu, J. J., Zhou, L., & Du, Z. (2020). Balanced maximal covering location problem and its application in bike-sharing. *International Journal of Production Economics*, 223, 107513.
- Park Hongkyun (2019). A study on Last Mile's business model strategy. *Shipping and Logistics Research*, 35(4), 531-553.
- Moyano, Amparo, Borja Moya-Gómez, and Javier Gutierrez. "Access and egress times to high-speed rail stations: a spatiotemporal accessibility analysis." *Journal of transport geography* 73 (2018): 84-93.
- Lee, M., & Park, j.,(2016) A Study on the Effects of Last-mile Logistics Using Ultra Micro Consolidation Center and Cargo-bike The Korea Logistics Research Association
- Hemmelmayr, V. C. (2015). Sequential and parallel large neighborhood search algorithms for the periodic location routing problem. *European Journal of Operational Research*, 243(1), 52-60.
- Seoul Metro(2019) A plan to commercialize the urban railway joint logistics platform
- Ha, Jaehyun, Lee, Sugie, (2017)Analysis of Influential Factors to Public Transportation Accessibility using Pedestrian Route Guide API Information Service - Focused on Walking Accessibility to Subway Station in Seoul, *Journal of Korea Planning Association* 52(3)

중소 서브터미널의 물류 효율화를 위한 로봇 기반 상차 자동화 시스템 운용개념 및 요구사항 개발에 관한 연구

이상민¹, 김영민^{1†}

¹아주대학교 시스템공학과

On the Development of Robot-based Loading Automation Systems Operation Concepts and Requirements for Logistics Efficiency of Sub-terminals

Sangmin Lee¹, Youngmin Kim^{1†}

¹Department of Systems Engineering, Ajou University

Globally, the increase in personal income and the advancement of economic structure have developed lastmile-based logistics ecosystem centered on online e-commerce markets. The development of the logistics industry has led to overcrowding of logistics, which increases the volume of freights in urban areas. In order to product delivery work, the courier is essential to load the freight on the cargo truck. In unloading or classification step, it is proceed to the automation logistics equipment like the conveyer belt. However, the work efficiency due to labor overload is decreasing because the automation system isn't applied in the case of loading. Small-scale courier companies perform loading and unloading at night in underdeveloped facilities outside the city center. Therefore, the productivity of the work is lowered and the risk of safety accidents is exposed. In this paper, we propose the operational concept and requirements of robot-based loading automation system to ensure the efficient handling of the increased freight volume nationwide and the work safety of courier drivers. The end effector technology enhancing the freight loading efficiency of the physical distribution sub terminal is analyzed. Finally, design inputs of the robotic conveyor-based automation system are developed to control the final loading position.

Keywords: Loading System, End Effector, Object Detection, Robot Pick-up, Systems Engineering

논문접수일 : 2021.10.11.

심사완료일 : 2021.12.21.

게재확정일 : 2021.12.29.

이 논문은 산업통상자원부의 로봇산업기술개발사업의 지원을 받아 수행되었음. (20015047)

† Corresponding Author: 주소; pretty0m@ajou.ac.kr

1. 서론

1.1 연구배경 및 목적

현대사회는 사람과의 접촉을 최소화하고 비대면 형태의 정보를 제공받고자 하는 디지털 라이프족의 확산으로 판매자, 소비자와의 대면 거래 방식에서 키오스크, 챗봇 등의 비대면 거래 방식의 무인화 유통체계가 발전되었다(Bae, Y., Shin, H., 2020). 무인화 체계에 맞춰 물류공급 효율화를 위해 지능형 물류 시스템 자동화 프로세스를 중심으로 디지털 뉴딜 기반 공동물류 허브(HUB)와 무인 택배물품보관장치, 콜드체인(Cold-chain) 기반 라스트마일(Lastmile) 서비스를 중심으로 비대면 물류산업 생태계가 조성되었다(Kim, J., Lee, S., 2002). 비대면 물류산업은 온라인 시장 성장과 더불어 전국 단위 택배 물동량을 증가시키는 등 택배시장 성장의 견인차가 되고 있다. 주문받은 상품의 배송을 위해 택배기사는 트럭에 화물을 적재하는 상차작업을 선진행하고, 배송지에 직접 방문하는 프로세스를 활용한다(Jung, H., Ahn, A., 2008). 배송될 화물을 2.5톤 규모의 트럭에 상차하는 업무는 비정형 이형화물의 취급에 대한 안전성이 보장되어야 하고, 반복적인 업무 수행(On going Job)으로 노동 부하가 높다는 단점이 존재한다. 또한, 작업 효율성을 감소시키고, 화물 처리 과정 상 작업자의 안전사고를 초래하는 등 생산력 감소로 인한 사회적 비용을 상승시키는 문제가 발생된다. 따라서, 상차 자동화 처리기술을 기반으로 적재 효율성을 높이고 작업 강도와 위험원을 감소시켜 인적자원을 보호하는 등 지능형 로봇기술 기반 상차시스템이 필요한 상황이다(Jung, P., Jeon, Y., 2021). 이에, 본 논문에서는 물류산업의 성장으로 증가하는 택배 물동량의 효율적 처리와 택배기사의 작업 생산성을 증대시키고 화물 적재 최적화를 위해 보관된 화물의 무게, 배송 거리, 형태 등을 기반으로 적재 순서를 조절하는 중소 서브터미널에 적합한 로봇 기반 상차 자동화 시스템의 개념과 요구사항을 도출하는 연구를 수행했다.

먼저, 반자율 기반 화물칸 진입과 방향 조정기능이 포함된 상차시스템과 이형 화물의 적재 효율을 높이는 엔드이펙터 기술 및 영상 기반 적재 알고리즘을 기반으로 중소 서브터미널의 근무환경 개선에 필요한 물류 자동화 기반을 제시한다. 로봇 기반 상차시스템을 통해, 다중 비정형 화물 적재를 위한 엔드이펙터를 통해 화물공간을 효율적으로 운영하며, 진공흡착 방식을 적용하여 15kg이상 화물을 파지하는 등 탄력적인 화물처리를 수행할 수 있도록 시스템을 구성한다. 또한, 물동량의 효율적 처리를 위해 수직 및 수평방향에 2중 회전헤드가 적용된 신축컨베이어(Construction Conveyor)를 활용한다. 불량 화물의 필터링과 적재순서를 결정하는 적재의사결정시스템과 이동거리, 무게, 화물의 상태에 따른 상차 스케줄링 알고리즘과 인공지능 기반 영상분석을 통한 적재공간 배치 알고리즘을 추가로 구성한다. 이는 적재상태 분석 알고리즘 오동작으로 상차시와 배송중, 파손된 화물 혹은 위험물이 취급되는 상황을 모니터링하게 하며, 화물트럭에 적재된 화물의 정보의 3D Vision 영상 판독 상태에 따른 위험 화물을 오식별과 같은 안전사고를 최소화하는데 활용될 수 있다.

논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, 서론에서는 배경 및 필요성에 대한 연구를 진행하며, 택배 상차작업 현황과 상차 자동화 시스템에 대한 선행연구를 토대로 문제점을 개선하기 위한 연구의 목표를 수립했다. 본론에서는 운용개념과 요구사항의 분석을 통해 설계 입력사항을 개발하고, 결론에서는 논문의 결과를 요약 정리하도록 한다. 이렇게 구성된 로봇 기반 상차 자동화 시스템은 향후, 서브터미널 상차시스템 통합제어시스템에서 상차시스템, 화물인식시스템, 적재 의사결정시스템과 연동하여 상차 프로세스의 작업관리와 위험상태 식별 및 진단, 유지보수 등의 예지정비 플랫폼과 통합되어 고도화된 물류 기반을 제공할 것으로 보여진다. 또한, 로봇 협업 및 자동화 기술을 통해 한번에 15kg 이상 파지가 가능한 엔드이펙터를 통해, 작업자 노동 강도를 줄이고, 다양한 상차 관련 알고리즘과 모니터링 시스템을 통해 배송 프로세스 상 안전사고를 최소화하는 등 물류시스템에 대한 안전성과 신뢰성을 증대시키고자 한다.

1.2 이론적 배경

1) 택배 상차작업 관련 현황 분석

고객에게 배송되는 택배 화물은 자동화 장비를 통해 목적지별로 분류되어 택배기사에 의해 트럭에 상차되게 된다(Jeong, J., Lee, Y., 2019). 배송을 시작하기 전 작업자는 화물을 트럭에 이송하여 적재함 내부공간에 배송지 순서에 맞춰 화물의 적재작업을 수행한다(Heo, S., Min, Y., 2016). 평균 상차소유시간(물건이 모두 정렬 완료된 상태)은 30분 정도로 배송을 위한 적재 과정은 모두 택배기사의 노동력을 통해 수행된다(Moon, Y., 2013). 택배기사가 하루에 배송해야 하는 화물은 매년 증가하고 있기 때문에, 배송이 시작되기 전, 상차로 인한 과도한 업무를 수행하고 있다. 택배기사들은 당일 배송을 위해 야간시간까지 작업을 하고 있으며, 장시간 운행과 배송을 위한 도보 이송 등으로 인한 신체적 부담도 가중되고 있다(Kim, J., Hwang, M., 2021). 이로 인해, Figure1과 같이 2020년 상반기, 택배 배송 중 사망자 9명, 부상자 129명이 발생하는 등 택배기사들의 의도치않은 사망사고가 증가하고 있다(Kim, M., Choi, E., 2021).

이를 해결하기 위해 분류인력 및 새벽배송과 관계된 법령 변경(2022년 1월 1일 공포 예정)을 통해, 택배 작업기사 근무시간을 10시부터 22시까지로 제한하며, 근무강도 감소를 위해 22시 이후 새벽배송을 금지하는 제도 도입에 대해 논의되고 있다. 택배 배송 작업자를 위한 연구의 경우, 작업 효율성과 택배 서비스 경쟁력 개선에 집중되어 있기 때문에, 택배산업의 사회적 문제에 대한 근본적인 해결책이 되지 못한다(Yoon, S., et. al., 2017). 택배 화물의 효율적 처리하기 위한 자동화 장비 관련 테스트베드가 운영되고 있으나, 20대 이상 상하차 차량을 보유한 소규모 물류터미널에서는 자동화 장비를 설치할 수 있는 인프라가 협소하기 때문에, 상차 및 적재작업에 투입되는 작업자 업무 강도를 최소화하는 현실적인 대안책이라 볼 수 없다(Bradski, Gary, et al., 2016).

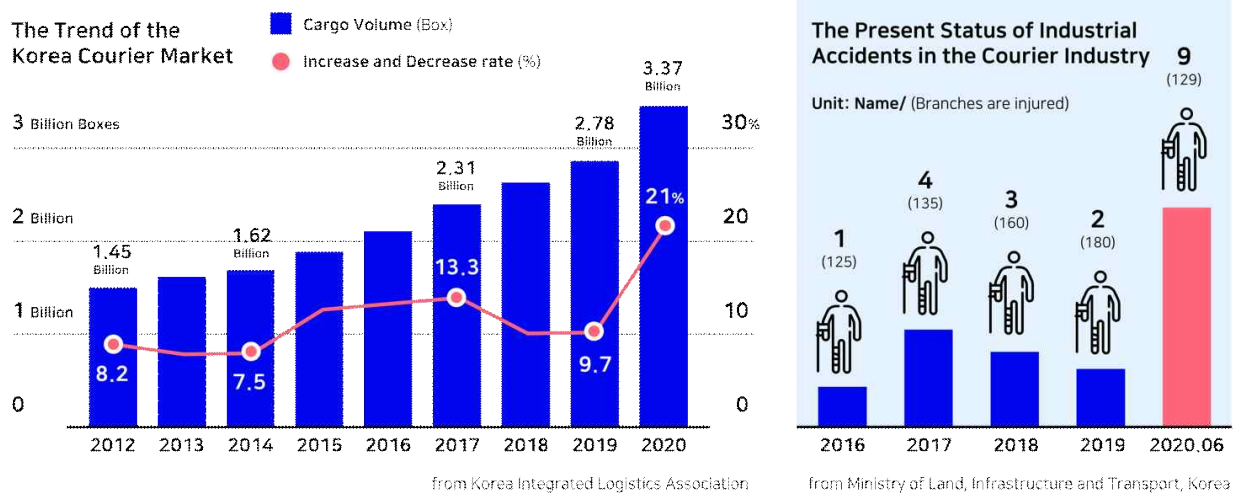


Figure 1. Logistics Accidents Statistics Status, 2020
(Reference : (Left)Korea Integrated Logistics Association, 2020, (Right)Ministry of Land, Infrastructure and Transport, Korea, 2020)

2) 상차 자동화시스템 관련 선행연구 분석

택배 화물을 효과적으로 처리하기 위한 자동화 장비 관련 선행연구가 진행되고 있다(Chen, Jing, Zhao, Wei, 2019). 대형 허브(HUB) 택배터미널의 경우, 화물을 적재하기 위한 자동화 장치인 텔레스코픽 컨베이어를 활용한 작업을 수행하고 있다. 이는 작업자의 노동 부담을 줄일 수 있으나, 작업자가 직접 화물을 처리해야 한다는 점과 대형 트럭에서만 적용이 된다는 점에서 범용성이 결여된다. 관련 특허 기술인 ‘Autonomous truck loader and unloader’에서는 컨베이어와 연계되고, 트럭 내부에서 로봇 암(Arm)을 이용하여 화물을 적재하는 기술이 선행 개발되고 있다. 화물정보 인식과 적재환경 정보는 고려되지 않았으며, 제한된 공간에서 조작이 어렵다는 한계를 가지고 있다(McCollum, et al., 2018). 이를 개선하기 위해서는, 비정형 화물에 대한 인식기술과 화물 적재 알고리즘을 토대로 화물의 유형을 자동으로 식별하여 상차가 진행되는 차량에 효율적으로 적재할 수 있는 기술이 요구된다.

‘Robotics system with automated package registration mechanism and methods of operating the same’에서는 컨베이어와 연계되고, 트럭 내부에서 각종 센서를 이용하여 위치를 반영해 화물의 적재 작업을 수행하는 기술이 연구되었다. 본 기술은 트럭의 적재함에 최적화된 방향 조절기능 수행에 불리해 작업 환경에서의 활용성이 낮은 한계가 존재한다(Diankov, et al., 2020). 이를 극복한 ‘Automated truck unloader for unloading/unpacking product from trailers and containers’기술은 컨베이어와의 연계와 트럭 적재함 내부에서 각종 센서를 이용해 위치 조절을 수행하고 있다. 하지만, 적재환경 정보 전달을 위한 메커니즘이 구성되지 않은 활용의 한계가 존재한다(Criswell, Tim, 2018). 이를 개선하기 위해 기본적으로 적재상태를 확인하기 위한 영상 기반 장치가 요구되며, 화물 분배기와 순로 구분기를 토대로 화물의 무게, 배송거리, 형태 등을 기반으로 적재 순서를 조정하는 기술도 요구된다. 또한, 상차 차량의 깊이와 높이 등에 따라 높낮이 조정이 가능한 컨베이어, 그리고 컨베이어를 통해 지정위치에 적재를 위한 엔드이펙터 기술이 요구된다.

이와 같이, 상차 자동화 장비 관련 선행사례는 트럭에 화물을 적재하는데 집중되고 있기 때문에, 작업자의 노동력 소모를 줄이기 위한 화물 인식 기술과 적재 환경 인식 기술 적용과 자동화 장치의 상차 효율을 높이기 위한 운용 환경의 정의가 필요하다. 이에 본 논문에서는 안전한 상차와 적재를 위해 개선된 로봇 기반 상차 자동화 시스템의 통합 개념을 정의한다. 물리적 컨베이어 구조를 신축, 회전, 엔드이펙터 구조로 제안한다. 화물 정보와 적재 상태, 배치의 의사결정을 위한 알고리즘과 화물의 상차작업을 모니터링하기 위한 알고리즘, 그리고 로봇 센싱 플랫폼을 통해 화물 끼임, 충격 발생, 작업자 협착 등의 위험감지 센서, 주요 부품 고장을 감지하는 센서와 연동하는 통합 상차 자동화 시스템의 개념을 정의한다. 이렇게 구성된 통합 시스템은 상차시스템 프로세스 상 배치되는 화물의 끼임, 충격발생으로 화물이 파손되거나, 작업자 협착 등의 안전사고에 노출되지 않도록 하고, 3D Vision 기반 화물 영상 판독을 통해 위험물을 취급하지 않게 하며, 자동화 인프라를 토대로 수작업을 대체하는 등 작업 생산성을 높이는 데 의의가 있다.

