

# 스마트 팩토리 모빌리티 에너지 효율을 위한 경로 최적화에 관한 연구 Route Optimization for Energy-Efficient Path Planning in Smart Factory Autonomous Mobile Robot

엄동희<sup>1</sup> · 조동욱<sup>1</sup> · 김성주<sup>1</sup> · 박상현<sup>1</sup> · 황성호<sup>\*</sup>

Dong Hui Eom, Dong Wook Cho, Seong Ju Kim, Sang Hyeon Park  
and Sung Ho Hwang

Received: 27 Dec. 2023, Revised: 8 Feb 2024, Accepted: 23 Feb. 2024

**Key Words** : Smart Factory(스마트 팩토리), Mobility Route Optimization(모빌리티 경로 최적화), Path Planning(경로 계획), Energy Efficiency(에너지 효율), Weight Distribution Optimization(무게 분배 최적화)

**Abstract:** The advancement of autonomous driving technology has heightened the importance of Autonomous Mobile Robotics (AMR) within smart factories. Notably, in tasks involving the transportation of heavy objects, the consideration of weight in route optimization and path planning has become crucial. There is ongoing research on local path planning, such as Dijkstra, A\*, and RRT\*, focusing on minimizing travel time and distance within smart factory warehouses. Additionally, there are ongoing simultaneous studies on route optimization, including TSP algorithms for various path explorations and on minimizing energy consumption in mobile robotics operations. However, previous studies have often overlooked the weight of the objects being transported, emphasizing only minimal travel time or distance. Therefore, this research proposes route planning that accounts for the maximum payload capacity of mobile robotics and offers load-optimized path planning for multi-destination transportation. Considering the load, a genetic algorithm with the objectives of minimizing both travel time and distance, as well as energy consumption is employed. This approach is expected to enhance the efficiency of mobility within smart factories.

## 기호 설명

$N_h$  : number of visiting home

$N_{trial}$  : number of total trial

$N_p$  : number of points

$N_{population}$  : number of solution for each generation

$P_{home}$  : point of home

$T_m$  : motor torque [Nm]

$w_m$  : motor rpm [rev/min]

$loss_{acc}$  : accelerating power loss [J]

$loss_{rolling}$  : rolling resistance power loss [J]

## 1. 서론

최근 자율주행 기술의 발달과 스마트 팩토리 내의 자동화에 대한 효율화의 필요성이 높아지며 공장 내 자율주행 모바일 로봇(Autonomous Mobile Robot, AMR)의 경로를 최적화하는 연구들이 활발히 개발되고 있다. 특히 기존의 무인 운반 시스템(Automated Guided Vehicle, AGV)에서 AMR로 전체적인 시스템이 변경되면서 경로 계획 최적화에 대한 중요성이

\* Corresponding author: hsh0818@skku.edu

1 Department of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan University, Suwon 16419, Korea

Copyright © 2024, KSFC

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

높아졌다.

공장 내 경로 계획 최적화 문제는 특정 목적지들을 효율적으로 도달하는데 가장 기본적이고 중요한 문제 중의 하나이며, 이는 외판원 순회 문제 (Traveling Salesman Problem, TSP)로 풀이될 수 있다. 외판원 순회 문제는 여러 도시를 방문하는 판매원이 최적으로 도시들을 방문하는 방법에 관한 문제이다. 이는 스마트 팩토리 내의 자율주행 모바일 로봇 (Autonomous Mobile Robot, AMR)의 여러 지점 경로 지점 방문 순서를 결정하는 경로 최적화(Route optimization)에도 AMR이 방문하는 지점들을 최적으로 계획하는 부분에서 적용되고 있다.

