

# 건설현장 디지털전환을 위한 UGV 데이터 수집 경로 최적화

이석희<sup>1</sup> · 신영철<sup>2</sup> · 홍정화<sup>1</sup> · 문성현<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>경상국립대학교 산업시스템공학부 / <sup>2</sup>아주대학교 산업공학과

## Path Optimization of UGV Data Collection in Construction Site for Digital Transformation

Seokhee Lee<sup>1</sup> · Youngchul Shin<sup>2</sup> · Jeonghwa Hong<sup>1</sup> · Seonghyeon Moon<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Industrial Systems Engineering, Gyeongsang National University

<sup>2</sup>Department of Industrial Engineering, Ajou University

For the digital transformation of the construction industry, mobile data collection equipment is being widely used to acquire on-site data more efficiently. Although Path Planning optimization is crucial for the effective use of such devices, existing research has largely focused on UAV path optimization, leaving UGV path planning relatively underexplored. Furthermore, due to the complex and dynamic nature of actual construction sites, manual operation remains common, which may lower data collection efficiency. This study proposes an optimal path planning methodology that reflects the unique characteristics of construction sites and UGV to enhance data collection efficiency. Utilizing a 2D grid-based site model, the proposed approach differentiates between accessible and inaccessible areas and optimizes data collection routes based on site-specific conditions. By addressing the limitations of current UGV route planning methods, this research presents a framework for improving both the effectiveness and accuracy of data collection in complex, dynamic construction environments.

**Keywords:** Construction Site, Data Collection, UGV, Digital Transformation, Path Optimization

### 1. 서론

최근 건설산업은 기존의 비효율적인 프로세스를 개선하고 생산성을 극대화하기 위해 디지털전환(Digital Transformation; DX)을 적극적으로 추진하고 있다. 드론(Unmanned Aerial Vehicle; UAV; 속칭 Drone), 사물인터넷(Internet of Things; IoT), 센서 등의 첨단 기술을 도입해 현장을 주기적으로 모니터링하고 공정과 작업자 현황을 실시간으로 추적함으로써 건설현장의 안전 관리와 생산성 향상을 위해 노력하고 있다 (Kim, 2021). 이러한 디지털전환은 생산성 향상, 고부가가치 창출, 리스크 감소, 친환경 대응 등 다양한 이점을 제공하며

(Samjung KPMG, 2021), 건설산업의 혁신적인 발전을 가능하게 한다.

디지털전환의 핵심 기술 중 하나는 디지털트윈(Digital Twin)으로, 이는 실제 건설현장의 물리적, 환경적, 생애주기적 특성을 디지털 공간에 구현하는 기술이다(Moon, 2023). 디지털트윈은 미국의 General Electric(GE)에서 처음 주창된 개념으로, 물리적 객체나 시스템의 디지털 복제본을 컴퓨터 상에 생성하여 현실에서 발생할 수 있는 다양한 상황을 시뮬레이션하고, 이를 분석 및 최적화하는 기술이다(Jang *et al.*, 2021). 이러한 기술적 특징으로 인해 디지털트윈은 광업(Wang *et al.*, 2023), 수자원 관리(Zhu *et al.*, 2023), 철도 운영(Bernal *et al.*,

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (No. RS-2023-00241758). 이 논문은 2025년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술연구원 지원을 받아 수행된 연구임(20214000000520, 자원순환(재제조) 산업 고도화 인력양성). 본 연구성과물은 2024년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 한국연구재단에서 부여한 과제 관리번호 : 2024-00465317).

\* 연락저자 : 문성현 교수, 경상남도 진주시 진주대로 501, 경상국립대학교, Tel : 055-772-1706, Fax : 055-772-1699, E-mail : moonsh@gnu.ac.kr  
2025년 1월 6일 접수; 2025년 2월 13일 수정본 접수; 2025년 2월 25일 게재 확정.

2023) 등 다양한 산업 분야에서 안전 및 위험 관리의 효율성을 크게 향상시키고 있다.

디지털트윈 구축을 위해서는 건설현장의 물리적, 환경적 특성을 반영하기 위한 양질의 데이터 수집이 필수적이다. 이를 위해 포인트 클라우드 데이터(Point Cloud Data; PCD)가 활용되며, PCD는 3차원 지형 정보를 고밀도로 표현하여 디지털트윈의 기반이 된다(Wang *et al.*, 2019). 이외에도 소음, 분진, 진동, 온·습도와 같은 환경정보 데이터(Moon, 2023), CCTV 및 카메라를 통한 RGB 이미지 데이터 등 다양한 데이터를 수집하여 디지털 맵(Digital Map)을 구축해야 한다(Cho *et al.*, 2021). 일반적으로, 넓은 건설현장을 탐사하기 위해 UAV와 UGV(Unmanned Ground Vehicle; 무인이동로봇) 등 이동형 데이터 수집 장비가 주로 사용된다(Jeong *et al.*, 2017; Ko *et al.*, 2023). UAV는 공중에서 건설현장의 전체적인 레이아웃(횡단면) 데이터를 빠르게 수집할 수 있다는 장점이 있지만, 지형지물이나 구조물에 의해 지표면이 가려질 경우 구조물 하부의 데이터 수집에 한계가 있다. 반면, UGV는 지상의 정밀한 데이터(측면, 종단면) 수집이 가능하며, 좁은 공간이나 복잡한 환경에서도 안정적으로 데이터를 확보할 수 있어 UAV의 한계를 보완할 수 있다(Seong *et al.*, 2023; Lee *et al.*, 2024). 따라서 건설현장의 데이터를 효과적으로 수집하기 위해서는 UAV와 UGV 두 장비의 복합적인 운용이 필수적이다(Munasinghe, 2024).