1.3 연구목표 및 범위

본 논문에서는 비대면 온라인 시장의 급성장으로 발전된 택배 화물의 적재 효율화를 위한 로봇 기반 상차 자동화 시스템의 통합 운용개념과 요구사항을 제시한다. 연구의 방향은 라스트마일 및 리테일테크 기술의 독립 운영이 가능한 서브 터미널과 소형 트럭을 대상으로 하는 적재 자동화 시스템을 제안하며, 환경적 특성을 반영한 운용 개념과 요구사항을 도출한다. 특히, 상차 시스템의 경우, 택배 기사 노동력이 활용되지 않는 자동화 장치로 구성하며, 시스템 엔지니어링 기반 다학제적 관점이 반영된 개발 프로세스를 적용하여 장치 설계 입력사항을 개발한다. 로봇 기반 자동화 개념과 인공지능 기반 영상 인식 개념을 적용한

화물 인식과 적재 공간의 인지기능을 상차 시스템에 종속되도록 통합적인 개념설계도 진행한다.

로봇 기반 상차 자동화 시스템 설계를 위한 요구사항 도출 절차는 현재 서브터미널을 운영하고 있는 실제 현장에서 도출된 도크시설, 자동화 시설 및 인프라, 취급 화물 유형, 상차 자동화 시스템 설치에 필요한 적정공간을 분석하여 환경 특성을 도출했다. 그리고, 시스템 운용 요구사항과 컨셉 설계를 위해 화물 입고부터 화물 차량에 적재 단계까지 수행되는 작업 시나리오를 개발하여 통합 개념과 요구사항을 도출했다. 시나리오 단계별 발생되는 기능과 시스템 요구사항을 정의하여 통합 개념을 설계하기 위한 시스템 계층별 설계 입력사항과 요구사항을 개발했다.

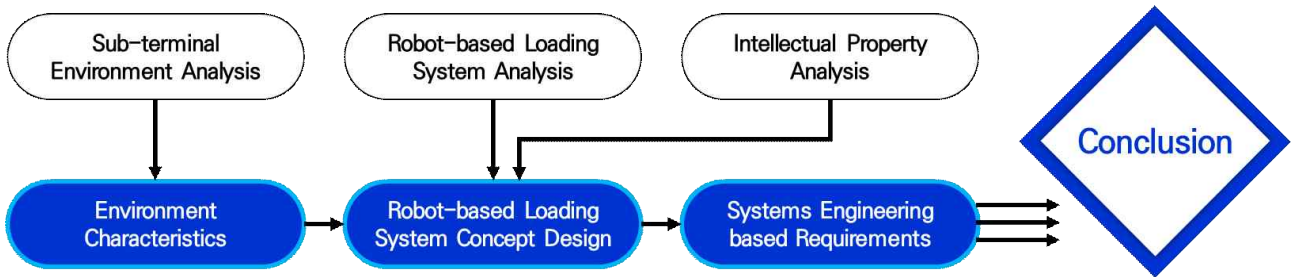


Figure 2. Research Goal and Scope

2. 본론

2.1 상차환경을 고려한 로봇기반 자동화 시스템 운용 요구사항 도출

서브터미널에서 활용되는 화물차량은 보통 2.5톤 이하의 소규모 탑차로 상차에 필요한 모든 택배가 휠소터를 통해 화물이 분류되어 적재를 하기 위해 정렬된 상태에서 1대당 350개의 화물을 상차시켜야 한다. 기존에는 컨베이어와 소터를 토대로 검수된 화물을 기사인력이 차량 사이 1 ~ 2.4m의 적재대기 공간에서 350개의 화물을 분당 12개를 상차시킨다. 하지만, 택배 규격 박스의 사이즈와 무게, 화물 취급형태 등에 따라 분당 상차가능 범위는 줄어들게 된다. 그리고, 상차가 마무리된 차량의 출차를 위해 새벽시간대부터 상차작업을 직접 기사가 수행하기 때문에, 작업 강도라 높은 물류 단계로 구분하고 있다. 이를 개선하기 위해 차량 3대를 단일 상차장비로 처리가 가능하도록 구성된 Figure3과 같은 로봇 기반 상차 자동화 시스템이 필요하다.

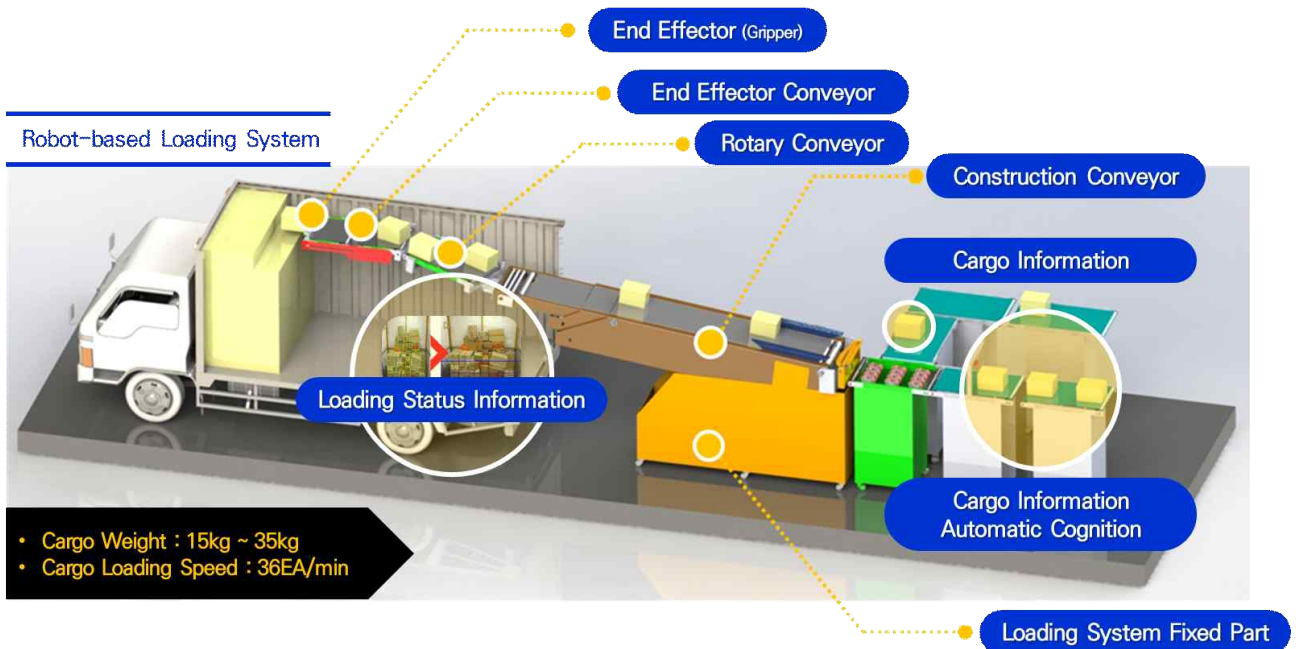


Figure 3. Robot-based Loading System's Operation Concept

본 시스템의 상차를 위해 대기중인 2.5톤 이하 차량의 깊이와 높이에 따라 높낮이 조절이 가능한 신축컨베이어, 정확한 적재 위치선정을 지원하는 회전컨베이어, 그리고 지정위치에 적재하도록 가이드하는 엔드이펙터 컨베이어가 필요하다. 15kg에서 최대 35kg의 중량을 가진 정형, 비정형 화물을 한번에 파지하기 위한 진공 흡착 방식의 엔드이펙터 그리퍼로 분당 36개를 상차시켜, 기존 인프라 대비 3배 이상의 물동량을 안전하게 처리할 수 있도록 하는 엔드이펙터 제어시스템도 적용한다. Figure4와 같이 엔드이펙터 컨베이어에서는 이송될 화물을 컨베이어로 투입시켜 상하좌우 적재위치에 맞게 배치시킨다. 이후 엔드이펙터 그리퍼에서 진공흡착 실린더 기술로 화물을 지정위치에 배치시키는 역할을 수행한다. 로봇기반 엔드이펙터 기술은 기존 물류터미널에서는 차량 6대에 인력 6명이 투입되어 상차를 시켰으나, 본 상차시스템은 차량 3대의 상차 물량을 상차장비 1대로 이송시킬 수 있기 때문에, 3배의 물동량을 효율적으로 처리할 수 있는 특징을 가지게 된다. 택배화물 적재 효율화를 위한 로봇 기반 상차 자동화 시스템은 상기와 같이 적재 환경의 특성을 반영한 설계를 적용한다. 중소 서브터미널에서는 허브터미널에서 운송된 화물을 자동화 장비로 분류하여 배송 목적지별 택배 트럭에 적재하는 과정이 실행된다. 본 과정에서 택배기사의 노동 부하를 줄이고 상차 작업 효율성을 높이기 위한 진공 흡착 그리퍼 기반 상차 자동화 기능이 적용되어야 한다.

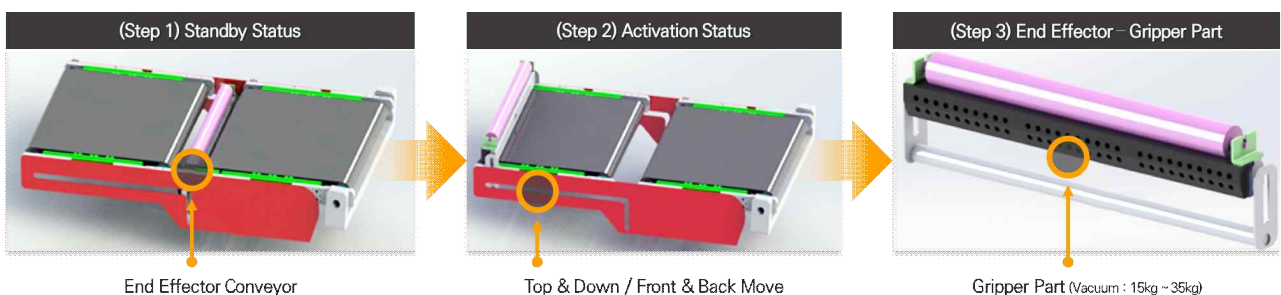


Figure 4. End-Effector Conveyor and Gripper Model

신축컨베이어, 회전컨베이어, 엔드이펙터 컨베이어로 이송될 화물은 화물의 무게, 이동거리, 상태를 점검할 수 있는 적재상태 및 상차작업 알고리즘을 통해 적재 의사결정을 지원받도록 알고리즘을 구성한다, 이를 위해 장치는 Figure 3과 같이 화물을 이송하기 위한 신축 컨베이어, 상차를 위한 엔드이펙터, 적재 공간 및 적재 상태 확인을 위한 영상인식기, 화물순서 및 상차관리를 위한 분배기, 화물상태 및 태그정보 확인을 위한 영상기반 인식기, 화물 끼임 등을 감지하기 위한 센서류가 구성되어야 한다. 또한, 상차작업의 관리와 적재 의사결정을 위한 상차순서, 적재화물 정보 인식 알고리즘이 포함된 인공지능 기반 적재 소프트웨어가 종속되어야 한다. 상차 자동화 시스템에서는 투입된 화물의 형상과 무게를 인식해야하며, 적재순서 결정을 통해 엔드이펙터에 전달하여 적재순서가 결정된 정보에 맞춰 화물을 적재해야한다. 이를 위해 Table 1과 같이 개발 대상 운용개념에서는 구조적 관점 엔드이펙터와 컨베이어, 화물정보인식시스템이 내장되어야 하며, 반자율 및 자율, 수동 등 상차시스템 제어기능과 화물 및 부품단위 위험원 분석을 위한 위험감지센서와 고장감지센서도 구성되어야 한다. 또한, 부품단위 고장이력 관리를 위해 데이터 기반 예지정비 기능도 구현되어야 한다.

Table 1. Robot-based Loading System Operation Concept and Functions

No	Sub-system		Concept and Function
1	End Effector	End Effector	- Final end effector for loading the transferred courier cargo in a designated position - Structure Application for Loading of Various Types of Cargo
		End Effector Conveyor	- Final conveyor for delivering to the end effector - It comprises with the rotation type for the exact loading - Gravity compensation function offer
		Loading State Confirmation Imaging Device	- The apparatus for on a real time basis confirming the information of the cargo loaded in the vehicles
2	Rotaty Conveyor		- Conveyor connected to the end effector - Configure to rotation form for correct location selection
3	Construction Conveyor		- According to the vehicle depth and height, it comprises with the vertical height control form in order to control height
4	Loading System Fixed Part		- Fixing unit for fixing the construction conveyor, the rotary conveyor, and the end effector
5	Cargo Recognition system	Image-based Recognition Device	- Cargo information recognition based on image (barcode and image) - Ordering for Destructive Cargo and Load Optimization
		Construction Conveyor	- Freight transfer conveyor for the image-based cargo information recognizer application - Margin adjustments for recognition and loading planning
		Cargo Distributor	- Ordering for Damage or Optimization after Passing an Image-based Cargo Information Recognition Machine
6	Sequential/Path Divider		- Loading order control based on the weight, delivery distance, and shape of the stored cargo for optimization of cargo loading
7	Loading System Controller		- Semi-autonomous based loading System Location Control - Control of the operating mode of the loading system such as autonomous/passive
8	Hazard Detection Sensor		- Risk detection such as cargo engagement, impact occurrence, and worker stenosis
9	Fault Detection Sensor		- Checking the failure of major parts
10	Predictive Maintenance		- Manage parts production and use history - Maintenance history management of parts

이렇게 구성된 통합 개념은 Figure 5와 같이, 화물 입고단계부터 상차작업관리시스템과 연동되며, 영상 기반 화물정보 및 상태점검을 토대로 화물 적재가 가능한 상태로 전환한 후, 컨베이어부와 연동하여 상차 적재공간으로 이동시키는 작업 흐름을 요구하게 된다. 상차 자동화 시스템의 경우, 화물 입고단계부터 상차 단계까지 기존 수작업을 로봇 자동화 기술로 대체하게 되며, 분당 4개 이상 개당 15kg 이상의 다양한 비정형 상태의 화물을 효율적이고, 안전하게 적재할 수 있게 된다. 특히, 최종 적재 전단계에서는 화물의 파손과 장비의 부품 고장 유무에 따라 데이터 기반 예지정비 플랫폼 및 영상 기반 화물 적재상태 인식기술을 토대로 배차를 고려하는 기술이 중요하게 적용된다.