일반적인 외판원 순회 문제의 경우 외판원이  $n$ 개의 지점을 방문할 때 시작 지점에서  $n-1$ 개의 지점을 단 한 번씩 방문하고 출발 지점으로 돌아오는 해밀턴(Hamiltonian Cycle, HC) 문제로 정의되어 있다. 외판원 순회 문제를 차량 혹은 로봇과 같은 운송 수단 에 접목한 문제를 Vehicle Routing Problem (VRP)라고 지칭하며, 이는 모든 경우의 수를 확인하는 방법 외에는 해를 구할 수 없는 NP-Hard 문제로 분류된다.

VRP 문제에 대한 이전 연구[13-16]에서 알 수 있듯이, TSP 문제로 정의되는 상황에 대한 최적해를 구하기 위하여, 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)를 활용한 연구들이 다수 존재하지만, 이는 모두 지점 사이의 절대 거리(Euclidean Distance)를 사용하여 경로 최적화를 하였기에 모바일 로봇의 실제 경로를 고려하지 못하였다는 점에서 실용성에 대한 한계점이 명백히 존재한다. 또한 자율 주행 로봇의 경우 컴퓨팅 전력 소모로 인해 충전을 위한 대기 시간이 길기 때문에 전력 소모량을 고려하지 않았다는 한계점도 확인되었다.

따라서 본 논문에서는 해당 한계점을 극복하기 위하여 지점 사이의 거리와 전력 소모량을 모두 고려한 경로 최적화, 로봇의 최대 적재 용량을 고려한 GA 기반 경로 최적화, 경로 계획 알고리즘을 통한 최적화된 전역 경로 계획 기법, 세 가지를 포함하는 최적화 기법을 구현하였다.

## 2. 최적 경로 계획

### 2.1 경로 계획 환경 정의

AMR의 여러 경로를 순회하는 외판원 순회 문제를 정의하기 위해 스마트 팩토리를 모사한 2차원 지도를 생성하였다. 이후 제작한 PNG 형식의 지도 위에

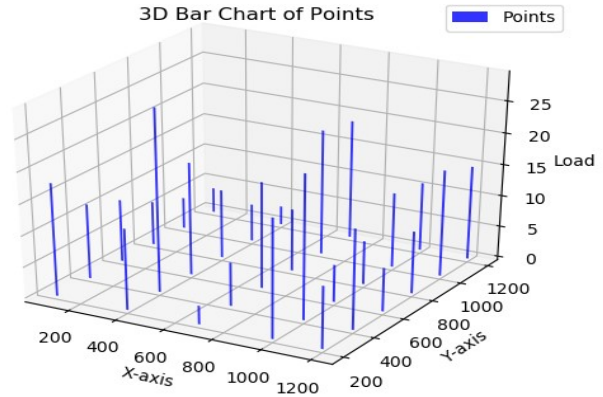


Fig. 1 Route Optimization Model Load Graph

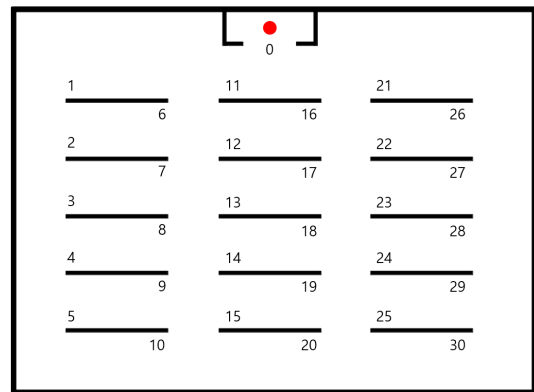


Fig. 2 Route Optimization Model

$N_p$ 개의 임의의 지점을 생성하였으며 각 지점에는 1-30kg의 임의의 적재무게를 할당하였다. 이는 Fig. 1과 Fig. 2를 통해 확인할 수 있다. 이때, Fig. 2의 숫자는 각 지점의 ID를 의미한다.

AMR은 각 지점을 방문하면서 각 지점에 있는 모든 무게를 적재하며 최대 적재 무게(100kg)를 넘어가기 전에 복귀 지점( $P_{home}$ )을 방문한다. AMR에 적재된 물건은 복귀 지점에 로봇이 방문하면서 모두 하차한다.