이동형 데이터 수집 장비를 안전하고 효율적으로 운용하기 위해 사전 경로 계획은 핵심 단계이다(Lee *et al.*, 2010; Park and Lee, 2019; Hwang, 2020). UAV의 사전 경로 계획에 대한 연구는 활발히 진행되어 왔으며, 데이터 수집 효율성과 에너지 절감 효과를 입증하는 다양한 알고리즘이 개발되었다(Zheng *et al.*, 2020; Kim *et al.*, 2023; Lee and Chae, 2019). 그러나 UGV의 경우, 지상 장애물(작업장비, 자재 등)과 복잡한 지형(암석, 웅덩이 등)의 영향을 직접적으로 받기 때문에 경로 계획이 더욱 까다롭다. 이러한 환경적 제약으로 인해 UGV의 효율적인 동선 계획과 관련된 연구는 제한적으로 이루어지고 있으며, 특히 건설현장의 복잡한 환경과 UGV의 특성을 반영한 경로 계획 연구는 상대적으로 부족하다.

사전 경로 계획 없이 현장에서 데이터를 수집할 경우, UGV의 비효율적인 이동, 데이터 품질 저하, 에너지 낭비 등의 문제가 발생할 수 있다. 이에 본 연구에서는 건설현장에서의 효율적인 데이터 수집을 위해 현장의 특성과 UGV의 특성을 반영한 데이터 수집 동선 최적화 방법론을 제시하고자 한다.

## 2. 선행 연구

본 논문은 다양한 제약 조건이 존재하는 건설현장에서 효율적이고 안전한 데이터 수집을 가능하게 하는 UGV의 최적 경로 계획(Optimal Path Planning)방법론에 대해 연구한다. 이를 위해 다양한 산업현장에서의 데이터 수집을 위한 UGV 데이터

수집 장비의 최적 경로 계획과 관련된 선행 연구를 조사했다.

### 2.1 UGV 동선 최적화 연구

다중 UGV를 활용하여 복잡한 임무 영역을 효율적으로 분할 탐색하기 위한 운용 계획 수립에 관한 연구가 수행되었다(Choi *et al.*, 2024). 해당 연구에서는 탐사 대상 영역을 UGV의 개수에 따라 주행에 적합한 형태로 분할하고, 각 분할된 영역에 대한 UGV의 진입 경로 및 탐사 경로를 생성했다. 그러나 해당 연구는 임무 영역 내 UGV 외의 장애물이 존재하지 않는다는 가정을 기반으로 했으며, UGV의 탐사 가능 범위를 충분히 고려하지 않았다는 한계가 존재한다. 한편, 목표 현장을 세밀하게 탐사하기 위한 경로 계획인 UGV CPP(Coverage Path Planning) 연구가 진행되었다(Baras and Dasygenis, 2023). 해당 연구는 현장의 모든 구역을 탐사하는 데 중점을 두고 있어 데이터 수집 범위나 데이터 품질을 고려한 경로 계획을 제공하지 못한다는 한계가 있다. 또한, 건축물 실내 검사를 위해 UAV와 UGV를 결합하여 경로 최적화 및 센서 데이터 수집을 자동화하는 시스템 구조를 개발한 연구도 존재한다(Hu *et al.*, 2022). 해당 연구에서의 UGV는 2D LiDAR와 RGB-D 센서를 사용하여 실내 환경을 스캔하고 데이터를 수집한다. 이후, 수집된 데이터를 기반으로 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping) 알고리즘을 활용하여 2D Occupancy Map을 생성하고 생성된 맵을 기반으로 SSTM 모델을 활용하여 목표 지점까지 가장 효율적이고 안전한 경로를 생성하는 방식이다. 해당 연구는 주로 실내 환경을 대상으로 설계되어 외부 환경에서 발생할 수 있는 다양한 변수(지형의 복잡성, 환경적 장애물)를 고려하지 않았고, 건설현장의 경우 다양한 데이터(PCD, 환경 센서 데이터)를 요구하기 때문에 경로를 생성하는 과정에서 데이터 수집 반경을 고려한 경로 계획이 필요하다.

선행 연구들은 주로 실내 환경이나 단순한 작업 조건을 중심으로 경로 계획을 다루고 있다. 그러나 건설현장은 실내 환경과 달리 작업 장비, 자재, 구조물 등이 존재하며, 암석, 웅덩이와 같은 지형적 불규칙성이 존재한다. UGV는 지상 기반 장비로서 장애물과 직접적으로 상호작용하기 때문에, 장애물 회피 경로와 최단 경로를 동시에 고려해야 하는 복잡성이 존재한다. 또한, 건설현장에서의 데이터 수집은 3차원 포인트 클라우드 데이터, RGB 이미지, 환경정보 데이터(소음, 분진, 진동, 온·습도 등)와 같은 다양한 유형의 데이터를 정밀하고 효율적으로 확보해야 한다. 데이터 수집 반경을 충분히 고려하지 않을 경우, 데이터 누락이나 중복 수집이 발생하여 디지털 맵 구축 시 품질 저하로 이어질 수 있다. 결과적으로, 건설현장은 실내 환경보다 훨씬 더 복잡한 변수와 조건을 포함하고 있음에도 불구하고, 이를 통합적으로 반영한 UGV 경로 계획 연구는 부족한 상태이다. 따라서, 데이터 수집의 효율성과 정확성을 높이기 위해서는 건설현장의 환경적 제약과 UGV의 특성을 고려한 UGV 경로 최적화 연구가 필요하다.

### 3. 연구 방법

#### 3.1 Research Framework

본 연구의 전체적인 Research Framework는 다음과 같다 (<Figure 1>). (1) 2차원 그리드로 표현된 건설현장을 기반으로 현장에 존재하는 장애물의 위치를 파악한다. (2) BFS(Breadth-First Search), PSO(Particle Swarm Optimization) 두 최적화 알고리즘을 활용하여 UGV가 현장 전체를 효과적으로 커버할 수 있는 최적의 경유지(Waypoint)를 결정한다. (3) Brute-Force Algorithm와 A\* algorithm을 활용하여 경유지 간의 방문 순서를 결정 후 이를 기반으로 UGV의 최적경로를 도출한다. (4) 마지막으로, 결정된 경로를 현장 커버리지(Site Coverage): UGV가 전체 현장 중 데이터를 수집한 비율, 총 탐사 거리: UGV 이동 거리, 총 탐사 소요시간: 전체 탐사를 완료하는데 소요된 시간 총 세 가지 지표를 기반으로 평가를 수행한다.