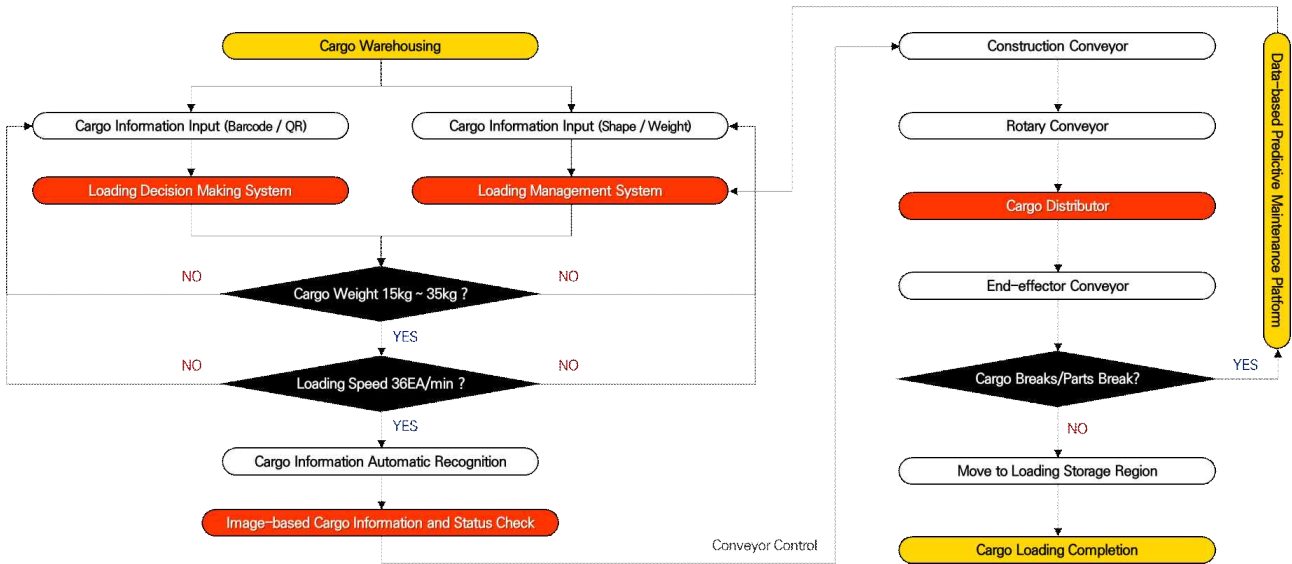


Figure 5. Loading Process

2.2 택배화물 적재환경 인식기술 요구사항 도출

입고될 택배화물의 사전 정보는 주문관리시스템(OMS, Order Management System)을 통해, 택배사와 터미널, 그리고 기사에 사전 제공되는 화물의 유형과 배송지에 대한 정보를 상차 작업관리시스템인 Loading Management System에 연동시킨다. 연동된 정보는 화물의 배송위치, 중량 등 화물 적재와 최적 배치를 위한 배송계획을 설계시키게 되며, 터미널로 입고된 화물의 바코드와 QR코드로 식별된 화물 정보와 대조하여 상차에 대한 의사결정을 진행한다. 의사결정된 화물은 화물 적재작업을 위해 차량에 할당될 화물과 화물 배송위치 정보와 연동시키기 위한 화물 및 적재환경 인식을 수행한다.

화물적재 작업을 위해서는 장치에 투입되는 화물 및 적재환경에 대한 인식기술이 적용되어야 한다. 이를 위해 Table 2에서 명시한 화물 형상인식 및 적재공간 배치 알고리즘이 적용된 적재 의사결정 시스템과 화물정보, 배차정보, 상차시스템의 모니터링을 위한 상차작업 관리시스템이 구현되어야 한다. 특히, 적재 의사결정 시스템은 화물 정보 기반 상차순서와 배치결정 및 적재화물 정보를 인식하는 기능이 필요하다. 공간인식을 위해서는 Depth 카메라 센서를 기반으로 화물의 크기를 고려한 적재 알고리즘이 적용된다.

적재 알고리즘은 화물의 무게, 부피, 상태와 이동 거리를 기반으로 시뮬레이션 결과가 도출되며, 배차차량과 지역정보를 기반으로 최적의 적재구역을 산출한다. 산출된 결과를 통해 화물적재를 위한 Way Point를 도출한다. 상차작업 관리시스템에서는 화물 정보 확인 및 불량 화물 인식 후 처리하는 역할을 수행한다. 이를 위한 로봇 기반 상차 자동화 시스템의 화물 적재 알고리즘 구조는 Table 3와 같다. 본 연구를 통해 제

안하는 인식 알고리즘은 상차 및 적재 운영 과정에서 발생할 수 있는 의도치 않은 고장과 위험원을 식별하기 위한 센서(Hazard and Fault Detection Sensor)가 장착되어 있다.

Table 2. Robot-based Loading System's Cognition Algorithm and Operation System

No	Sub-system		Concept and Function
1	Loading Decision Making System	Cargo Information Recognition	- Checking the loading waiting cargo information associated with the barcode and QR code - Loading management system interworking for confirming loaded load information
		Recognition of Damage through Cargo Image	- AI-based cargo damage recognition algorithm
		Loading State Image Analysis	- Algorithm for loading state analysis based on AI
		Cargo Loading Optimal Arrangement	- AI-based optimization loading layout algorithm
		Loading Decision Making	- Identification of cargo loading based on image information and loading status - Cargo processing in conjunction with an end effector and a cargo dispenser based on identification information
2	Loading Management System	Cargo Information Inquiry	- Inquiry of information-based cargo information acquired through a cargo information recognizer - Providing planning-based information for optimal arrangement of cargo loading, such as cargo delivery location, weight, etc.
		Allocation Information Inquiry	- Provide vehicle allocation cargo and cargo delivery location information
		Loading system Monitoring	- Monitoring the progress of vehicle allocation cargo - Loading system state monitoring - Loading system control for hazard and fault detection

Table 3. Loading System's Recognition Algorithm Step and Structure

No	Algorithm Step and Structure
1	- Measurement of the Weight, Volume, State and Moving Distance of Cargo
2	- Recognition information-based simulation result derivation
3	- Calculation of Cargo Loading Zones based on Distributed Vehicles and Local Information
4	- Optimal cargo loading way point derivation

2.3 로봇기반 상차 자동화 시스템 통합개념 및 요구사항 도출

중소규모 서브터미널의 환경을 기반으로 설계된 로봇 기반 상차 자동화 시스템은 Table 1과 Table 2에서 정의한 기능을 토대로 Figure 6와 같이 2.5t이하 소형 트럭에 최적화되도록 설계되었다. 로봇 기반 상차 자동화 시스템은 영상 인식 알고리즘을 기반으로 화물과 적재공간을 인식하여 최적의 화물 적재와 상차 효율성을 높이도록 구성해야한다. 화물의 특성을 반영하여 적재 순서가 결정되기 때문에 후순위 화물을 대기시킬 수 있는 대기파트가 구성되어야 한다. 적재 순서가 지연되는 화물은 피벗 휠소터(Pivot Wheel Sorter)

를 통해 대기파트 컨베이어로 이송되어 적재순서가 지정될때까지 대기한다. 적재순서가 결정되면 상차 시스템 내부장치로 투입되어 엔드이펙터를 통해 적재가 완료된다. 본 시스템은 에너지 저감형 컨베이어 장치를 적용하여 에너지 효율을 높이고, 충돌방지 장치와 인식 센서를 통해 적재화물의 파손을 방지하는 기능도 부여된다. 이를 위해, Table 4와 같이 최적화된 상차 시스템 설계를 위한 요구사항이 정의되어야 한다. 통합 개념과 요구사항이 정의된 Figure 6과 Table 4를 토대로, 상차 자동화 프로세스 적용에 필요한 동작 시나리오를 종합해보면 Figure 7과 같다.

동작 시나리오 상, 화물 상차를 위해 먼저 적재 화물 인식기술을 기반으로 적재 순서를 결정하고, 우선순위가 높은 화물은 신축컨베이어로 이송되며, 우선순위가 낮은 화물은 휠소터로 분류하여 적재 대기 장소로 이동하게 된다. 이때, Cargo Recognition system을 통해 화물의 특성(무게와 이송거리) 등을 고려하여 트럭 내 적재위치를 판단하여 적재 순서를 결정한다. 적재 우선순위가 높은 화물을 이송하는 신축컨베이어에서는 지정된 적재위치의 특성에 맞춰 화물을 이송하며, 엔드이펙터와 엔드이펙터 컨베이어에서는 진공 흡착이 가능한 그리퍼를 활용하여 다양한 비정형 화물과 일반 화물을 안정적으로 상차시킨다. 진공 그리퍼의 경우, 모터를 장착한 롤러를 적용하여 그리퍼가 대기상태일 때 화물이 컨베이어에 원활히 이송되도록 하며, 그리퍼 상차 부분의 이동에 있어서는 공압 실린더를 적용하여 이동 시간을 최소화시키도록 한다. 그리퍼의 수평방향 이송은 볼스크류 타입을 활용하여 수평방향 속도조절과 전후 이동이 용이하도록 하여 안정적인 진공흡착과 화물 이송을 수행하도록 설계한다. 통상 물류센터에서는 컨베이어를 통해 화물을 분류하고 상차시키기 위해 수작업을 통해 진행시키나, 본 제안기술은 엔드이펙터 그리퍼 기술을 기반으로 지정된 위치로의 화물 이송과 적재를 단일화시켜 수작업을 대체하는 등 효율성과 안전성을 높이는데 의의가 있다.

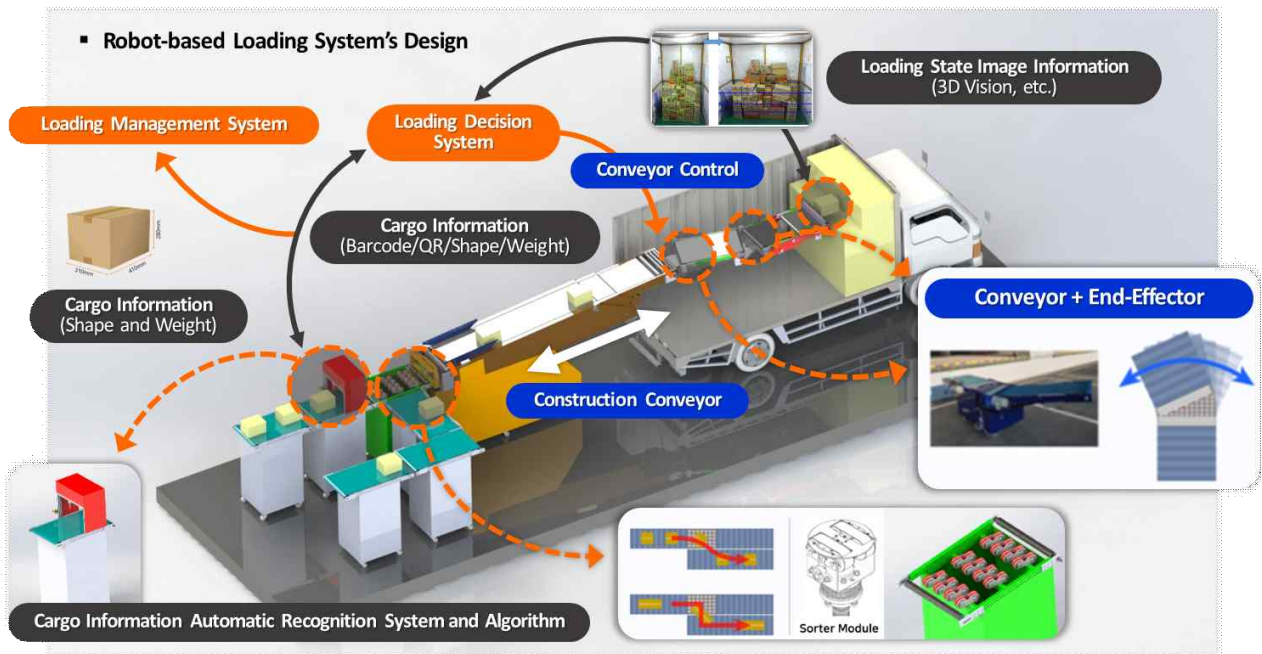


Figure 6. Robot-based Loading System's Integration Model

Table 4. Loading System's Design Requirements

No	Sub-System	Design Requirements
1	- End-Effector(Gripper) + Conveyor	- Efficient multi-type atypical cargo loading
2	- Cargo Information Autonomous Recognition Device	- Realtime cargo recognition and status check
3	- Large Classification Sorter Module	- Faulty cargo collection and loading order control
4	- Loading Decision Making System	- Cargo loading and loading location determination
5	- Loading Management System	- Dispatch vehicle, cargo management and scheduling
6	- AI-based Object Recognition Algorithm	- Image-based loading and loading space recognition

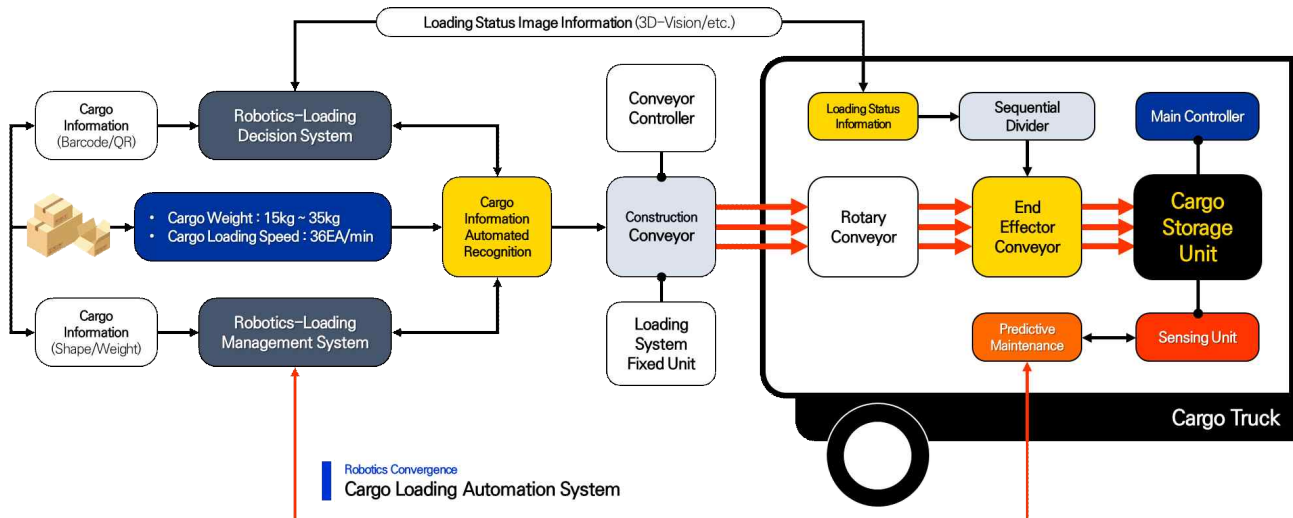


Figure 7. Robot-based Loading System's Operational Scenario

3. 결론

본 논문에서는 기존 택배기사가 수행하던 화물 상차 및 적재작업의 협업화와 무인화를 위한 로봇 기반 상차 자동화 시스템의 통합 운용개념과 요구사항을 설계했다. 본 시스템은 영상 인식 기반 알고리즘을 통해 화물의 정보와 위치 등을 인식하고, Depth 카메라 센서를 통한 공간인식으로 최적의 화물 적재가 가능하도록 적재 알고리즘도 구성했다. 인식된 결과에 대해 각 상차 자동화 모듈을 통해 연동되도록 구성하여, 장치로 투입된 화물의 트럭 내부 적재의 최적화 운영이 보장되도록 설계했다. 본 연구는 상차 작업에 투입되는 택배기사의 노동력 소모를 최소화하고, 화물 처리과정 중 발생하는 안전사고를 방지하여 배송에 집중될 수 있는 작업 기반의 구축을 목표로 했다.

로봇 기반기술이 적용된 상차 자동화 장비 구성을 위해 화물의 적재 위치와 높이에 따라 수직 및 수평 방향으로 이송해야하는 화물을 2중 회전헤드 기반 신축컨베이어를 토대로 배치와 배차의 효율성을 증대시킬 수 있다. 적재가 수행되는 화물의 경우, 화물처리 속도를 증가시켜 물류터미널에서 처리할 수 있는 물동량을 탄력적으로 운영하기 위해 진공흡착방식의 엔드이펙터 그리퍼를 기반으로 실제 적재와 상차를 동시에 처리하게 했다. 로봇기술이 적용된 그리퍼는 진공흡착 방식을 적용하여 15kg에서 최대 35kg의 화물을 파지하여 비정형 및 이형화물의 안전한 취급과 적재를 지원하여, 작업자와 로봇 간 협업 구조를 통해 이형 화물 자율 상차시스템으로 구성될 수 있도록 설계 요구사항을 제시했다. 반자율 기반 화물칸 진입과 방향 조정기능이 포함된 상차시스템과 이형 화물의 적재 효율을 높이는 엔드이펙터 기술의 적용은 다종 비정형 화물 적재를 통해 차량 3대에 상차시키는 물량을 단일 장비로 한번에 처리할 수 있도록 프로세스를 자동화시켰다.