시나리오는 총 30개의 지점으로 구성하였으며 각 지점에는 ID, load가 부여되어 있다.

### 2.2 최적 경로 계획 알고리즘

#### 2.2.1 Genetic Algorithm

최적 경로 계획을 위해 유전 알고리즘을 사용하였다. 유전 알고리즘은 생물학적 진화의 개념을 모방한 최적화 알고리즘이며 대규모 공간의 최적화에 사용되는 알고리즘이다. 이는 계산 복잡도 이론에서 해를 구하기 어려운 NP-난해에 대해 빠른 최적화와 효과적인 성능을 보인다.

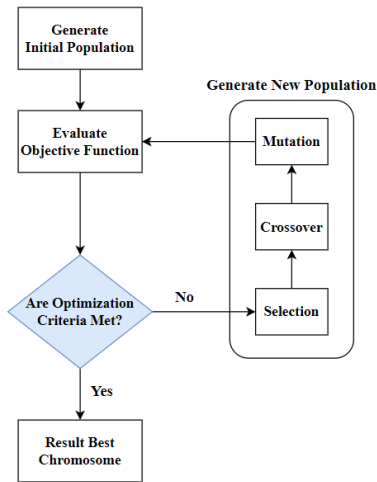


Fig. 3 Flow Chart of Genetic Algorithm

유전 알고리즘은 정해진 수의 해로 구성된 해 집단 생성, 평가 및 조합을 통해 새로운 해 집단을 생성하는 방식을 사용한다. 먼저 설정된 개수의 해 집단을 만든다. 다음으로는 해 집단에 대해 목적함수를 사용하여 적합도(fitness)를 평가하여 이중 최적의 해를 선택(selection)한다. 선택된 부모 해들을 다시 조합하여 새로운 자녀 해를 만드는 교차(crossover)와 해를 설정된 확률만큼 임의로 변형시키는 변이(mutation)의 단계를 거쳐 자녀 해를 만드는 과정을 반복한다. 새롭게 생성된 자녀 해는 다시 목적함수와 앞선 과정을 반복하며 새로운 자녀 해를 생성하고 각각의 세대(generation)마다 최적의 해를 모은 해 집단에서 최적의 해를 답으로 도출한다.

이때 일반적으로 외판원 순회 문제에 적용된 유전 알고리즘의 경우 목적함수는 누적 거리를 최소화하는 것을 목적으로 설계하며 이에 사용되는 누적 거리는 절대 거리(euclidean distance)를 기반으로 계산된다. 이에 따른 목적함수는 (1) 식의 적합도를 최대화하는 것을 목적으로 한다.

$$fitness(p) = \left( \frac{1}{total\ distance} \right) \quad (1)$$

### 2.2.2 목적함수 설계

앞선 연구들에서 유전 알고리즘을 활용하여 외판원 순회 문제를 최적화하는 경우 두 지점 사이의 절대 거리를 사용하여 목적함수를 구성하였는데, 이는 실제 로봇의 구동 경로를 고려하지 못하는 한계가 있다. 따라서 AMR의 실질적 이동 거리를 고려하기 위해 임의의 스마트 팩토리 내의 지도에 대해 Fig. 4