#### 3.2 UGV 제원 및 연구 파라미터 결정

본 연구는 Husky 사의 UGV(A200)의 제원을 기준으로 설계했다. 해당 장비의 제원, 선행 연구 조사, 그리고 실무자 인터뷰를 바탕으로 이동 속도, 데이터 수집 가능 범위, 탐사 제한 장애물의 유형을 정의했다. 본 연구에서 활용된 UGV의 주요 제원 (<Table 1>) 및 UGV 탐사이슈(<Table 2>)와 이를 토대로 설정된 실험 설계의 주요 파라미터 값(<Table 3>)은 다음과 같다.

Table 1. UGV Spec Information

UGV Spec Information	
Specification	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Max Speed: 1.0m/s</li> <li>• Average Run Time: 3.0h</li> <li>• No additional time required for data collection</li> </ul>

Table 2. UGV Site Exploration Issues

Site Exploration Issues
• Collection of profile, cross-section data
• Avoidance of work areas
• Restricted access to certain areas due to terrain conditions

Table 3. Optimization Model Parameter

Research Parameter	
Speed	1.0m/s
Data Collection Range	50m
UGV Obstacle	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Puddles</li> <li>• Rocks</li> <li>• Etc(e.g. Heavy equipment)</li> </ul>

#### 3.3 건설현장의 특성 및 2차원 그리드

본 연구에서는 건설현장의 지면 유형을 육안으로 인식하여 범주를 라벨링할 수 있는 최적의 크기인 5m × 5m 크기의 격자를 기반으로 건설현장을 2차원 그리드로 표현했다(Won *et al.*, 2024). 2차원 그리드는 건설현장의 특성을 반영하여 탐사 가능 구역(Explorable)과 탐사 불가능 구역(Non-Explorable)을 명확히 구분할 수 있도록 표현되었다. 탐사 가능 구역은 흰색 그리드로 표시되며, UGV가 실제로 이동할 수 있는 영역을 나타낸다. 이 구역은 UGV의 탐사 경로에 포함될 수 있으며, 탐사 불가능 구역은 검은색 그리드로 표시되며, UGV의 이동이 제한되는 장애물 지역을 나타낸다. 장애물로는 암석, 웅덩이, 작업 장비, 자재 등 물리적으로 이동할 수 없는 요소가 포함된다. 이 구역은 UGV의 탐사 경로에는 포함되지 않지만, UGV의 데이터 수집 범위에 포함될 경우 유효한 데이터를 수집할 수 있다(<Figure 2>).

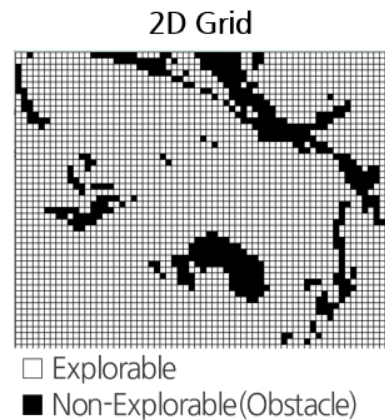


Figure 2. 2D Grid Example

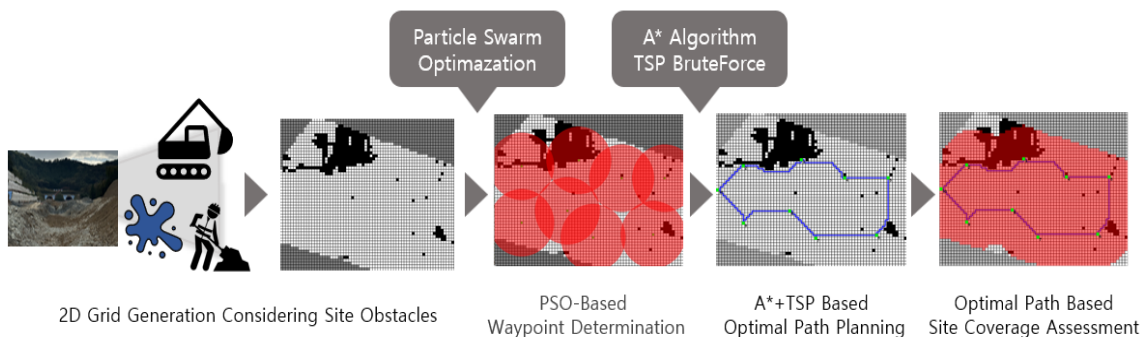


Figure 1. Research Framework

<Figure 3>은 실제 건설현장의 모습을 촬영한 사진으로, 본 연구에서 다른 건설현장의 복잡성과 장애물 배치를 확인할 수 있다. 건설현장은 다양한 크기의 구조물, 장비, 자재 등이 불규칙하게 배치된 특징을 가지며, 이러한 특성은 UGV의 이동 및 데이터 수집 경로 설계에 중요한 고려 요소로 작용한다.