불량 화물의 필터링과 적재순서를 결정하는 적재의사결정시스템과 이동거리, 무게, 화물의 상태에 따른 상차 스케줄링 알고리즘과 인공지능 기반 영상분석을 통한 적재공간 배치 알고리즘은 상차 및 배송단계에서 파손된 화물과 취급 위험물의 상태를 모니터링하여 의도치 않은 안전사고를 최소화할 수 있다. 로봇 기반 상차 자동화 시스템은 향후, 서브터미널에서 진행되는 모든 단계를 상차시스템, 화물인식시스템, 적재 의사결정시스템과 연동시킬 수 있으며, 연동된 프로세스는 상차 작업을 효율적으로 관리하고 위험상태 식별 및 진단, 유지보수 등의 센싱 및 예지정비 기술과 융합하여 안전 물류 기반을 구축할 수 있게 된다. 본 논문에서 다루고 있지 않은 상차시스템 운용 시 발생될 수 있는 단계별 위험원 분석 및 안전 요구사항 기반 사양서 도출 등 시스템 엔지니어링 활동 기반 안전분석 기법 적용이 필요하다고 보여지며, 이를 위한 시스템 위험원 분석, 서브시스템 위험원 분석, 기능 위험원 분석, 인터페이스 위험원 분석 등 상차 자동화 시스템의 안전성과 신뢰성 향상을 위한 안전기술 관련 후속연구가 필요하다고 보여진다.

참고문헌

- Bae, Y., Shin, H.(2020), "Corona 19, Accelerates Untapped Society," Gyeonggi Research Institute, Korea, Issue & Diagnosis, 1-26.
- Kim, J., Lee, S.(2002), "A Study on the Measurement of the Quality of Delivery Service," Korean Management Review, 31(2), 283-294.
- Jung, H., Ahn, A.(2008), "The Effect of Service Quality Attributes on Customer Satisfaction of Courier and Online Shopping Mall," The Korea Contents Association, 8(7), 174-181.
- Jung, P., Jeon, Y.(2021), "The Working Time and Health Disorders of Courier Workers," Korea Industrial Health Association, 394, 30-35.
- Jeong, J., Lee, Y.(2019), "A Study on the Importance of the Delivery Service Process Using Quality Function Development (QFD)," Korea Logistics Review, 29(6), 175-189.
- Heo, S., Min, Y.(2016), "Implementation of Urban Logistics Joint Platform for Improvement of Delivery Logistics Service," Korea Transport Institute, 1-215.
- Moon, Y.(2013), "ICT Convergence-based Transportation System Innovation Plan," Korea Transport Institute.
- Kim, J., Hwang, M.(2021), "Problems and improvements in the working environment of couriers," The Seoul Institute, 1-24.
- Kim, M., Choi, E.(2021), "Special type of work-related courier service provider's industrial accident insurance application and industrial accident characteristics," Journal of Korean Academy of Community Health Nursing, 32(1), 64-72.
- Yoon, S., et. al.(2017). "A Study on the Operating Efficiency of the Sub-Terminal Service Agency," Journal of Digital Convergence, 15(10), 31-43.
- Bradski, Gary, et al.(2016), Moveable apparatuses having robotic manipulators and conveyors to facilitate object movement. US Patent, 9,393,686.
- Chen, Jing, Zhao, Wei.(2019), "Logistics automation management based on the Internet of things," Cluster Computing, 22(6), 13627-13634.
- McCollum, et al.(2018), Autonomous truck loader and unloader, US Patent, 0099415.
- Diankov, et al.(2020), Robotics system with automated package registration mechanism and methods of operating the same, US Patent, 10703584.
- Criswell, Tim.(2018), Automated Truck Unloader for Unloading/Unpacking Product from Trailers and Containers. US Patent, 0334339.

연관 규칙 마이닝을 이용한 제품 저장 위치 할당 방식에 관한 연구

정재원^{1†}, 이상엽¹

¹한양대학교 산업공학과

Location assignment using association rule mining in a warehouse

Jaewon Jeong^{1†}, SangYeop Lee¹

¹Department of Industrial Engineering, Hanyang University

Order picking costs account for a significant portion of the logistics system of the warehouse. To increase the efficiency of warehouse operation, order picking operations in the warehouse should be carefully designed. In this work, we study the location assignment problem to study the applicability of the data mining approach in determining the storage locations. Specifically, we present an association rule-based storage assignment algorithm denoted by the Apriori algorithm and the Affinity algorithm. The objective of this work is to minimize the order picker's travel distance by allocating the storage locations using the association rule-based approach. We observe the details for analyzing the efficiency of the proposed approach with the actual online transaction data. The results from the experiments show that the proposed methods outperform the turnover-based assignments.

Keywords: Location assignment, Order picking, Association rule mining, Apriori algorithm, Affinity algorithm

논문접수일 : 2021.10.06.

심사완료일 : 2021.12.16.

게재확정일 : 2021.12.21.

† Corresponding Author: its1129@hanyang.ac.kr

1. 서론

물류 관리 시스템 및 창고 관리는 많은 노동력을 필요로 하는 프로세스이다. 주문된 제품을 보관하고 고객에게 반출하는 프로세스는 기업의 비용에 직접적인 영향을 미치기 때문에, 창고 관리는 그 중요성이 매우 크다(Cergibozan and Tasan, 2019). 그 중에서도 오더 피킹(Order picking)은 창고 운영비에서 높은 비중을 차지하는 작업으로, Tompkins et al.(2010)은 창고 운영비 중 55%까지 오더 피킹 비용으로 소요될 수 있다고 추정하고 있다. 이에 따라 기업들은 시장에서 우위를 점하고자 물류 비용을 줄이기 위한 노력으로 오더 피킹 효율성 개선에 힘쓰고 있다. 또한 오더 피킹은 물류센터 분야에서 고객 만족도 향상 및 창고 운영에 관해 효율적인 상품 반출을 위해 가장 큰 비중을 차지한다. 그러나 오더 피킹의 효율성을 높이기 위해서는 근본적으로 저장 위치 할당 문제의 최적화가 필요하다.

최근 물류 관리 시스템은 주로 컴퓨터 기반의 시스템으로 작업이 이루어지고 있다. 컴퓨터 기반의 물류 관리 시스템은 작업 요청, 자원 관리 또는 제조 기록 데이터를 저장하고 접근하는 장치로 사용된다. 기업에서 재정적인 이익을 극대화하기 위해서는 데이터를 효율적으로 기록하고 유지할 수 있는 컴퓨터 기반의 물류 관리 시스템을 구축하는 것이 필수적이다(Abisoye et al., 2013; Ahmadi et al., 2019). 다양한 기업과 조직에서 이러한 컴퓨터 기반의 시스템을 구축하게 됨에 따라, 데이터 마이닝(Data mining) 분야의 연구는 빠르게 성장하였으며, 갈수록 그 중요성이 대두되고 있다. 데이터 마이닝은 데이터베이스 속의 지식을 발견하는 이론(Knowledge-discovery in databases: KDD)으로, 데이터베이스 기술(Database technology), 정보 검색(Information retrieval), 패턴 인식(Pattern recognition), 머신러닝(Machine learning), 통계(Statistics), 인공지능(Artificial intelligence), 데이터 시각화(Data visualization) 및 고성능 컴퓨팅(High-performance computing)과 같은 여러 분야의 학문에서 연구되고 있다(Han et al., 2011).

본 연구에서는 수리적인 모델에 기반한 창고 내 제품 위치 할당(Storage assignment) 방법론에 데이터 마이닝의 기법 중 연관 규칙 마이닝(Association rule mining)을 적용한 새로운 제품 위치 할당 방법론을 제안하고자 한다. 연관 규칙 마이닝은 장바구니 분석(Market basket analysis)이라고도 불리는 데이터 마이닝 기법으로, 최근에는 추천 시스템 기법으로써 활용되고 있다(Son et al., 2015). 본 연구에서는 고객 주문 데이터 내에서 패턴을 찾고 제품끼리 어떤 관계를 맺는지 분석하기 위해 이 기법을 선택하였다. 또한 실제 온라인 리테일러 회사의 주문 데이터에 이를 적용하여 입출 빈도 기반 보관 방식에 비해 우리가 제안하는 새로운 방식이 오더 피킹 거리를 감소시키는데 효과가 있음을 실험으로 확인하였다. 연구에 사용된 고객 주문 데이터는 UCI에서 제공하고 있는 'Online Retail Data Set' 데이터로써, 영국의 온라인 리테일 회사의 2010년 1월부터 2011년 9월까지의 고객 주문 데이터이다(Chen et al., 2012). 본 연구의 실험에서는 전체 데이터 중 2010년 3월부터 2010년 5월까지의 주문 기록에서 주문 빈도가 가장 높은 120개의 품목에 대한 해당 기간 동안의 고객 주문 데이터를 선택하여 수치실험에 사용하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 제품 위치 할당 문제, 오더 피킹 문제, 그리고 데이터마이닝 분야에서의 선행 연구들에 대해 검토하였다. 3절의 본론에서는 실험 구성, 데이터 전처리 및 구축 과정, 제품 위치 할당 알고리즘 및 실험 결과에 대하여 설명하였다. 4절에서는 연구의 결론 및 추후 연구 과제에 대해 논의하였다.

2. 선행 연구 고찰

2.1 위치 할당 문제 (Storage Location Assignment Problem)

창고(Warehouse)의 저장 위치에 제품을 할당하는 문제를 ‘위치 할당 문제(Storage Location Assignment Problem)’이라고 정의한다. 위치 할당 문제는 저장 위치에 제품을 할당하는 데 있어 오더 피킹의 효율성 또는 공간 활용도를 최대화하는 것에 목적을 두고 있다. Hausman et al.(1976)은 처음으로 자동 창고를 위한 저장 위치 할당 방법론을 제시하였다. 해당 연구에서는 세 가지 저장 위치 할당 방법론을 제시하고 있으며, 각각은 랜덤 보관 방식(Random storage assignment), 입출 빈도 기반 보관 방식(Turnover-based assignment), 그리고 클래스 기반 보관 방식(Class-based storage assignment)이다.

Brynzér and Johansson(1996)는 주문 빈도(Frequency)에 따라 동일한 특성을 가진 제품들을 VG(Variant group)으로 그룹화하는 전략을 제안하였다. 제품을 빈도에 따라 분류하여 저장 위치를 할당하는 저장 위치 할당 전략으로 오더 피킹 시간을 단축할 수 있음을 실험을 통해 제시하였다.

Li et al.(2016)은 새로운 동적 할당 문제(Dynamic storage assignment problem)를 정의하고 제품 저장 위치 할당 최적화를 위한 통합 체계를 연구하였다. 또한, 데이터마이닝을 기반으로 하는 새로운 접근법과 전통적 방법론인 ABC 분류법과의 성능 비교를 진행하였다. 해당 연구와 같이 데이터 마이닝 기술을 제품 저장 위치 할당 시스템에 적용한 연구를 통해 위치 할당 시스템의 운영 성능을 개선하기 위한 효과적인 의사결정 개발이 가능할 것으로 관측되고 있다(Reyes et al., 2019).

본 연구에서는 입출 빈도 기반 보관 방식을 제품 저장 위치 할당 방법론으로 적용하여 3.4절의 실험(1)을 진행했다.

2.2 오더 피킹 문제(Order picking problem) 및 라우팅 문제(Routing problem)

Reyes et al.(2019)에 따르면 위치 할당 방법론이 연구되는 가장 일반적인 목적은 오더 피킹 거리의 최소화를 포함한 창고 내 공간 활용과 이동 거리와 관련된 문제라고 정의하고 있다. 이처럼 제품 위치 할당 문제와 오더 피킹 문제에서 주된 연구 목적은 이동 시간 또는 이동 거리의 최소화이다. Pan and Wu(2009)는 마르코프 체인(Markov Chain) 방법을 기반으로 작업자가 작업 라인으로 이동하는 거리를 예측하는 모델을 개발하였다. 또한 제안된 분석 모델을 기반으로 저장 위치 할당 문제의 특성을 분석하고, 단일 피킹 구역(Single picking zone), 크기가 동일하지 않은 구역(Unequal-sized zones), 크기가 동일한 구역(Equal-size zones)의 세 가지 Picking line 형태에서 각각의 제품 위치 할당 최적화 알고리즘을 제시하였다. Ene and Öztürk(2012)는 정수계획(Integer programming)과 유전 알고리즘(Genetic algorithm)을 이용하여 자동차 산업의 저장 위치 할당과 오더 피킹 시스템을 최적화하기 위한 연구를 진행하였다. 이 연구에서는 자동차 산업의 모든 창고 레이아웃에 통합하여 적용할 수 있는 유전 알고리즘 기반의 방법론을 제시하였다.

라우팅(Routing) 문제에 대한 선행 연구로는 다음의 연구들이 있다. Applegate et al. (2007)은 처음으로 외판원 문제(Traveling Salesman Problem: TSP)를 통해 라우팅 조합 최적화 문제의 솔루션을 제시하였다. 이 연구에 따르면 모든 창고 레이아웃에서 라우팅은 TSP 공식을 사용하여 나타낼 수 있다. 또한, TSP에 적용할 수 있는 알고리즘은 특정 조건을 갖추면 오더 피킹 문제에서도 효율적으로 솔루션을 도출할 수 있기 때문에, TSP 문제에서 적용되는 휴리스틱 기법을 오더 피킹 문제를 해결하는 데 사용할 수 있다고 설명한다.

현실에서의 오더 피킹 작업자의 라우팅에는 보편적으로 간단한 휴리스틱 방법을 이용한다. 이것은 모든 레이아웃에 적용 가능한 라우팅 알고리즘이 존재하지 않으며(De Koster et al., 2007), 휴리스틱 방법을 사용하는 것이 최적화된 라우팅 알고리즘을 사용하는 것보다 통로의 혼잡성 면에서 더 좋은 성능을 보여주기 때문이다(Petersen, 1997).

S-shape 라우팅 정책(S-shape routing policy)은 가장 간단한 라우팅 정책 중 하나로, Goetschalckx and Ratliff(1988)에 의해 도입되었으며, 오더 피킹 작업자가 한쪽 끝 통로(Aisle)로 들어가 다른 쪽 끝으로 나가는 방법이다. S-shape 라우팅 정책에서는 오더 피킹 작업자는 요청된 제품이 있는 통로에 도달하면 그 통로에 진입해 완전히 횡단한 이후 그 다음 통로로 이동한다(Cano et al., 2017). 또 다른 라우팅 정책인 반환 정책(Return policy)은 오더 피킹 작업자가 제품을 처리할 때마다 전면 교차 통로(Front cross-aisle)만을 통하여 통로에 드나드는 라우팅 정책이다.(Van Gils et al., 2016).

본 연구의 실험에서는 단일 선택 구역에서 S-shape 라우팅 정책과 반환 정책을 결합한 결합 라우팅 정책(Combined routing policy)을 적용하였다.

2.3 연관 규칙 마이닝 (Association rule mining)

데이터 마이닝은 데이터를 분석하는 도구이며, 다양한 관점에서 데이터를 분석하고 유용한 정보로 요약하는 프로세스이다. 데이터 마이닝 기법에는 이상 탐지(Anomaly detection), 군집화(Clustering), 연관 규칙 마이닝(Association rule learning), 회귀 분석(Regression), 요약(Summarization), 분류(Classification) 알고리즘 등이 존재한다(Han et al., 2011). 이 중 연관 규칙 마이닝은 함께 발생하는 빈도가 높은 항목들 간의 관계를 찾아내는 방법이다(Kumbhare and Chobe, 2014).