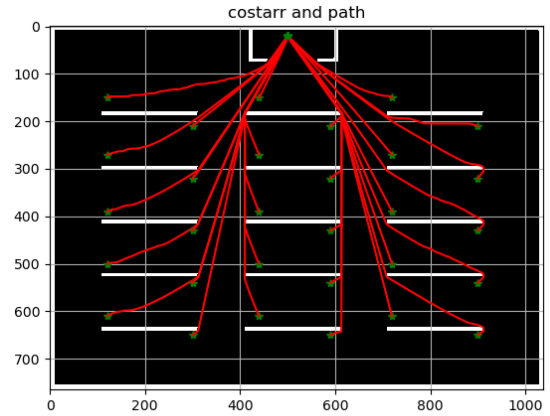


Fig. 4 Global Path Planning with Home Point

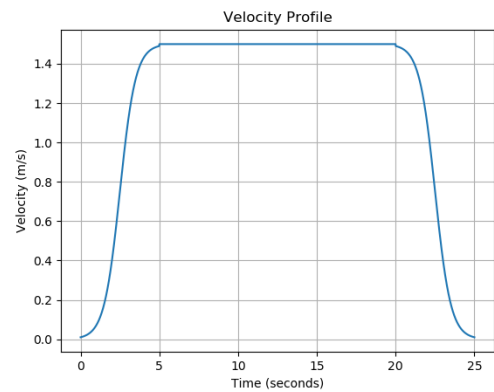


Fig. 5 Sigmoid Function Based Velocity Profile

와 같이 두 지점 사이의 전역 경로를 생성하여 로봇이 실질적으로 이동하는 거리를 구하였다.

두 지점 사이의 전역 경로를 생성하는 데에는 로봇의 전역 경로 생성에서 가장 일반적으로 사용하는 Navfn의 Dijkstra를 사용하였다.

생성된 경로에 따라 AMR 최대 속도, 가속도, 감속도 정보를 활용하여 속도 프로파일을 생성하였다. 속도 프로파일의 경우 sigmoid 함수를 사용하여 Fig. 5의 그래프와 같이 생성하였으며 경로에 따른 평균 이동속도를 계산하였다.

생성한 전역 경로와 속도 프로파일을 사용하여 전력 소모량을 계산하였다. 모터 전력 소모량은 (2), (3), (4)의 공식을 활용하여 연산하였다.

$$loss_{acc} = \frac{1}{2} \times (m_{AMR} + m_{load}) \times (V_n)^2 \quad (2)$$

$$loss_{rolling} = T_m \times w_m + C_{copper} * T_m^2 + C_{iron} \times w_m + C_{winding} \times w_m^3 + C_{constant} \quad (3)$$

$$loss_{total} = loss_{acc} + loss_{rolling} \quad (4)$$

총 3가지 목적함수를 구성하였으며 모두 시간과 총이동 거리를 최소화하는 목적함수이며 로봇의 실제 이동 경로를 고려하는 여부와 로봇의 load에 의한 전력 손실을 고려하는 지를 기준으로 목적함수를 설계하였다. 각 목적함수에 따른 Cost 연산의 경우 (5), (6), (7)의 식을 사용하였다.

Case 1

$$Cost = k_{dist} \times total\_distance_{trajectory} + k_{time} \times total\_time + k_{loss} \times electrical\_loss \quad (5)$$

Case 2

$$Cost = k_{dist} \times total\_distance_{euclidean} + k_{time} \times total\_time + k_{loss} \times electrical\_loss \quad (6)$$

Case 3

$$Cost = k_{dist} \times total\_distance_{euclidean} + k_{time} \times total\_time \quad (7)$$

### 2.2.3 Algorithm Structure

Genetic algorithm은 부모 세대가 최적일 경우 그에 의해 파생된 자녀 세대의 경우 역시 최적이라는 가정이 사용된다. 하지만 본 논문의 시나리오는 복귀 지점( $P_{home}$ ) 방문을 추가한 스마트 팩토리 내의 AMR의 상황을 선정하였으므로 복귀 지점에서 출발하여 모든 지점을 순회 후 복귀 지점으로 돌아오는 모든 과정을 염색체로 정의할 때, AMR의 최대 하중으로 인해 모든 지점을 한 번에 방문하는 것이 불가능한 문제가 있다. 또한 염색체 내의 유전자를 재조합하는 과정에서 복귀 지점 전후로 유전자가 재조합되면 부모 세대의 최적 유전자가 자녀 세대에 최적이라는 가정에 위배된다. 따라서 복귀 지점에서 출발하여 복귀 지점으로 돌아오는 과정을 1개의 염색체로 선정하였으며 최적 염색체들의 조합을 trial로 정의하였다. 각 염색체는 (8)과 같이 방문하는 지점의 방문 순서로 정의하였으며 Fig. 6과 같이 여러 염색체들의 조합을 trial으로 설계하였다. 목적 함수는 염색체들의 최적화보다는 염색체 조합인 trial의 최적화를 목적으로 선정하였다.