Figure 3. A view of the Construction Site

### 3.4 탐사경로 최적화 모델

UGV 현장 탐사이슈를 바탕으로, 본 연구의 최적화 모델의 목표와 제약조건을 정의했다(<Table 4>). 제안된 최적화 모델은 UGV의 탐사 경로를 현장의 특성과 장비의 물리적 특성을 고려하여 설계함으로써, 탐사 거리 및 탐사 시간을 최소화하고 데이터 수집 비율(현장 커버리지)을 최대화하는 것을 목표로 한다. 또한, 제약조건 [C1]에 따라 각 장비는 장애물 위를 넘어가는 경로를 생성하지 않는다. 이 모델은 기존 선행 연구의 한계점을 다음과 같은 방식으로 해결하고자 한다. (1) 복잡한 건설현장 환경 반영: 기존 연구는 주로 실내 환경이나 단순한 작업 조건에 초점을 맞추었으나, 본 연구는 건설현장의 복잡한 지형적 특성과 UGV의 특성을 반영하여 UGV가 장애물(작업 장비, 자재)과 지형(암석, 웅덩이 등) 요소를 효과적으로 회피할 수 있는 경로를 생성하도록 한다. (2) 데이터 수집 효율성 향상: 선행 연구에서는 데이터 수집 범위를 고려하지 않은 한계가 존재했으나, 본 연구는 탐사 경로 상에서 데이터 누락을 방지하여, 데이터 수집의 효율성을 향상시킨다. <Table 4>는 UGV 경로 최적화를 위한 최적화 모델의 목표를 나타내며, 이를 통해 PSO의 목적함수(Objective Function)를 설계했다.

Table 4. Objective and Constraint for UGV Path Optimization Model

Objective	MIN. UGV Exploration Distance
	MIN. UGV Exploration Time
	MAX. Site Coverage
Constraints	[C1] Each vehicle is unable to generate a path over obstacles (e.g., rocks, puddles, and Etc)

### 3.5 경유지(Waypoint) 결정 알고리즘

UGV 경유지를 결정하기 위해 다음과 같은 과정을 수행했다. 가장 먼저, BFS를 기반으로 고립된 구역을 정의하여 UGV가 접근할 수 없는 탐사 불가능 구역을 선정하고, 이를 경유지 선정에서 제외한다(<Figure 4>). BFS는 그래프 탐색 알고리즘으로, 인접해 있는 그리드를 모두 탐색하여 고립된 영역을 식별하는 데 사용했다.

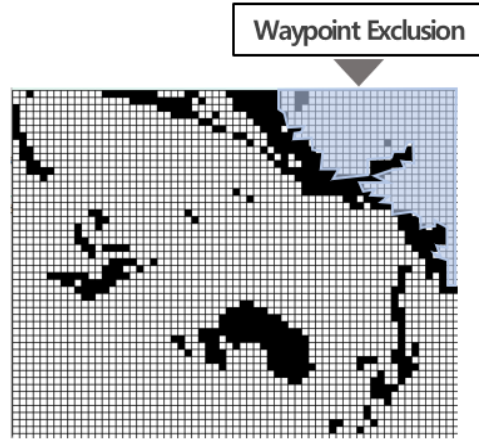


Figure 4. Waypoint Exclusion Example

본 연구에서는 UGV의 경로 상에 반드시 포함되는 주요 경유지를 결정하기 위해 PSO 알고리즘을 활용했다. PSO는 입자 군집의 상호작용을 기반으로 최적화 문제의 근사 최적해를 탐색하는 메타휴리스틱 알고리즘으로, 제한된 자원과 시간 내에서 효율적으로 문제를 해결할 수 있다(Park and Huh, 2024).

본 연구에서의 PSO의 활용 방식은 다음과 같다. 초기 군집은 무작위로 생성된 입자들로 구성되며, 각 입자는 경유지의 위치를 나타낸다. 입자들은 사용자가 설정한 목적함수(Objective Function)의 값을 기반으로 반복적으로 위치를 변경하며, 군집 내 다른 입자들과의 상호작용을 통해 최적화를 수행한다. PSO는 목적함수 값을 최대화하거나 최소화하는 방향으로 입자들의 위치를 갱신하며, 반복(iteration)을 통해 최적의 경유지 위치를 탐색한다(<Figure 5>).

본 연구에서는 PSO 알고리즘을 활용하여 경유지의 위치를 조정하며 UGV의 경로 상에서 현장을 효율적으로 커버할 수 있는 주요 경유지를 선택했다. 이를 위해 PSO 알고리즘을 다양한 파라미터에서 테스트했으며, 테스트를 통해 설정된 목적함수와 변수의 값은 다음과 같다.

테스트에서 고려한 파라미터들은 목적함수를 구성하는 주요 변수들을 결정하기 위한 것으로, 시작점과 경유지 간의 거리, 경유지 간의 거리, 그리고 현장 커버리지와 같은 요소들을 포함한다. 이러한 조건들을 기반으로 설정된 변수들은 입자(경유지)의 위치를 최적화하는 데 중요한 역할을 했다. 구체적으로, PSO는 각 iteration에서 입자(경유지)의 위치를 업데이트

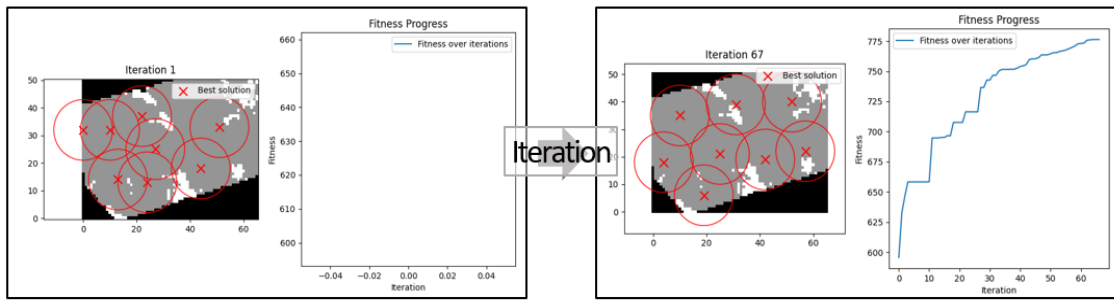


Figure 5. PSO-based Waypoint Optimization

하며, 해당 위치를 기반으로 목적함수(fitness)의 값을 계산한다. 이 과정을 반복적으로 수행하면서, 목적함수 값이 최대화 되는 경유지의 위치를 탐색한다.