Chuang et al.(2012)는 제품 연관(Item-associated) 클러스터링 기법을 통해 위치 할당 문제의 피킹 거리(Picking distance)를 최소화하는 연구를 진행하였다. Ming-Huang Chiang et al.(2014)의 연구에서는 제품 간 관계의 강도와 특성 모두를 측정하는 연관 규칙 마이닝을 위해 'Weighted Support Count(WSC)'라는 새로운 연관성 지표를 제안하였다. 해당 연구에서는 실제 식품 유통 센터의 데이터를 사용한 실험을 통해 이 연관 규칙 마이닝의 적용으로 이동 거리를 최대 13%까지 감소시킬 수 있음을 증명하였다. Bevilacqua et al.(2019)의 연구에서는 연관 규칙 마이닝을 통해 창고의 부품 및 완제품 보관 및 검색 작업 시 낭비되는 시간을 최소화하기 위해 AS(Automated Storage)/RS(Retrieval System)의 제품 저장 위치 할당 방법론을 개발하였고, 실제 사례를 통해 이 방법론의 성능을 검증하였다. Chuang et al.(2014)는 Apriori 알고리즘의 연관 웹 통계(Web statistics) 및 연관 규칙 마이닝을 활용한 인접 구역 지정(Zoning adjacency) 및 저장 위치 할당 정책을 개발하였다.

1) Apriori 알고리즘을 이용한 연관 규칙 마이닝

Apriori 알고리즘은 Agrawal and Srikant(1994)에서 처음으로 제시한 알고리즘으로, 빈발 항목 집합(Frequent itemsets) 마이닝 및 연관 규칙 마이닝에 사용된다. 빈발 항목 집합은 사용자가 설정한 최소 지지도(support) 이상의 지지도를 갖는 항목 집합들이다. Apriori 알고리즘에서는 연관 규칙을 생성하기 위해 먼저 트랜잭션(Transaction) 데이터에서 빈발 항목 집합을 탐색한다. 빈발 항목 집합을 탐색할 때는 먼저 k-항목 집합(k 개의 항목을 가지는 항목 집합)을 사용하여 (k+1)-항목 집합(k+1) 개의 항목을 가지는 항목 집합을 생성한다. 생성된 빈발 항목 집합을 조건 집합(Antecedent)과 결과 집합(Consequent) 두 개의 항목 집합으로 나누어 연관 규칙을 생성하는데, 각각의 연관 규칙은 조건 집합이 발생할 때, 결과 집합 또한 발생한다는 규칙으로, 주문 기록에서의 연관 규칙은 조건 집합의 제품이 주문되면, 결과 집합의 제품도 주문

된다는 의미를 가진다. 또한 생성되는 연관 규칙은 지지도(Support), 신뢰도(Confidence), 향상도(Lift)의 성능 지표를 가지며, 모든 지표는 각각 최소 지지도, 최소 신뢰도, 최소 향상도 이상의 값을 가진다.

각각의 지표들은 수식 (1), (2), (3) 으로 표현할 수 있다. 수식에서 X와 Y는 각각 조건 집합과 결과 집합을 의미한다. 이 때 조건절과 결과절은 항상 상호배반이다. X의 지지도는 데이터 내에서 X가 발생할 확률이고, 규칙의 신뢰도는 X가 발생했을 때 Y가 발생할 조건부 확률이며, 향상도는 X와 Y가 동시에 발생할 확률을 X와 Y가 각각 발생할 확률로 나눈 값으로 X와 Y가 독립일 때 대비 몇 배의 연관성이 있는지를 나타내는 값이다.

$$Support(X) = \frac{freq(X)}{N}, \quad Support(X \rightarrow Y) = \frac{freq(X, Y)}{N} \quad (1)$$

$$Confidence = \frac{freq(X, Y)}{freq(X)} \quad (2)$$

$$Lift = \frac{Support(X \rightarrow Y)}{Support(X) \times Support(Y)} \quad (3)$$

본 연구에서는 Apriori 알고리즘을 이용한 연관 규칙을 입출 빈도 기반 보관 방식에 접목한 제품 위치 할당 방법론으로 적용하여 3.4절의 실험(2)을 진행하였다.

2) Affinity measure을 이용한 연관 규칙 마이닝

Affinity measure를 이용한 연관 규칙 마이닝은 안광일 등(2000)이 처음으로 제안한 연관 규칙 마이닝 알고리즘이다. 이 연관 규칙 마이닝 알고리즘은 Apriori 알고리즘과는 달리 수량에 대한 정보를 사용한다. 알고리즘의 내용은 다음과 같다. 먼저 발생 수량이 일정 수량 이상인 항목들을 Affinitive 항목 집합으로 선택한다. 선택된 affinitive 항목 집합을 결합하여 2 개의 항목을 가지는 2-항목 집합을 생성한 후, 각 트랜잭션에서 가능한 2-항목집합들의 Affinity coefficient를 구하여 전체 트랜잭션에서 각 항목집합들의 Affinity coefficient의 합을 구한 결과로 Affinity ratio를 계산한다. 이 때, 사용자가 설정하는 파라미터인 최소 Affinity ratio 이상인 2-항목집합들을 Affinitive 항목 집합으로 선택한다. 같은 방식으로 상위 항목 집합에서 Affinitive 항목 집합을 구한다. 생성한 Affinitive 항목 집합들로 생성된 연관 규칙 중 사용자가 설정한 파라미터인 최소 Mixture 이상의 Mixture 값을 가지는 연관 규칙들을 유의미한 연관 규칙으로 선택한다. 연관 규칙을 생성하는데 사용되는 지표인 Affinity coefficient, Affinity ratio와 Mixture는 수식 (4), (5), (6) 과 같이 정의한다.

$$Affico = \min\left(\frac{n_{1,2..k}}{n_1}, \frac{n_{1,2..k}}{n_2}, \dots, \frac{n_{1,2..k}}{n_k}\right) \times (n_1 + n_2 + \dots + n_k) \quad (4)$$

항목집합 $\{1, 2, \dots, k\}$ 의 Affinity coefficient는 수식 (4)로 계산할 수 있다. n_k 는 트랜잭션에서 발생하는 k 항목의 개수를 의미하며, $n_{1,2,..k}$ 는 트랜잭션에서 만들 수 있는 항목들의 순서쌍의 개수이다. 또한 항목집합이 1개의 항목을 가지는 집합인 경우 Affinity coefficient의 값은 데이터 중 해당 항목의 총 발생 수량이다.

$$Affinity\ ratio = \frac{Affico_{1,2..k}}{Affico_{1,1} + Affico_{2,2} + \dots + Affico_{k,k}} \quad (5)$$

상기 항목집합의 Affinity ratio는 수식 (5)로 계산할 수 있으며, 이 값은 항목 간의 연관성 정도가 항목 내의 연관성 대비 어느 정도로 강한지를 판단할 수 있는 지표이다(안광일 등, 2000).

$$mixture = \frac{Affico_{x,y}}{Affico_x} \quad (6)$$

연관 규칙 $X \rightarrow Y$ 의 Mixture는 수식 (6)과 같이 정의되며 이 값은 해당 규칙이 유의한 정도를 나타낸다.

본 연구에서는 안광일 등(2000)이 처음으로 제안한 Affinity measure를 사용한 연관 규칙 마이닝을 입출 빈도 기반 보관 방식에 적용한 제품 저장 위치 할당 방법론으로 적용하여 3.4절의 실험(3)을 진행하였다.

3. 본론

3.1 실험 구성

세 가지 위치 할당 방법들을 3월 주문기록, 4월 주문기록, 5월 주문기록에 대해 실험하였다. 본 연구에서 실험한 제품 위치 할당 방식은 1) 입출 빈도 기반 보관 방식(Turnover-based assignment), 2) Apriori 알고리즘을 사용한 연관 규칙 마이닝을 입출 빈도 기반 보관 방식에 접목한 방식, 3) Affinity measure를 사용한 연관 규칙 마이닝을 입출 빈도 기반 보관 방식을 혼합한 방식 세 가지이다. 첫 번째 방식은 보편적으로 널리 쓰이는 전통적 저장 위치 할당 방법론인 입출 빈도 기반 보관 방식이고, 데이터마이닝 기법 중 하나인 연관 규칙 마이닝을 입출 빈도 기반 보관 방식에 접목한 두 번째, 세 번째 방식과 성능을 비교하여 본 연구에서 제안하는 방식의 성능을 검증하고자 함께 제시하였다. Apriori 알고리즘을 이용하는 연관 규칙 마이닝은 현재까지 사용되는 연관 규칙 마이닝 방법 중 비교적 간단하면서도 좋은 성능을 보이는 보편적인 연관 규칙 마이닝 방법이며, Affinity measure를 이용하는 Affinity 알고리즘은 수량 정보를 고려하여 연관 규칙을 탐색하는 방법이다.

각 위치 할당 방식을 앞서 언급한 UCI에서 제공하고 있는 영국의 온라인 리테일 회사의 2010년 1월부터 2011년 9월까지의 고객 주문 데이터 중에서 3월, 4월, 5월의 주문 기록에 대해 실험하여 월별 평균 오더 피킹 거리(order picking distance)와 월별 오더 피킹 거리 총합을 도출하였다. 최종적으로는, 월별 평균 오더 피킹 거리의 평균과 함께, 월별 오더 피킹 거리의 총합을 각 월의 주문 개수를 가중치로 한 가중평균을 실험 결과로 제시하여 각 위치 할당 방식의 성능을 비교 및 평가하였다. 추가로, 연관 규칙 마이닝을 입출 빈도 기반 보관 방식에 접목하기 위해 주문 빈도가 높은 특정 개수의 제품을 출입구에 가까운 위치에 먼저 할당한 뒤, 연관 규칙에 따라 나머지 제품들을 할당하는 방식을 채택하였는데, 이 때 먼저 할당하는 제품의 개수를 20, 40, 60, 80개로 실험해보고 그 변화에 따라 오더 피킹 거리가 어떻게 변화하는지를 측정하여, 우리가 제안하는 새로운 제품 위치 할당 방법론을 실제 창고 관리에서 적용하는데 필요한 가이드라인과 인사이트를 제공하고자 한다.

3.2 실험 환경

실험 환경은 다음과 같다. Python 3.6.9의 Pandas 라이브러리, Mlxtend 라이브러리 등을 통해 연관 규칙 마이닝을 구현하였고, 이 외에는 마이크로소프트 Excel을 사용하였다. 하드웨어는 Intel® Xeon® Silver 4210R, DDR4 RAM 128.0GB 사양의 하드웨어를 사용하였다.

3.3 데이터 전처리 및 구축

1) 전처리

원본 데이터는 2010년 1월부터 2011년 9월까지의 기간 주문기록이며, 본 연구에서는 2010년 3월, 4월, 5월의 주문 기록에 대하여 실험하였다. 데이터의 전처리 과정은 다음과 같다. 먼저 폐기, 출고 실패 등으로 기록되어있는 주문 기록은 모두 삭제하였다. 그리고 주문량을 의미하는 Quantity의 값이 0 이하인 주문은 취소 주문으로 간주하고, 전체 주문 기록에서 취소된 주문을 제거하기 위해 취소 시점 이전의 주문 기록에서 같은 고객이 같은 항목을 주문한 건을 탐색하여 대조해 취소된 수량을 차감하는 과정을 거쳤다. 이때, 취소 건과 동일한 고객이 주문한 기록이 존재하지 않으면 취소 주문만 삭제하였다. 또한 주문량이 지나치게 높은 경우는 주문에 실수가 있는 경우가 포함될 수 있다고 판단하여 주문량이 $Q1(1사분위) - 1.5 * IQR(interquartile\ range)$ 이하와 $Q3(3사분위) + 1.5 * IQR$ 이상인 주문 기록은 모두 삭제하였다.

2) 월별 주문 기록 데이터 구축

원본 데이터의 형태는 각 행이 하나의 제품에 대한 주문이고, 열은 주문 번호를 의미하는 'InvoiceNo', 제품의 번호를 의미하는 'StockCode', 제품의 이름을 의미하는 'Description', 주문 수량을 의미하는 'Quantity', 주문 시각을 의미하는 'InvoiceDate', 제품 단가를 의미하는 'UnitPrice', 주문한 고객의 ID인 'CustomerID', 마지막으로 주문된 국가를 의미하는 'Country' 열로 구성되어 있다. 이를 연관 규칙 마이닝을 적용할 수 있는 형태로 바꾸기 위해 'InvoiceNo' 열의 값을 행으로 설정, 'StockCode' 열의 값을 열로 설정하여 해당 주문 번호와 제품 번호에 해당하는 주문량을 각각의 셀에 대입하였다. 또한 본 연구에서 설정한 창고 레이아웃은 최대 120개의 제품을 저장할 수 있으므로, 월별 주문 기록에서 주문 빈도가 가장 높은 120개의 품목을 선정하여 실험에 사용하였다. 결과적으로 생성된 주문 기록 데이터 형태는 Table 1과 같다. 또한 Apriori 알고리즘을 사용한 연관 규칙 마이닝을 위해 각 셀의 값을 0 이상인 셀은 1로, 주문량이 0인 셀 (해당 제품을 주문하지 않은 경우)은 0으로 one-hot coding하여 Table 2와 같은 이진 주문 기록의 데이터를 생성하였다.

Table 1. Transaction record of March

StockCode InvoiceNo	22423	22720	85123A	...	22385	22982	23182
545220	0	0	0	...	0	0	0
545221	0	0	0	...	0	0	0
545222	0	24	0	...	0	0	0
...
548547	0	0	0	...	0	0	0
548548	1	0	0	...	0	0	0
548549	0	0	0	...	0	0	0

Table 2. Binary transaction record of March

StockCode InvoiceNo	22423	22720	85123A	...	22385	22982	23182
545220	0	0	0	...	0	0	0
545221	0	0	0	...	0	0	0
545222	0	1	0	...	0	0	0
...
548547	0	0	0	...	0	0	0
548548	1	0	0	...	0	0	0
548549	0	0	0	...	0	0	0

Table 3. Statistics of transaction records

Attributes Month	Number of orders	Average items per order	Minimum number of items per order	Maximum number of items per order	Average order frequency
March	1360	7.3998	1	51	74.5667
April	1151	7.2664	1	53	62.8250
May	1325	7.5758	1	61	84.6500

3월, 4월, 5월 각각 주문 기록 데이터의 주문 건수(Number of orders), 하나의 주문 당 제품 가짓수의 평균값(Average number of items per order), 하나의 주문 당 제품 가짓수의 최솟값(Minimum number of items per order), 하나의 주문 당 제품 가짓수의 최댓값(Maximum of number items per order), 제품 당 주문 빈도의 평균값(Average of order frequency)은 Table 3의 내용과 같다.

3) 창고 layout

창고 layout은 Figure 1과 같은 전형적인 사각형 형태로서 총 6개의 통로(Aisle)와 하나의 통로 당 양쪽에 10개, 총 20개의 저장 위치를 가지도록 구성하였다. 결과적으로 12열의 위치가 존재하게 되며, 좌측부터 1번에서 12번으로 번호를 매겼다. 실험의 연산 시간의 한계에 따라 비교적 간단한 창고 레이아웃을 설정하기 위해, 입구와 출구가 대칭적으로 존재하는 작은 규모의 레이아웃을 설정하였다. 피킹 시에 작업자는 Point I(입구)에서 출발해서 피킹을 시작하여 피킹을 끝내면 Point O(출구)로 나가게 된다. 따라서 피킹 경로가 가장 짧은 통로는 그림에서 가장 진하게 색칠된 구역의 통로이고, 그다음으로 피킹 경로가 짧은 통로는 중간 밝기로 색칠된 구역의 통로, 가장 피킹 경로가 긴 통로는 색칠되지 않은 저장 위치가 설정된 구역의 통로이다. 본 연구에서는 각 Lane의 높이와 깊이가 모두 1인 2차원적 창고 레이아웃을 선택하였다. 각 셀에는 한 가지의 제품만 저장하며, 저장하는 제품의 개수는 고려하지 않는다.