$$Chromosome = [P_{home}, P_1, P_4, P_{13}, P_{home}] \quad (8)$$

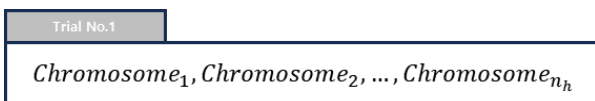


Fig. 6 Definition of Trial

Trial에 대해 염색체들의 조합으로 정의하면서 trail 속 염색체의 개수를 정할 필요가 있다. 이를 위해 (6), (7) 와 같이 1회의 trial에 대한 최소 염색체 수, 최대 염색체 수를 정의하였다.

$$N_{h,min} = int\left(\frac{total\ load}{max\ load} + 1\right) \quad (9)$$

$$N_{h,max} = int\left(\frac{N_p}{2} + 1\right) \quad (10)$$

$$N_h = range(N_{h,min}, N_{h,max}) \quad (11)$$

다음으로는 trial마다  $N_h$  개의 염색체를 포함하도록 초기화하였다. 초기화하는 과정에서 하나의 염색체 속에 포함된 지점의 수가 정해져 있지 않았으므로  $N_p$  개의 지점을  $N_h$  개의 염색체들에 무작위로 배정하였으며 이에 따라 local minima에 빠지지 않도록 같은  $N_h$ 의 염색체 개수에 대하여 (12)의 식과 같이 총  $N_{iter}$  개의 trial 후보군을 생성하였다.

$$N_{trial} = (N_{h,max} - N_{h,min} + 1) \times N_{iteration} \quad (12)$$

이후 각각의 trial 속 염색체에 대하여 유전 알고리즘을 사용하여 1회의 home point로부터의 왕복 경로 계획을 최적화하였다. 이후 가장 최적화된 염색체들의 조합으로 최적 trial을 구하였으며 모든 trial에 대해 목적함수를 적용하여 최적 경로 계획 조합을 산출하였다.

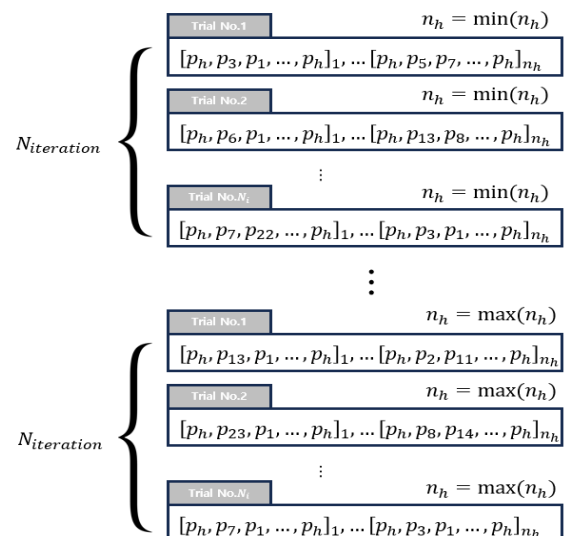


Fig. 7 Structure of trial and chromosome

### 3. 알고리즘 검증

#### 3.1 다중 시나리오 기반 목적함수 검증

전역 경로와 절대 거리(Euclidean distance) 기반의 차이를 보이기 위해  $N_p$ 가 30일 때, 목적함수의 cost를 계산하는 부분에 (5)와 같이 Case 1은 로봇의 실제 이동 경로인 trajectory를 기반으로 전력 소모량, 총이동 거리, 총시간을 최소화하는 것을 목적으로 하였으며 Case 2는 절대적인 거리(Euclidean distance)를 고려한 (6)의 식의 Cost를 기반으로 전력 소모량, 총이동 거리, 총시간을 최소화하는 목적함수를 설계하였다.