(1) Sets and Parameters

$S$	경로의 시작 지점 위치(Start Points)
$R$	경유지 집합(Waypoints)
$G$	그리드 공간(Grid)
$d_{i,j}$	시작점 $i$ 와 경유지 $j$ 간 거리
$C_w$	커버리지 점수에 적용되는 가중치
$D_w$	거리 페널티에 적용되는 가중치
$O_w$	탐색 불가능한 셀을 커버할 경우 적용되는 가중치
Grid Dimensions	그리드의 크기

(2) Decision Variables

경유지의 위치( $w_x, w_y$ )는 PSO 알고리즘이 조정하는 변수로, 경유지 위치를 반복적으로 업데이트하며 최적의 값을 탐색한다.

$$R = (w_{x_1}, w_{y_1}), (w_{x_2}, w_{y_2}), \dots, (w_{x_n}, w_{y_n})$$

(3) Derived Variables

결정변수(경유지의 위치)로부터 계산되는 변수들로, 목적함수의 구성 요소이다.

$C_s$	$\frac{\sum_{(x,y) \in G} 1[(x,y) \in coverage(R)]}{\sum_{(x,y) \in G} 1[grid(x,y) \in 0,1]}$
$D_p$	$\sum_{(w_x, w_y) \in R} ( w_x - start_x  +  w_y - start_y )$
$O_p$	$\sum_{(x,y) \in Coverage} 1[grid[x,y] \notin 0,1]$

Coverage Score(커버리지 점수;  $C_s$ )는 경유지가 그리드 상에서 유효 셀(값이 0 또는 1)을 얼마나 효과적으로 커버했는지를

나타내는 비율로, 경유지의 효율성을 평가하는 지표이다. Distance Penalty(거리 페널티;  $D_p$ )는 시작점과 경유지 간의 총 이동 거리를 기반으로 하며, 경유지 위치가 멀수록 페널티가 증가하여 최적화 과정에서 최소화되어야 할 요소이다. Out of Bounds Penalty(범위 초과 페널티;  $O_p$ )는 경유지가 유효하지 않은 셀(그리드 값이 0 또는 1이 아닌 셀)에 위치할 경우 부과되며, 경유지가 문제의 제약 조건을 벗어나지 않도록 제어하는 역할을 한다.

(4) Objective Function

본 연구에서 PSO 알고리즘은 목적함수 값을 최대화하는 방향으로 동작한다.

$$fitness = (C_w * C_s) - (D_w * D_p) - (O_w * O_p)$$

본 연구에서는 건설현장의 크기와 UGV의 데이터 수집 반경(50m)을 고려하여, 최소한의 경유지로 전체 탐사 영역을 효율적으로 커버하기 위해 육각형 타일링(hexagonal tiling) 기법을 적용했다. 육각형 타일링은 동일한 반경을 가진 육각형 패턴으로 공간을 균일하게 분할하는 기법으로, 원형 반경 기반의 데이터 수집 문제에서도 널리 활용되는 방법이다. 이는 육각형이 동일 면적의 다른 정다각형(사각형, 삼각형 등)과 비교하여 원형에 가장 가까운 형태를 가지며, 동일 반경 내에서 최대 커버리지를 제공할 수 있기 때문이다.

또한, 육각형 타일링은 경유지 간의 거리를 일정하게 유지하면서 공간을 효율적으로 분할할 수 있는 특징을 가지고 있다. 이러한 특성은 탐사 영역을 균일하게 커버하면서도 최소한의 경유지로 최대 탐사 영역을 확보해야 하는 본 연구의 요구 사항을 만족시킨다. 본 연구에서는 육각형 타일링을 적용하여 전체 탐사 영역을 커버하기 위해 필요한 최소 경유지의 개수를 계산했으며, 이를 기반으로 PSO 알고리즘을 사용하여 최적의 경유지를 선정했다.

경유지 결정 알고리즘의 전체적인 흐름은 다음과 같다. UGV의 주요 경유지를 결정하기 위해 BFS, 육각형 타일링, PSO 알고리즘을 결합한 방식을 제안했다. 먼저, BFS를 활용하여 접근이 불가능한 고립된 구역을 탐지하고 이를 경유지

선정에서 제외했다. 이후, 육각형 타일링을 적용하여 탐사 영역을 균일하게 분할하고, 최소한의 경유지로 최대 커버리지를 달성하기 위한 경유지의 수를 계산했다. 마지막으로, PSO 알고리즘을 통해 경유지의 최적 위치를 탐색하여 전체 탐사 영역을 효율적으로 커버할 수 있는 최적의 경유지 배치를 도출했다.

### 3.6 최적경로(Optimal Path) 결정 알고리즘

결정된 주요 경유지를 기반으로 UGV의 탐사 경로를 최적화하기 위해 다음과 같은 단계를 수행했다. 먼저, 경유지 간 방문 순서는 경로 최적화의 핵심 요소로, 최적의 방문 순서를 결정하기 위해 Brute-Force 알고리즘을 활용했다. Brute-Force는 일반적으로 다양한 문제에서 최적해를 찾기 위해 모든 가능한 조합을 탐색하는 방법론으로, 본 연구에서는 TSP(Traveling Salesman Problem) 문제를 해결하는 데 활용했다. 이 방식은 경유지 수가 많아질수록 계산량이 기하급수적으로 증가하는 단점이 있지만, 본 연구에서 사용한 데이터의 크기(330m\*250m)는 대규모 건설현장을 대표할 수 있는 규모로 설정되었으며, Brute-Force 방식으로 신속한 탐색이 가능했다. 따라서 본 연구의 접근 방식은 대부분의 건설현장에도 현실적으로 적용 가능하다.