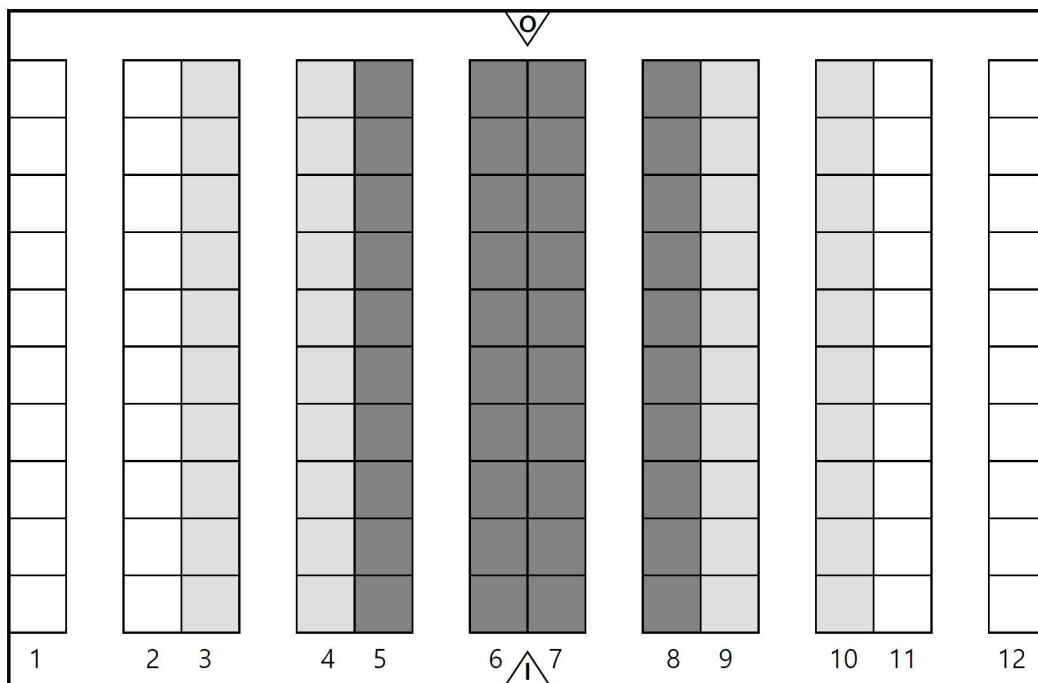


Figure 1. Warehouse layout

3.4 제품 저장 위치 할당 알고리즘

1) 입출 빈도 기반 보관 방식(Turnover-based assignment)

입출 빈도 기반 제품 위치 할당 방법론은 주문 빈도에 따라 위치를 할당하는 방식이다. 이 방식은 입출고 빈도가 높은 제품을 출입구에 가까운 통로에 배치함으로써 이동 시간을 최소화한다(장석화, 2007). 이 실험에서는 총 120가지의 제품을 주문 빈도에 따라 출입구가 위치한 가운데를 기준으로 대칭적으로 할당하였다. 구체적으로, 주문 빈도순 상위 10개의 제품을 입구와 출구에 가장 가까운 통로의 6번 위치에 할당하고, 그 다음 10개를 7번 위치에, 그 다음으로는 5번, 8번, 4번, 9번, 3번, 10번, 2번, 11번, 1번, 12번 위치 순서로 위치를 할당하였다. 그리고 통로 내에서는 입구에 가까운 위치부터 차례대로 채워나가는 방식을 선택하였다.

2) Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 재고 위치 할당 방식

Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 재고 위치 할당 방식은 입출 빈도 기반 보관 방식에 연관 규칙 마이닝을 접목한 방식으로, 연관 규칙 마이닝 방법으로는 Apriori 알고리즘을 적용한 방법이다. Apriori 알고리즘을 활용한 연관 규칙 마이닝은 2절에서 설명한 바와 같이 최소 지지도, 최소 신뢰도, 최소 향상도를 조절하여 유의미한 연관 규칙을 탐색하는 데이터마이닝 기법이다.

이 실험에서는 python의 mlxtend 라이브러리의 Apriori 함수와 Association_rules 함수를 이용해 연관 규칙 마이닝을 구현하였다. 적절한 파라미터 값을 찾기 위해 여러 조합의 최소 지지도, 최소 신뢰도, 최소 향상도를 실험해본 뒤, 적정 수준의 rule 개수가 도출되는 파라미터의 조합을 선택하였다. 빈발 항목 집합의 생성에는 최소 지지도(Minimum support) 0.005를 적용하였고, 연관 규칙 생성에는 최소 신뢰도(Minimum confidence) 0.23과 최소 향상도(Minimum lift) 2를 파라미터로 적용하였다. 또한, 실험의 일관성을 위해 3월, 4월, 5월 주문 데이터를 대상으로 한 실험에 전부 동일한 값을 적용하였다. Table 4는 사용된 파라미터의 값과 도출된 rule의 개수(Number of rules)를 정리한 표이다. Table 5에서는 3월의 주문 기록 데이터로 생성된 연관 규칙의 일부를 제시하였다.

Table 4. Parameters used for Apriori algorithm

Parameters Month	Minimum support	Minimum confidence	Minimum lift	Number of rules
March	0.005	0.23	2	1150
April	0.005	0.23	2	1029
May	0.005	0.23	2	1191

Table 5. Details for Association rules using Apriori algorithm (March)

Association rules	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
1	22722	22720	0.1475	0.5507	3.7330
2	23182	22379	0.0092	0.2340	4.9859
3	22697	22699	0.0771	0.7500	10.4041
4	22699	22697	0.0721	0.8023	10.4041
5	85099B	22386	0.0520	0.4336	5.6222

Algorithm 1 How to assign items at the shelf

```
1:  $i = 6, p = 7/2, q = 7/2$ 
2: while  $p \geq 10$  and  $q \geq 10$  do:
3:   if  $i \leq 6$  then:
4:     Assign 10 items at shelf  $i$ ;
5:      $p = p - 10$ ;
6:      $i = i + 2(6 - i) + 1$ ;
7:   end if
8:   if  $i \geq 7$  then
9:     Assign 10 items at shelf  $i$ ;
10:     $q = q - 10$ ;
11:     $i = i - (2(7 - i) + 2)$ ;
12:  end if
13: end while
14: for item  $j$  in shelf do:
15:   for item  $k$  in items associated with item  $j$  do:
16:    if  $i \leq 6$  then:
17:      Assign item  $k$  at shelf  $(i - 1)$ ;
18:      if items in shelf  $(i - 1) > 10$  then:
19:        Assign the left items at the shelf  $(i - 2)$ ;
20:      end if
21:    end if
22:    if  $i \geq 6$  then:
23:      Assign item  $k$  at shelf  $(i + 1)$ ;
24:      if items in shelf  $(i + 1) > 10$  then:
25:        Assign the left items at the shelf  $(i + 2)$ ;
26:      end if
27:    end if
28:  end for
29: end for
30: for item  $j$  not assigned do:
31:   for item  $i = 6, 7, 5, 8, 4, 9, 3, 10, 2, 11, 1, 12$  do:
32:    for  $l = 1; l + 1; l \leq 10$  do:
```

Figure 2. Storage assignment algorithm

연관 규칙을 활용한 제품 위치 할당의 알고리즘은 다음과 같다. 먼저 주문 빈도가 가장 높은 20개 또는 40개, 60개, 80개의 제품을 출입구에 가까운 위치들에 먼저 할당한다. 예를 들어, 80개를 할당하는 경우에는 주문 빈도 순서대로 10개씩 6번, 7번, 5번, 8번, 4번, 9번, 3번, 10번 위치에 할당하고, 20개를 할당하는 경우에는 10개씩 6번과 7번 위치에 순서대로 제품을 할당한다. 그 후에 생성된 연관 규칙에 따라, 출입구를 기준으로 왼쪽에 있는 위치들에 할당된 전체 제품들과 연관된 제품들은 왼쪽의 남은 위치에 차례대로 할당한다. 이 과정을 연관 규칙을 모두 이용할 때까지 반복한다. 출입구 기준 오른쪽 위치에 할당된 제품들에 대해서도 같은 방식으로 제품을 할당한다. 이 때 왼쪽에 공간에 부족할 시에는 12번 위치부터 채우고, 반대로 오른쪽에 공간이 부족하면 1번 위치부터 채운다. 모든 연관 규칙을 이용한 뒤에도 할당되지 못한 제품들은 주문 빈도가 높은 제품들 순서대로 출입구에 가까운 위치부터 대칭적으로 할당한다. 연관 규칙을 활용한 위치 할당 방식의 알고리즘을 Figure 2에 Pseudo-code 형태로 제시하였다. 이 알고리즘은 Affinity-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식에도 동일하게 적용한다.

3) Affinity-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식

Affinity-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식은 Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식과 동일하게 입출 빈도 기반 보관 방식에 연관 규칙 마이닝을 접목한 방식이지만, 연관 규칙을 탐색할 때 안광일 등(2000)의 연구에서 새롭게 제시한 Affinity measure를 사용한다는 점에서 차이점이 있다. 안광일 등(2000)의 연구에서 제시한 연관 규칙 마이닝에는 최소 수량, 최소 Affinity ratio, 최소 Mixture의 파라미터가 필요하다. 본 연구의 실험에서는 (2)의 Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식과 같은 제품들을 대상으로 실험하기 위해 최소 수량을 0으로 설정하여 선정한 120개의 제품 중 탈락하는 제품들이 없도록 하였다. 또한 연관 규칙의 조건 집합과 결과 집합이 각각 하나의 항목만을 가지도록 했으므로, 2개 이상의 항목을 가지는 항목 집합을 생성할 때 필요한 파라미터인 최소 Affinity ratio는 설정하지 않았다. 유의미한 연관 규칙의 선정을 위해 설정하는 파라미터인 최소 Mixture는 (2)의 Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식의 3월 주문 기록 데이터에 대한 실험에서 도출된 rule의 개수와 가능한 비슷한 개수의 Rule이 도출되는 값으로 설정하였다. 이렇게 설정한 최소 Mixture(Minimum mixture) 값을 마찬가지로 실험의 일관성을 위해 3월, 4월, 5월 주문 데이터를 대상으로 한 실험에 전부 동일한 값으로 적용하였다. 사용된 파라미터의 값과 도출된 Rule의 개수(Number of rules)는 Table 6과 같다. Table 7은 3월의 주문 기록 데이터로 생성된 연관 규칙의 예시이다. 연관 규칙을 활용한 위치 할당 방식의 알고리즘은 (2)에서 설명한 내용과 동일하다.

Table 6. Data using minimum mixture

Parameters Month	Minimum mixture	Number of rules
March	0.245	1144
April	0.245	1160
May	0.245	1271

Table 7. Details for Association rules using Affinity algorithm (March)

Association rules	Antecedents	Consequents	Mixture
1	22423	47566	0.2694
2	22423	21212	0.2538
3	22720	22993	0.3168
4	22982	22979	0.8545
5	23182	84991	0.3840

3.5 오더 피킹 정책(Order picking policy) 및 라우팅 정책(Routing policy)

본 연구에서는 간단한 오더 피킹 알고리즘을 위해 오더 피킹 정책은 하나의 주문 만을 출하하는 개별처리(Single order picking) 방식을 선택했다. 라우팅 정책은 S-shape 라우팅 정책과 Return 라우팅 정책을 혼합한 Combined 라우팅 정책을 적용했다. 구체적인 내용은 다음과 같다. Point I(입구)에서 출발한 작업자는 Pick list에 포함된 제품이 위치한 통로(Aisle) 중 가장 왼쪽에 있는 통로부터 방문한다. 첫 번째 제품을 처리한 뒤, 그 다음의 제품들은 가장 거리가 짧은 이동 경로를 선택하여 움직인다고 가정한다. Pick list에 포함된 모든 제품을 처리한 뒤에는 마지막 제품의 위치에서 출구로 이동한다. Figure 3은 표시된 제품 4가지가 하나의 Pick list를 구성하고 있을 때 오더 피킹 경로의 예시이다.

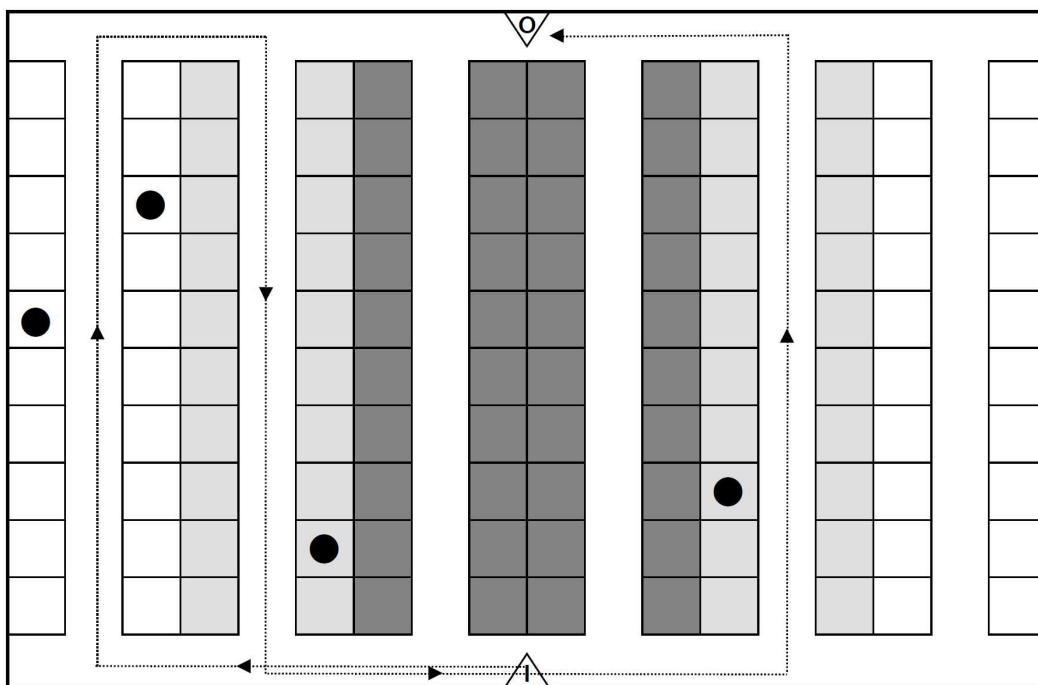


Figure 3. Example of order picking path

3.6 실험 결과 및 분석

본 연구에서는 데이터마이닝 기법 중 연관 규칙 마이닝을 제품 위치 할당 방법론에 적용하여 Order picking distance의 변화를 확인하고, 고전적 제품 위치 할당 방법론인 입출 빈도 기반 보관 방식에서의 Order picking distance와 비교하는 실험을 진행하였다. 실험 데이터는 영국의 e-commerce 회사의 2010년 1월부터 2011년 9월까지의 주문 기록 데이터 중 2010년 3월, 2010년 4월, 2010년 5월의 주문 기록 데이터로, 총 세 가지 실험 데이터를 이용해서 실험하였다. Figure 4의 그래프 중 'Weighted average (Apriori)'는 Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식을 3월, 4월, 5월의 주문 기록 데이터에 대해 실험한 결과로, 월별 오더 피킹 거리의 총합을 주문 개수를 가중치로 가중 평균한 값이다. Figure 3의 그래프 중 'Weighted average (Turnover-based assignment)'는 입출 빈도 기반 보관 방식을 적용했을 때의 월별 오더 피킹 거리의 합을 같은 방법으로 도출한 결과이다. 가로 축의 숫자는 입출 빈도 기반 보관 방식과 연관 규칙 마이닝을 결합할 때, 입출 빈도 기반 보관 방식으로 먼저 창고에 할당하는 제품의 수를 의미한다.

Figure 5의 그래프는 Affinity-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식에서의 오더 피킹 거리의 합을 마찬가지로 도출하여 나타낸 결과이다. 주문 당 오더 피킹 거리의 평균값에 대해서도 같은 방법으로 도출하여 Figure 6와 Figure 7으로 함께 제시하였다. 밑의 Table 8은 세 가지 제품 저장 위치 할당 방식의 모든 실험에서의 Order picking distance의 평균치와 모든 실험 데이터에 대한 Order picking distance 합의 가중평균치를 나타내며, Table 9는 모든 실험에서의 주문 당 Order picking distance의 평균치와 모든 실험 데이터에 대한 주문 당 Order picking distance의 평균치를 나타낸다.