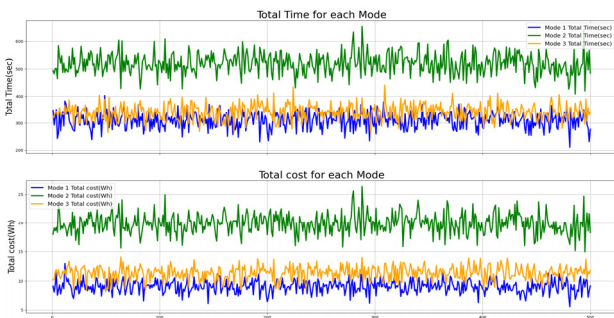


Fig. 8 Total Time and Cost with three objective functions

다음으로는 전력 소모량을 고려한 차이를 보이기 위하여 (7)의 식과 같이 Case 3에서 전력 소모량을 고려하지 않고 경로에 따른 총이동 거리를 최소화하는 목적함수를 설계하였다.

각 목적함수를 검증하기 위하여 총 500개의 무작위 시나리오를 생성하였으며 이에 따른 총 구동 시간과 전력 소모량을 검증하였다. Fig. 8의 Case 1(Blue) 그래프와 Case 2(Green) 그래프를 비교하면 로봇의 실제 이동 경로를 고려하였을 때 총 전력 소모량과 총 구동 시간을 최소화할 수 있음을 확인할

Table 1 Multi-Scenario Test Result

	Mean Loss[Wh]	Mean Time[Sec]
Case 1	9.06	310.826
Case 2	19.898	519.853
Case 3	11.307	341.295

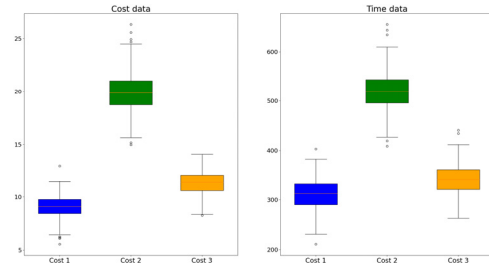


Fig. 9 Mean, Variance for each case

수 있다. 또한 Fig. 8의 Case 1(Blue) 그래프와 Case 3(Orange) 그래프를 통해 전력 소모량을 최소화하는 목적함수를 설계함으로써 총 전력 소모량과 총 구동 시간을 최소화할 수 있음을 보였다.

이에 대해 평균 및 분산 데이터를 95%의 신뢰도로 확인한 결과 Fig. 9와 같이 전반적으로 Case 1이 총 시간과 전력 소모량 모두 최소화하였음을 확인하였다.

#### 3.2 단일 시나리오 기반 목적함수 검증

시나리오에 따른 생성된 경로를 비교하기 위하여 총 30개의 지점을 4개의 염색체로 나누었다. 각각의 염색체는 동일한 지점들에 대해 3가지 목적함수를 통해 경로 계획을 하였으며 이에 따라 생성된 경로는 Fig. 10을 통해 확인할 수 있다.

앞서 생성된 경로를 보면 Fig. 10의 (b)의 경우 실제 로봇의 이동 경로를 고려하지 못하여 경로가 꼬여있는 모습을 볼 수 있다. 또한 Fig. 10의 (a)와 (c)를 비교해 보면 전반적인 색상이 (a)의 경우 후반부에 색이 짙어지지만, (c)의 경우 평균적인 색상이 짙어 무거운 무게를 고려하지 못하였음을 알 수 있다.