이 과정에서 TSP 문제 내부에서 인접한 경유지 간 최단 거리를 계산하기 위해 A\* 알고리즘을 결합하여 활용했다. A\* 알고리즘은 현재까지 이동한 경로 비용(g(n))과 목표 지점까지의 추정 비용(h(n))을 합산하여 가장 작은 값을 가진 경로를 선택하는 방식으로 작동한다. 이를 통해 각 경유지 간의 최단 거리를 효율적으로 계산했으며, 이를 기반으로 TSP가 가능한 모든 경로 조합 중 최적의 방문 순서를 탐색했다. TSP와 A\* 알고리즘의 결합을 통해 전체 경유지에 대해 최적의 탐사 경로를 효과적으로 도출할 수 있었다.

본 연구에서 Brute-Force를 선택한 이유는, UGV 경로 최적화 연구가 미흡한 상황에서 가장 기본적이고 신뢰할 수 있는 TSP 해결 방법을 시도하기 위함이다. 또한, 제한된 수의 경유지를 다루는 일반적인 건설현장의 특성을 고려할 때 Brute-Force는 현실적으로 적합한 선택이라고 판단했다. 향후, 경유지의 수가 크게 증가하는 대규모 현장에 적용할 경우, 경

유지 군집화를 통해 군집 내에서 TSP를 해결하는 방식으로 연구를 확장하고자 한다.

### 3.7 하이퍼파라미터 최적화

본 단계에서는 PSO 알고리즘의 하이퍼파라미터를 최적화했다. PSO 알고리즘의 대표적인 하이퍼파라미터로 알려진 군집 크기(Swarm Size), 개인 학습 계수(Cognitive Coefficient;  $C_1$ ), 사회적 학습 계수(Social Coefficient;  $C_2$ ), 그리고 관성 계수(Inertia Weight;  $w$ )를 대상으로 실험을 진행했다. 군집 크기는 탐색 공간에서 최적해를 찾기 위해 탐색을 수행하는 입자(Particles)의 개수를 의미하고, 개인 학습 계수, 사회적 학습 계수는 입자가 이동할 방향과 범위를 결정하는 중요한 파라미터로, 두 값 사이의 적절한 균형을 통해 입자가 탐색 공간을 효과적으로 탐색할 수 있다. 관성 계수는 입자가 이동하는 속도를 유지하려는 성질을 나타내며, 탐색의 다양성과 수렴 속도 사이의 균형을 조정한다. 본 연구는 선행 연구를 기반으로, 각 하이퍼파라미터의 탐색 범위를 결정 후(<Table 5>), DOE(Design of Experiments) 3수준 4인자(3-Level, 4-Factor) 실험 설계를 통해 총 81개의 하이퍼파라미터의 조합으로 알고리즘 성능을 평가한 결과(<Figure 6>), Swarm Size=100,  $C_1=0.5$ ,  $C_2=1.5$ ,  $w=0.4$ 에서 최적의 성능을 달성했다(<Table 6>). 이후, 최적화된 하이퍼파라미터 값을 기반으로 실험 결과 도출 및 분석을 수행했다.

Table 6. Hyperparameter Tuning Result

Swarm Size	$C_1$	$C_2$	$w$	Objective Function Value
15	0.5	0.5	0.4	684.2863
15	0.5	0.5	0.9	734.3799
15	0.5	0.5	1	725.9758
...				
100	0.5	1.5	0.4	778.6469
...				
100	1.5	1.5	1	694.8247

Table 5. PSO Hyperparameter Tuning: Parameters and Explanations

Hyperparameter	Description	Range	Reference
Swarm Size	Number of particles in the swarm	(15, 60, 100)	Ioan(2003) Shi and Eberhart(1998) Ratnaweera <i>et al.</i> (2004) Pedersen and Mangnus(2010)
Cognitive Coefficient( $C_1$ )	Individual learning factor	(0.5, 1.0, 1.5)	
Social Coefficient( $C_2$ )	Social learning factor	(0.5, 1.0, 1.5)	
Inertia Weight ( $w$ )	Momentum controlling exploration-exploitation balance	(0.4, 0.9, 1.0)	
Iterations	Number of iterations for PSO	Fixed 100	-

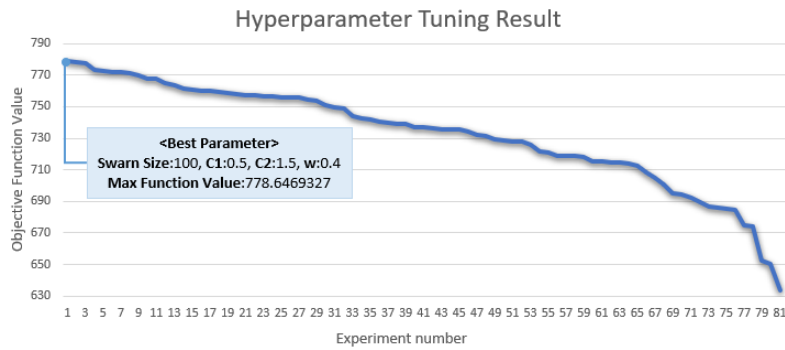


Figure 6. Hyperparameter Tuning Result Graph

### 4. 실험 결과 및 분석

#### 4.1. 건설현장 검증 그리드 구축

본 연구에서 제시하는 알고리즘을 평가하기 위해 강진·광주간 고속도로 현장으로부터 취득한 PCD 데이터를 활용하여 접근 제한 구역(Restricted Area)의 유무를 반영한 건설현장 그리드 데이터를 구축했다(<Figure 7>). 접근 제한구역은 <Figure 7>의 푸른 영역과 같이, 현장의 일부가 장애물로 둘러싸여 이동형 데이터 수집 장비가 접근할 수 없는 구역을 의미한다.