1) 제품 위치 할당 방식에 따른 order picking distance의 변화

실험 결과에 따르면, 입출 빈도 기반 보관 방식을 사용했을 때 평균적으로 오더 피킹 거리의 값이 가장 크고, Affinity-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식이 두 번째, Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 제품 위치 할당 방식이 가장 오더 피킹 거리의 값이 작았다. 입출 빈도 기반 보관 방식 대비 Apriori-연관 규칙 마이닝을 활용한 방식에서 한 달 동안의 총 오더 피킹 거리는 0.8652% 더 낮았고, 주문 당 오더 피킹 거리는 1.0641% 더 낮았다. 그리고 Affinity-연관 규칙 마이닝을 활용한 방식에서 한 달 동안의 총 오더 피킹 거리는 입출 빈도 기반 보관 방식에 비해 0.3839% 더 낮았고, 주문 당 오더 피킹 거리는 0.4583% 더 낮았다. 이 결과는 제품 위치 할당 방식에 연관 규칙을 적용하는 것이 이동 거리를 줄이는 데 효과가 있음을 나타낸다. 또한 주문 수량을 고려하여 생성한 연관 규칙을 적용했을 때보다, 수량 정보를 고려하지 않는 Apriori 알고리즘을 적용했을 때 이동 거리가 더 감소했음을 알 수 있다. 하지만 각 방식에서의 이동 거리 감소폭은 모두 2% 미만으로, 성능의 차이가 크게 나타나지 않았다.

Table 8. Weighted average of total order picking distance

Storage assignment Month	Turnover-based assignment	Apriori-ARM	Affinity-ARM
March	109,037.5	107,142.8	109,388.5
April	93,151.5	91,349.3	92,201.3
May	122,643	123,206.3	121,936.0
Weighted average	109,548.3	108,600.5	109,127.8

Table 9. Average of order picking distance per order

Storage assignment Month	Turnover-based assignment	Apriori-ARM	Affinity-ARM
March	91.3977	89.8095	91.6920
April	91.2356	89.4704	90.3049
May	92.5608	92.9859	92.0272
Average	91.7314	90.7553	91.3413

2) 입출 빈도 기반 보관 방식과 연관 규칙 마이닝의 접목

본 연구에서는 연관 규칙 마이닝 적용의 효과와 더불어, 입출 빈도 기반 보관 방식에 연관 규칙 마이닝을 접목할 때, 입출 빈도 기반 보관 방식으로 위치에 먼저 할당하는 제품의 수에 따라 이동 거리가 어떻게 변화하는지를 실험하였다. 결론적으로 Apriori-연관 규칙 마이닝을 적용한 방식에서는 40개의 제품, 즉 총 저장 위치의 1/3을 먼저 할당하였을 때 이동 거리가 가장 작았고, Affinity-연관 규칙 마이닝을 적용한 방식에서는 총 저장 위치의 1/6인 20개의 제품을 먼저 할당하였을 때 이동 거리가 가장 작았다. 실험 데이터가 세 가지로 매우 적어 이 수치가 정확히 가장 좋은 정도라고 결론지을 수는 없으나, 입출 빈도 기반 보관 방식에 따라 할당하는 제품의 개수에 적절한 정도가 존재한다고 해석할 수 있다. 또한 입출 빈도 기반 보관 방식으로 할당한 제품의 개수가 적을수록 연관 규칙에 따라 할당한 저장 위치가 더 많은데, 그래프에서 확인할 수 있듯이 연관 규칙에 따라 할당한 저장 위치의 비율이 높을수록 평균적으로 이동 거리가 더 짧았다.

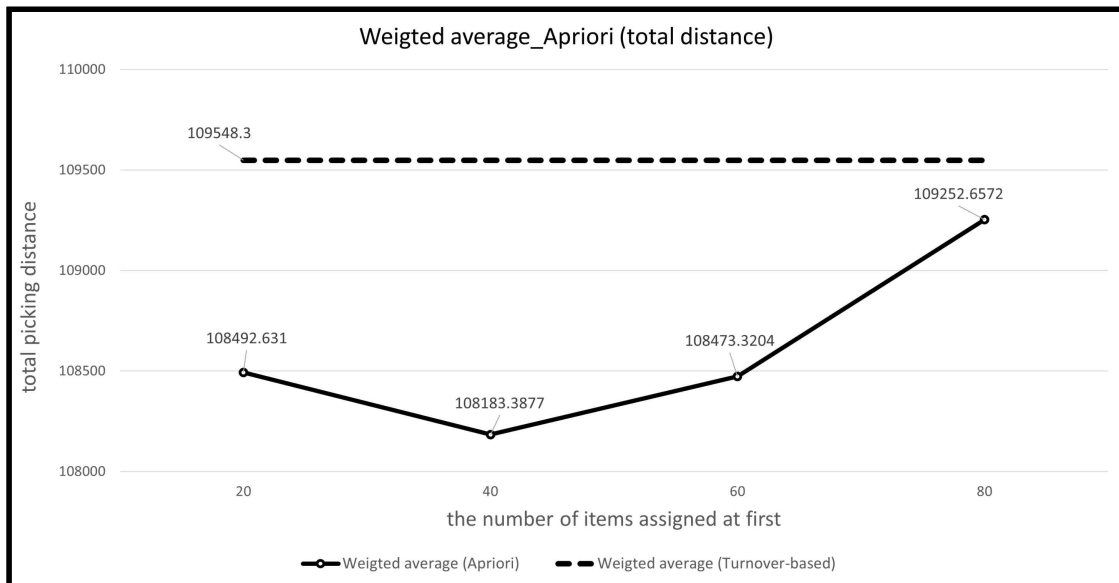


Figure 4. Weighted average of total picking distance using Apriori algorithm



Figure 5. Weighted average of total picking distance using Affinity algorithm

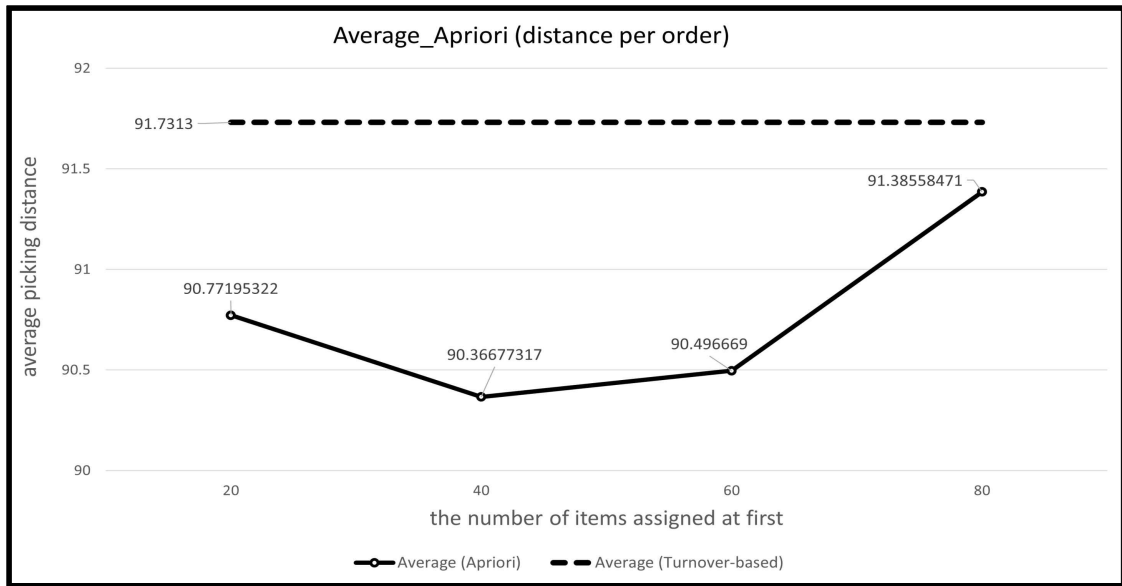


Figure 6. Average of picking distance per order using Apriori algorithm

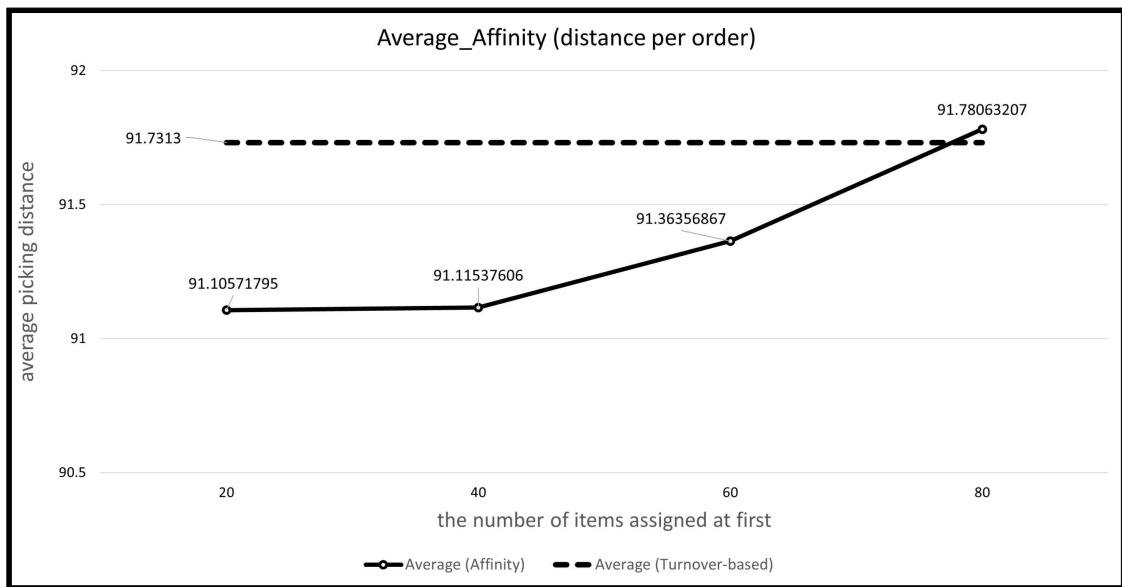


Figure 7. Average of picking distance per order using Affinity algorithm

4. 결론

본 연구에서는 제품 저장 위치 할당 방법론에 데이터마이닝 기법인 연관 규칙 마이닝을 적용한 새로운 제품 저장 위치 할당 알고리즘을 제안한다. 연관 규칙 마이닝에도 항목 집합의 발생 빈도를 기반으로 연관 규칙을 탐색하는 Apriori 알고리즘을 활용한 연관 규칙 마이닝과 발생 빈도와 함께 발생 수량에 대한 정보를 활용하는 Affinity measure를 활용한 연관 규칙 마이닝을 모두 적용하여 다양한 실험을 진행하였다. 실험 결과 및 분석 (1)에서는 제안한 저장 위치 할당 방식의 성능을 평가하기 위해, 같은 실험 데이터에 고전적 저장 위치 할당 방법론인 입출 빈도 기반 보관 방식을 적용한 결과를 비교하여 제시하였다. 그리고 실험 결과 및 분석 (2)에서는 입출 빈도 기반 보관 방식에 연관 규칙 마이닝을 접목할

시에 입출 빈도 기반 보관 방식으로 할당된 저장 위치의 비율에 따른 성능의 차이를 실험 결과로 제시하였다.

3.4절의 (1)에서 밝힌 바와 같이, 이 연구에서 제안하는 저장 위치 할당 방식이 보편적으로 사용되는 입출 빈도 기반 보관 방식보다 더 좋은 성능을 보임을 확인할 수 있었으나, 성능의 차이가 크지 않았다. 이 결과는 사용한 창고 레이아웃이 120개의 매우 적은 저장 위치를 가지고 있어 이동 거리의 차이가 크게 나타날 수 없었기 때문이라고 판단되며, 더 큰 규모의 현실의 창고에서는 이 차이가 증폭되어 유의미한 정도의 차이로 나타날 가능성이 크다. 또한 3.4절의 (2)의 실험 결과에서는, 연관 규칙 마이닝을 적용한 저장 위치 할당 방식 두 가지 모두 입출 빈도 기반 보관 방식으로 할당된 저장 위치의 비율 중 가장 높은 성능을 보이는 특정 개수가 존재함을 확인하였다. 그와 동시에, 연관 규칙에 따라 할당된 저장 위치의 비율이 높을수록 평균적으로 이동 거리가 더 짧음을 알 수 있는데, 이 결과는 연관 규칙 마이닝을 활용하여 제품 저장 위치를 할당하는 방식에 정당성을 부여한다. 따라서 이 연구의 가장 큰 시사점은 창고 내 제품 저장 위치 할당 방식에 연관 규칙 마이닝을 활용하는 것이 충분한 성능의 향상을 이뤄낼 수 있는 가능성이 있으며, 연관 규칙을 적용하는 비율에 있어 가장 높은 성능을 보이는 지점이 있다는 것을 실제 데이터에 대한 실험 결과로서 제시했다는 점이다. 또한 제품 저장 위치를 다루어 왔던 기존 연구는 과거의 수요 패턴을 전제로 하여 주문 빈도에 따라 제품 저장 위치를 결정하는 문제를 주로 다루었으나, 본 연구에서는 이를 확장하여 수요 패턴에서의 제품 간 수요 연관성을 반영한 확장된 규칙을 저장 위치 결정에 활용한 연구라는 점에서 의의가 있다.

이 연구의 한계점은 첫 번째로 데이터의 크기와 실험 데이터의 부족함으로 인해 제안하는 방식의 유의미한 성능 향상을 볼 수 없었다는 점에 있다. 만약에 현실적인 크기의 레이아웃과 개수의 제품들을 포함한 다수의 실험 데이터에 대해 실험한다면 더 유의미한 결과를 제시할 수 있을 것이다. 또한 본 연구의 실험에서는 120개의 제품 주문 빈도 상위 품목들로 선택하였는데, 이것은 이 실험에서 사용한 데이터가 희소성(Sparsity) 문제를 가지고 있었기 때문이다. 이로 인해 이미 연관성이 높은 제품들이 주로 선택되어, 연관 규칙에 따라 저장 위치를 할당하는 것이 큰 성능 향상을 보이지 못했다고 해석된다. 따라서 주문 기록 데이터를 임의적으로 생성하여 실험하거나, 상위, 중위, 하위 주문 빈도를 가지는 제품들을 섞어서 생성한 주문 기록 데이터에 대해 실험하면 입출 빈도 기반 보관 방식과 더욱 큰 성능의 차이를 볼 수 있을 것이다.

두 번째로, 본 연구의 실험에서는 실험의 일관성을 유지하기 위하여 연관 규칙 마이닝을 위한 파라미터를 모든 실험 데이터에 대해 같은 값으로 적용하였는데, 데이터의 특성에 따라 파라미터를 다른 값으로 적용한다면 더 정확한 연관 규칙들을 도출할 수 있다. 같은 맥락으로, 연관 규칙 마이닝의 파라미터 선택에 좋은 성능을 보이는 알고리즘들을 사용한다면 성능의 향상과 더불어, 이 알고리즘을 현실의 창고 관리에서 상용하는데 도움이 될 것이다. 마지막으로, 우리의 실험에서는 연관 규칙을 탐색할 때 조건 집합과 결과 집합이 모두 한 개의 제품만을 포함하도록 연관 규칙을 생성하였는데, 추후의 연구에서 두 개 이상의 항목을 포함하는 항목집합들 간의 연관 규칙들을 탐색한다면, 더욱 다양하고 연관성이 높은 연관 규칙들을 적용한 제품 저장 위치 할당 알고리즘을 사용할 수 있을 것이다.

추후 연구 과제로, 창고의 규모를 확장하여 취급하는 제품의 수를 늘려 검증함과 동시에 lane의 깊이와 높이가 1이상인 3차원적 구조의 창고 레이아웃을 설정하고, 제품의 부피 정보를 고려하여 capacity 제약을 추가하는 방안과 저장 위치에 여러 제품을 저장하는 방안을 포함하는 것을 제시한다. 또한, 개별 처리가 아닌 다수의 주문을 처리하는 오더 배치(Order batch) 정책을 적용함으로써 이 연구의 범용성을 제고할 수 있을 것이라고 생각한다. 마지막으로 이 연구에서는 오더 피킹 작업자가 1명일 때를 가정했는데, 여러 명의 작업자가 동시에 오더 피킹을 하는 상황을 가정하여 제품 위치 할당 알고리즘을 개발하는 것도 연구 범용성 제고에 큰 도움이 될 것이다.