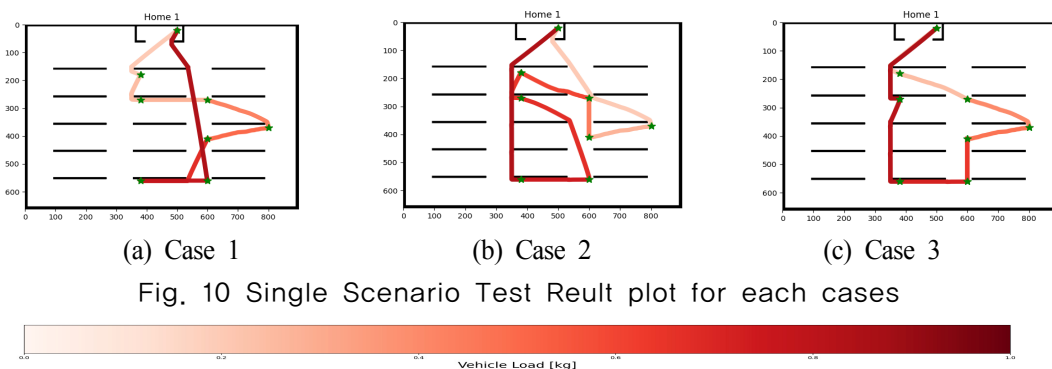


Fig. 10 Single Scenario Test Result plot for each cases

Table 2 Single-Scenario Test Result

	Total Loss[Wh]	Total Time[Sec]	Total Distance[m]
Case 1	9.577	349.855	549.75
Case 2	19.92	520.731	730.232
Case 3	10.432	357.823	573.787

#### 4. 결 론

본 연구를 통해 스마트 팩토리 환경 AMR의 외판원 순회 문제(TSP)에 전역 경로 및 전력 소모량을 목적함수에 추가함으로써 전체적인 전력 소모량 감소에 영향이 있음을 보였다. 기존의 외판원 순회 문제에 적용되는 유전 알고리즘의 경우 로봇의 적재무게 및 전역 경로를 고려하지 않아 AMR에 적용되었을 때 로봇 경로 계획이 최적으로 이루어지지 않았으며 이는 최적 효율 및 경로 기반 효율이 중요한 AMR의 동작 상황에서 AMR의 전력 소모량 증가로 인한 동작 가능 시간을 단축하여 전체적 효율이 낮은 한계가 있었다.

새롭게 정의된 목적함수를 30개의 지점에 무작위로 무게를 배정하고 이에 대해 3가지 경우로 나누어 비교하였다. 절대 거리, 전력 소모량, 총이동 거리 및 시간을 최소화하면 평균 19.898Wh의 전력 소모량을 보였으며 전역 경로, 총이동 거리, 시간을 최소화하면 평균 11.307Wh의 전력 소모량을 보였다. 전역 경로, 전력 소모량, 총이동 거리 및 시간을 최소화할 경우 평균 9.06Wh의 전력 소모량을 보이며 전력 소모량과 총이동 거리 및 시간 측면에서 개선됨을 보였다.

본 연구에서는 전력 소모량 감소를 목적으로 임의의 함수를 설계하여 이를 시나리오에 대해 검증 수행하였다. 다중 시나리오에 대해 검증한 결과 전력 소모량 및 전역 경로를 고려한 목적함수의 경우 다른 목적함수에 비해 전력 소모량 및 총시간 측면에서 개선된 결과를 보임으로 전력 소모량 최소화는 전체적인 공장 효율의 최적화에도 영향이 있음을 밝혔다. 추후 연구에서는 Gazebo를 사용하여 실증이 이뤄질 예정이며, 공장 구동 시간을 고려한 생산을 기반 경로 계획이 이루어질 것이다. 또한, 로봇의 속도 프로파일의 경우, 장애물, 전역 지도에 따라 다변화할 수 있도록 사전 주행을 통한 속도 프로파일 데이터를 취득하고 실제 로봇 구동 상황을 모사할 예정이다.