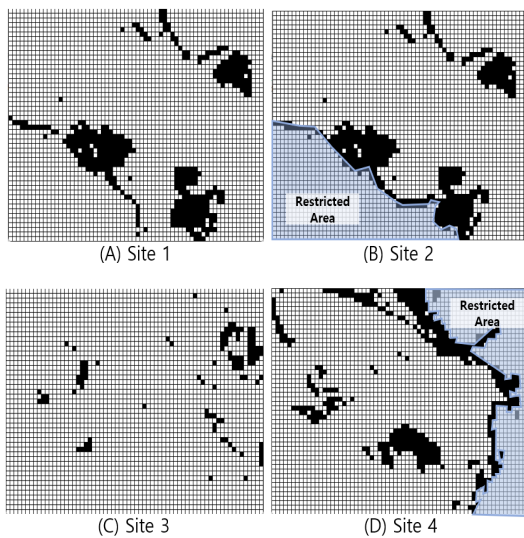


Figure 7. Construction Site Grid Data

#### 4.2 알고리즘 성능평가

본 연구에서 제시하는 탐사경로 최적화 모델의 경로 계획 결과는 다음과 같다(<Figure 8>). 도출된 최적 경로를 기반으로, 붉은 영역으로 데이터를 수집한 그리드를 정의했으며, 이를 활용하여 현장 커버리지(Site Coverage)를 계산했다.

$$SC = \frac{G_C}{G_T} \quad \begin{matrix} G_C : \text{Covered Grid} \\ G_T : \text{Entire Site Grid} \end{matrix} \quad \text{Formula 1. Site Coverage}$$

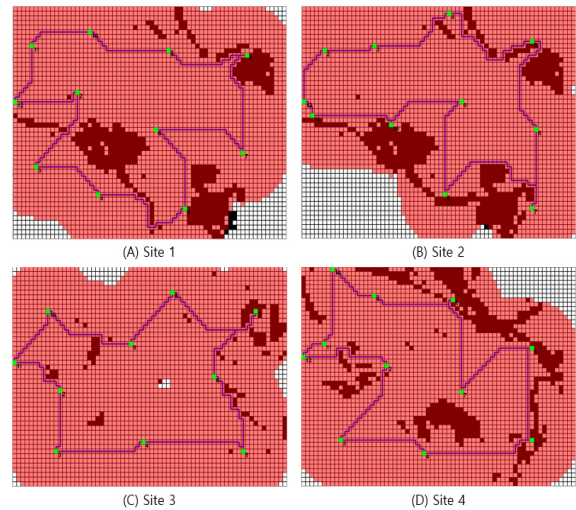


Figure 8. Optimal Path Result

사전에 정의된 UGV의 제원을 바탕으로 도출된 경로를 따라 현장을 탐사했을 때의 총 탐사 거리(Total Distance)와 총 탐사 시간(Total Time)을 계산하여 알고리즘의 성능을 평가했다(<Table 7>).

Table 7. Model Performance Evaluation Results

UGV Speed : 1.0 m/s	Site 1	Site 2	Site 3	Site 4
Total Distance (m)	1,130	1,200	1,130	1,200
Total time (sec)	1,130	1,200	1,130	1,200
Site coverage (%)	94.00	91.06	97.28	94.24

UGV는 1.0m/s 속도로 이동하며, 총 탐사 시간은 탐사 경로의 길이에 따라 계산된다. 예를 들어, 총 탐사 거리가 1,000m일 경우 UGV의 이동 시간은 1,000초가 소요된다. 또한, UGV는 Lidar와 환경 센서를 통해 이동 중 실시간으로 데이터를 수집하므로, 추가적인 데이터 수집을 위한 정지 시간이 발생하지 않는다.

실험 결과, 모든 테스트 현장에서 91.06% 이상의 현장 커버

리지를 달성했다. (B) Site 2와 (D) site 4에서는 일부 구역이 커버되지 않았는데, 이는 장애물로 인해 물리적으로 접근이 불가능한 지역으로 판단된다. 이러한 구역은 <Figure 7>에 표시된 바와 같이 탐사 경로에서 제외된 영역으로, 본 연구에서 제시된 경로는 건설현장의 특수한 환경 조건과 UGV 장비의 물리적 특성을 적절히 반영하고 있음을 보여준다. 또한 본 방법론은 (A) Site 1과 같이 장애물 간의 거리가 좁은 지역에서도 제한된 알고리즘은 충돌 없는 경로를 생성하여 접근 가능한 구역을 탐사할 수 있는 경로를 효과적으로 도출했다. 마지막으로, (C) Site 3과 같이 장애물이 적은 구역에서는 효율적인 경유지를 선정하여, 최소한의 이동으로 현장을 커버할 수 있는 경로를 생성한다. 본 연구에서 제한한 알고리즘은 제한적인 환경에도 불구하고 높은 커버리지를 달성하며, 복잡한 건설현장에서의 데이터 수집 효율성을 입증했다.

본 연구에서 제안하는 PSO 기반의 경로 생성 알고리즘의 평균 Site Coverage는 94.15%이다. 건설현장은 디지털 전환 속도가 상대적으로 느린 분야로, 데이터 수집 및 커버리지와 관련된 명확한 기준이 아직 정립되지 않은 상황이다. 그러나 건설현장의 디지털트윈 구축과 관련된 선행연구에서는 목표 커버리지 지표를 90% 이상으로 설정하고 연구를 수행하는 사례가 보고되고 있다(STEAM, 2024). 이를 고려할 때, 본 연구에서 제시한 방법론을 통해 계산되는 Site Coverage는 건설현장을 디지털 상에 표현하기에 적절한 수준으로 판단된다. 다만, 본 연구에서는 UGV의 물리적 한계로 인해 일부 데이터가 수집되지 못한 구역이 존재함을 확인했다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 향후 연구에서는 건설 현장에서 널리 사용되고 있는 UAV 협력 운용 방식을 도입하여 데이터 수집 효율성을 향상시키고, 데이터 누락 구역을 최소화할 예정이다.