참고문헌

- 안광일, 김성집, & 김재련 (2000), 수량을 고려한 연관규칙 탐색, 대한산업공학회 추계학술대회 논문집, 264-267.
- 장석화(2007), 지정식 보관방식 창고시스템에서 보관위치 할당계획, 한국산업경영시스템학회지, 30(1), 8-14.
- Abisoye, O. A., Boboye, F., and Abisoye, B. O. (2013), Design of a computerized inventory management system for supermarkets, *International Journal of Science and Research*, 2 (2013), pp. 340 ~ 344.
- Adhikary, D., and Roy, S. (2015), Trends in quantitative association rule mining techniques, *Proceedings of IEEE International Conference on Recent Trends in Information System*, pp. 126 ~ 131.
- Agrawal, R., and Srikant, R. (1994), Fast algorithms for mining association rules, In *Proc. 20th int. conf. very large data bases, VLDB (Vol. 1215, pp. 487-499)*.
- Ahmadi, E., Masel, D. T., Metcalf, A. Y., and Schuller, K. (2019), Inventory management of surgical supplies and sterile instruments in hospitals: a literature review, *Health Systems*, 8(2), 134-151.
- Applegate, D. L., Bixby, R. E., Chvátal, V., and Cook, W. J. (2011), *The traveling salesman problem*, Princeton university press.
- Bevilacqua, M., Ciarapica, F. E., and Antomarioni, S. (2019), Lean principles for organizing items in an automated storage and retrieval system: an association rule mining-based approach, *Management and Production Engineering Review*, 10(1), 29-36.
- Brynzér, H., and Johansson, M. I. (1996), Storage location assignment: Using the product structure to reduce order picking times, *International Journal of Production Economics*, 46, 595-603.
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., and Gómez-Montoya, R. A. (2017), An evaluation of picking routing policies to improve warehouse efficiency, *International Journal of Industrial Engineering and Management*, 8(4), 229-238.
- Chuang, Y. F., Chia, S. H., and Wong, J. Y. (2014), Enhancing order-picking efficiency through data mining and assignment approaches, *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 11(1), 52-64.
- Chuang, Y. F., Lee, H. T., and Lai, Y. C. (2012), Item-associated cluster assignment model on storage allocation problems, *Computers & industrial engineering*, 63(4), 1171-1177.
- Cergibozan, Ç., and Tasan, A. S. (2019), Order batching operations: an overview of classification, solution techniques, and future research, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 30(1), 335-349.
- Chen D., Sain S. L., and Guo K. (2012), Data mining for the online retail industry: A case study of RFM model-based customer segmentation using data mining, *Journal of Database Marketing and Customer Strategy Management*, Vol. 19, No. 3, pp. 197-208.
- 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.
- 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.
- Goetschalckx, M., and Donald Ratliff, H. (1988), Order picking in an aisle, *IIE transactions*, 20(1), 53-62.
- Han, J., Pei, J., and Kamber, M. (2011), *Data mining: concepts and techniques*, Elsevier.
- Hausman, W. H., Schwarz, L. B., and Graves, S. C. (1976), Optimal storage assignment in automatic warehousing systems, *Management science*, 22(6), 629-638.
- Kumbhare, T. A., and Chobe, S. V. (2014), An overview of association rule mining algorithms, *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 5(1), 927-930.
- Li, J., Moghaddam, M., and Nof, S. Y. (2016), Dynamic storage assignment with product affinity and ABC classification—a case study, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 84(9), 2179-2194.
- Ming-Huang Chiang, D., Lin, C. P., and Chen, M. C. (2014), Data mining based storage assignment heuristics for travel distance reduction, *Expert Systems*, 31(1), 81-90.
- Pan, J. C. H., and Wu, M. H. (2009), A study of storage assignment problem for an order picking line in a pick-and-pass warehousing system, *Computers & Industrial Engineering*, 57(1), 261-268.
- Petersen, C. G. (1997), An evaluation of order picking routeing policies, *International Journal of Operations & Production Management*.
- Reyes, J., Solano-Charris, E., and Montoya-Torres, J. (2019), The storage location assignment problem: A literature review, *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 10(2), 199-224.
- Tompkins, J. A., White, J. A., Bozer, Y. A., and Tanchoco, J. M. A. (2010), *Facilities planning*, John Wiley & Sons.
- Van Gils, T., Braekers, K., Ramaekers, K., Depaire, B., and Caris, A. (2016), Improving order picking efficiency by analyzing combinations of storage, batching, zoning, and routing policies, In *International Conference on Computational Logistics* (pp. 427-442), Springer, Cham.

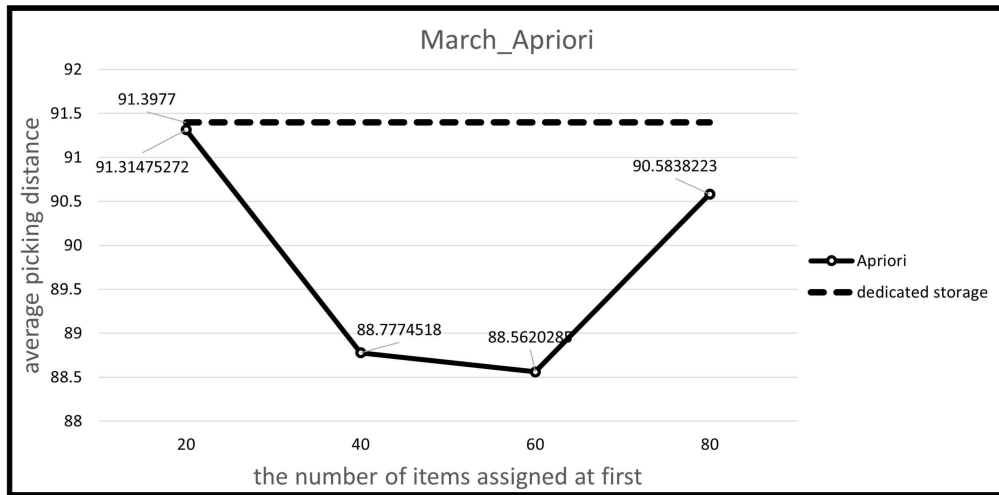
5. 부록(Appendix)

Appendix [a]. Average order picking distance using Apriori - association rule mining

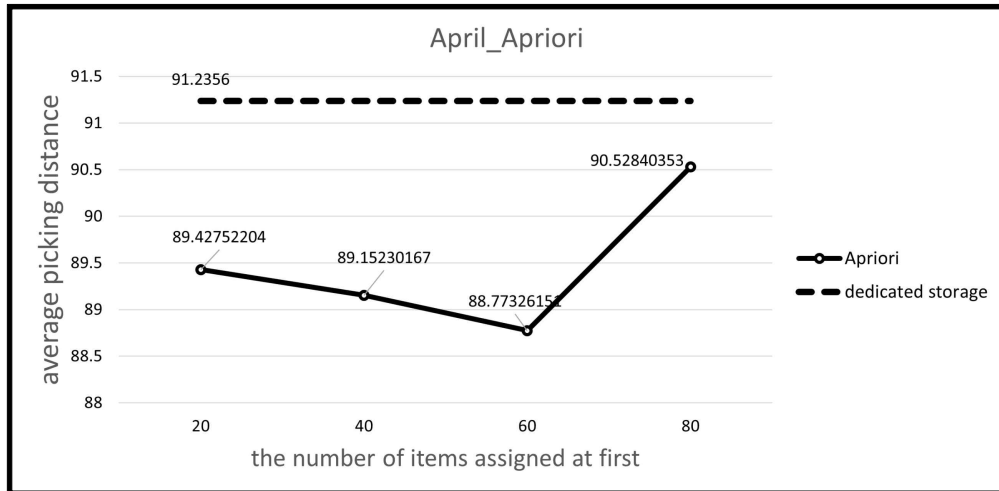
Month \ #items assigned at first	20	40	60	80
March	91.3148	88.7775	88.5620	90.5838
April	89.4275	89.1523	88.7733	90.5284
May	91.5736	93.1706	94.1547	93.0445

Appendix [b]. Average order picking distance using Affinity - association rule mining

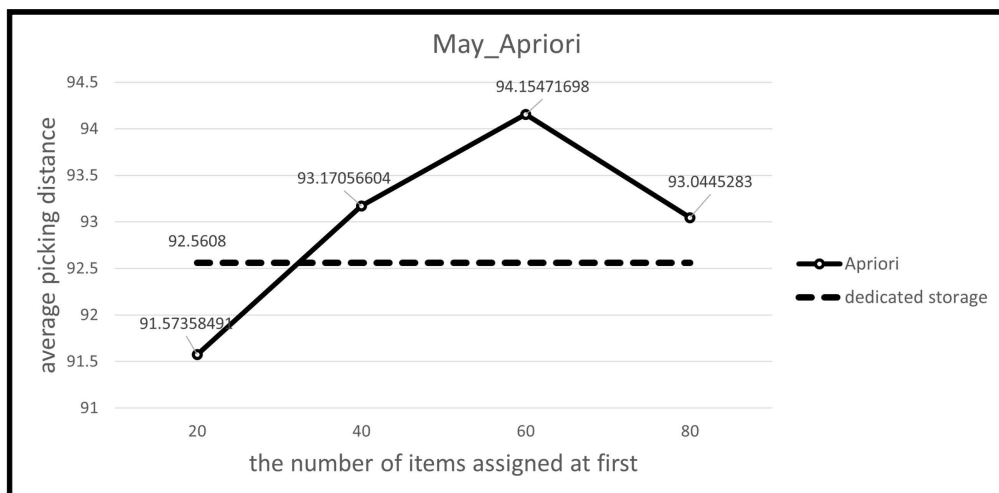
Month \ #items assigned at first	20	40	60	80
March	90.8881	92.2603	91.9233	91.6961
April	91.5000	89.4285	89.4285	90.8820
May	90.9291	91.6574	92.7585	92.7638



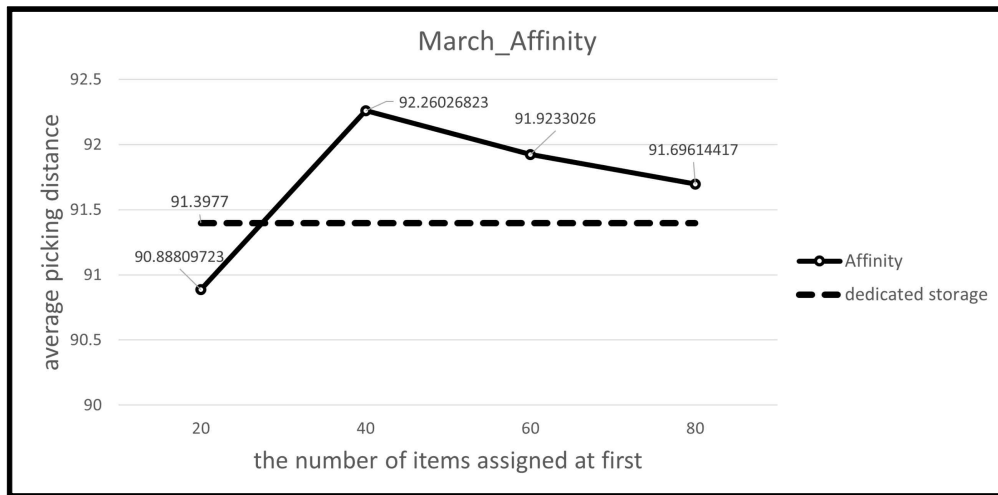
Appendix [c]. Average order picking distance using Apriori-association rule mining (March)



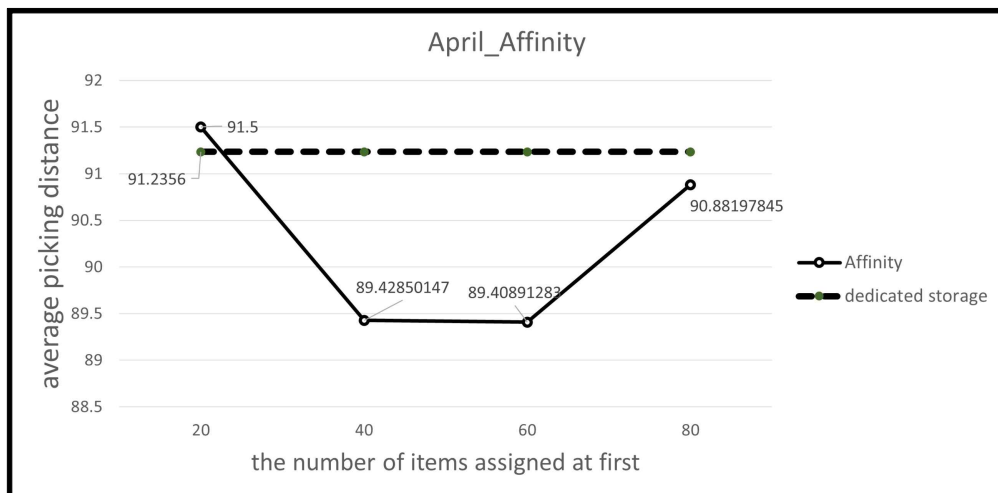
Appendix [d]. Average order picking distance using Apriori-association rule mining (April)



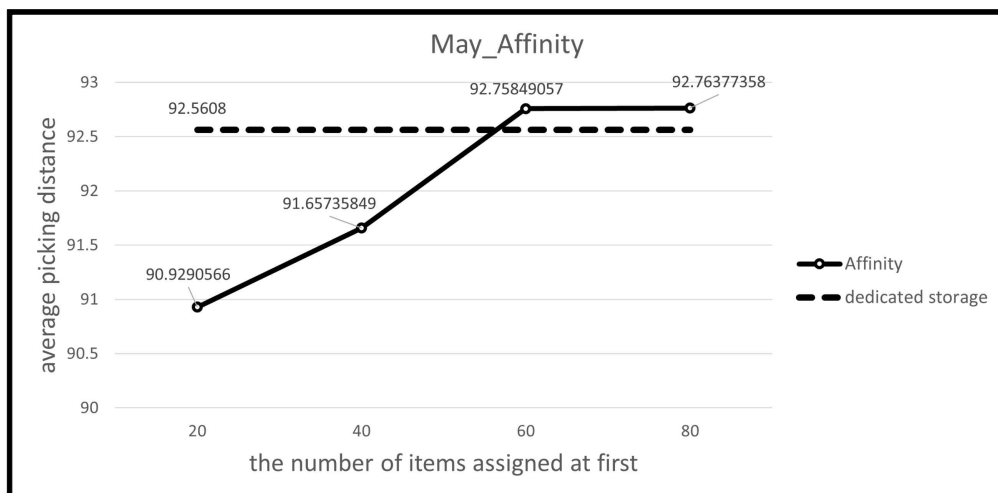
Appendix [e]. Average order picking distance using Apriori-association rule mining (May)



Appendix [f]. Average order picking distance using Affinity-association rule mining (March)



Appendix [g]. Average order picking distance using Affinity-association rule mining (April)



Appendix [f]. Average order picking distance using Affinity-association rule mining (May)

물류과학기술연구 제2권 제2호

-
- 인 쇄 : 2021년 12월 27일
 - 발 행 : 2021년 12월 31일
 - 발행인 : 하 헌 구
 - 편집인 : 김 태 복
 - 발행처 : (사)한국물류과학기술학회(<https://www.klst.or.kr>)
경기도 의왕시 철도박물관로 176
전화 : 031-460-5921
-

(비매품)

□ 이 학술지의 저작권은 (사)한국물류과학기술학회가 갖고 있습니다.

Copyright 2021. The Society of Logistics Science and Technology all rights reserved.