#### 후 기

이 논문은 2024년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원(P0017120, 2024년 산업혁신인재성장지원사업)과 2024년도 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임(20014983)

#### References

- 1) Jeewook Huh, et al. "Analysis of Braking Characteristics and Development of Regenerative Braking Control Algorithm for a Passenger Fuel Cell Electric Vehicle," KSAE Autumn Conference, pp. 2188-2193, 2007.
- 2) J. K. Ahn, et al. "Analysis of A Regenerative Braking System for Hybrid Electric Vehicles using An Electro-Mechanical Brake," IJAT, Vol.10, No.2, pp. 229-234, 2009.
- 3) F. Yamanashi, "Development of Nissan Direct Hydrogen Fuel Cell Vehicle," EVS18, Vol.18, pp. 394-399, 2001.
- 4) E. W. Dijkstra, A note on two problems in connexion with graphs. Numerische Mathematik, 1(1), 269-271, 1959.
- 5) Potvin, J.Y., Genetic Algorithms for the Traveling Salesman Problem. In Annals of Operations Research, Vol. 63, No. 3, pp. 337-370. 1996.
- 6) N. M. Razali, et al. "Genetic Algorithm Performance with Different Selection Strategies in Solving TSP," ICCIIS'11, Vol.02, No.1, pp. 1-6, 2011.
- 7) Qing, L, et al. "Aircraft Route Optimization using Genetic Algorithms," In Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms in Engineering Systems, Vol. 1997, pp. 394-397, 1997
- 8) E. W. Dijkstra, "A Note on Two Problems in Connexion with Graphs," Number, Math.1, pp. 269-271, 1959
- 9) E. Mejri, et al. "Energy Efficient Order Picking Routing for a Pick Support Automated Guided Vehicle (Ps-AGV)," IET, Vol.10, pp. 394-397, 2022.
- 10) S. Ohsugi, et al. "Traveling Salesman Problem on Smart Meter Infrastructure," ISC2, pp. 1-7, 2021

- 11) B. Yang, *et al.* "A Novel Path Planning Algorithm for Warehouse Robots Based on a Two-Dimensional Grid Model," IEEE Access, Vol.08, pp. 80347-80357, 2020.
- 12) Xin, L. *et al.* "Logistic Distribution Route Optimization Based on Genetic Algorithm," Computational Intelligence and Neuroscience, Vol.2022, Article ID 3338840, pp.09, 2022.
- 13) Sivanandam, S, *et al.* "Genetic Algorithm Optimization Problems," Introduction to Genetic Algorithms, Vol.2008, pp.165-209, 2008.
- 14) H. Cui, *et al.* "Route Optimization in Township Logistics Distribution Considering Customer Satisfaction Based on Adaptive Genetic Algorithm," Mathematics and Computers in Simulation, Vol.204, pp. 28-42, 2023
- 15) J. Wang, *et al.* "Adaptive Genetic Algorithm Enhancements for Path Planning of Mobile Robots," 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, Vol.01, pp.416-419, 2010
- 16) Dongyeon Yu, *et al.* "Hybrid Control Strategy for Autonomous Driving System using HD Map Information," Journal of Drive and Control, Vol. 17, No. 4, pp. 80-86, 2020.
- 17) C. H. Park, *et al.* "Autonomous Vehicle Driving Control Considering Tire Slip and Steering Actuator Performance," Journal of Drive and Control, Vol. 12, No. 3, pp. 36-43, 2015.
- 18) S. R. Lee, "Optimal Design of a Quick-Acting Hydraulic Fuse using Genetic Algorithm and Complex Method," Journal of Drive and Control, Vol. 11, No. 4, pp. 32-38, 2014.