### 4.3 타 알고리즘과 성능평가

본 연구에서는 제시한 PSO 기법과 다른 방법론을 총 탐사 거리, 총 탐사 시간, 현장 커버리지 총 세 가지 지표로 비교 분석했다(<Table 8>).

**Table 8.** Results of Comparison with Other Algorithms (Site 3)

UGV Speed : 1.0 m/s	PSO	Greedy	CPP
Total Distance (m)	1,130	1,120	19,890
Total time (sec)	1,130	1,120	19,890
Site coverage (%)	97.28	97.25	100

PSO와 Greedy Approach는 각 알고리즘을 활용하여 경유지를 선정한 후, 최적의 방문 순서를 기반(Brute-Force+A\*)으로 경로를 생성하는 방식이다. 실험 결과, PSO는 총 탐사 거리 1,130m, 탐사 시간 1,130초, 현장 커버리지 97.28%를 기록했으

며, Greedy Approach는 총 탐사 거리 1,120m, 탐사 시간 1,120초, 현장 커버리지는 97.25%로 PSO와 유사한 성능을 보였다. 하지만, Greedy Approach의 경우 복잡한 현장에서 국소 최적해(Local Optimum)에 빠질 가능성이 높아 전역 최적해(Global Optimum)를 찾기 어렵다는 단점과 경유지의 선택 기준이 명확하지 않아 경로 형성 과정의 근거를 추적하기 어렵다는 문제점이 존재한다. 이는 현재 제시된 경로의 문제점 중 하나로, 각 모서리 영역의 커버율이 낮다는 점을 해결하기 위해 알고리즘을 고도화하는 과정에서 모델을 세밀하게 조정하기 어려운 한계가 발생할 수 있다. CPP는 경유지를 선정하는 과정 없이 모든 탐사 가능 구역(그리드)을 직접 방문하는 방식으로, 현장 커버리지가 100%로 가장 높은 커버율을 보였으나, 총 탐사 거리와 탐사 시간이 각각 19,890m와 19,890초로 경로의 길이와 탐색 소요 시간이 과도하게 증가하여 효율성 측면에서의 문제점이 존재한다.

추가로, 동일한 현장(Site 2)에 대해 PSO와 Greedy Approach를 각각 10번씩 실행하여 평균 탐사 거리(Average Distance), 평균 커버리지(Average Coverage), 최고 성능(Best Performance)을 비교 분석한 결과는 다음과 같다(<Table 9>). 평균 탐사 거리는 10번의 실험 동안 UGV가 탐사한 총 이동 거리의 평균값으로, 알고리즘이 생성한 경로의 효율성을 평가하는 지표이며, 평균 커버리지는 UGV가 실제로 탐사한 영역이 전체 탐사 대상 영역에서 차지하는 평균 비율(%)로, 알고리즘이 현장을 얼마나 효과적으로 커버하는지를 나타낸다. 최고 성능은 10번의 실험 중 가장 우수한 탐사 거리와 커버리지 성능을 기록한 실험 결과를 의미하며, 알고리즘이 도출할 수 있는 최적의 성능을 평가하는 기준이 된다.

**Table 9.** Performance Comparison of PSO and Greedy Approach (Site 2)

	PSO	Greedy
Average Distance	1,240m	1,255m
Average Coverage	89.39%	89.24%
Best Performance	1,200m 91.06%	1,250m 89.88%

PSO는 10회 실험 결과 평균 탐사 거리 1,240m, 평균 커버리지 89.39%를 기록했으며, 최고 성능은 탐사 거리 1,200m와 현장 커버리지 91.06%로 나타났다. 반면, Greedy Approach는 평균 탐사 거리 1,255m, 평균 커버리지 89.24%를 기록하여, PSO 대비 전반적으로 낮은 성능을 보였다. 최고 성능 역시 탐사 거리 1,250m와 현장 커버리지 89.88%로, PSO에 미치지 못하는 결과를 확인할 수 있다. 또한, Greedy Approach의 경우 경유지가 특정 영역에 집중적으로 선택되는 경우가 확인되었으며(<Figure 9>), 이는 경유지 배치의 불균형을 초래하여 전체적인 현장 커버리지를 저하시키는 원인으로 작용했다. 이는 북

잡한 환경에서 경로 생성 시 비효율적인 경로로 이어질 가능성이 높다. 반면, PSO는 경유지를 균형적으로 배치하며, 복잡한 환경에서도 안정적으로 최적의 경유지를 도출하여, 높은 커버리지와 효율적인 경로를 동시에 달성했다. 이러한 실험결과를 통해, PSO가 경유지 기반 경로 최적화 문제에서 높은 신뢰성과 성능을 제공하는 알고리즘임을 확인했다.

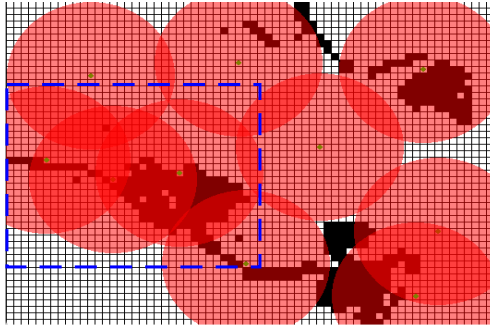


Figure 9. Waypoint Select Problem in Greedy Algorithm

## 5. 결론 및 향후 계획

건설현장의 디지털 전환이 가속화되면서 데이터 수집의 정확성과 효율성에 대한 요구가 높아지고 있다. 그러나 건설현장은 노동집약적 특성이 강하고 디지털화 속도가 더딘 산업 중 하나로서, 이를 해결하기 위해 UAV와 UGV 같은 이동형 데이터 수집 장비의 활용이 활발하게 이루어지고 있다. 특히, UGV는 지상 장애물 및 복잡한 지형에 영향을 받기 때문에 경로 최적화가 필수적이거나, 건설현장의 특성을 반영한 UGV 경로 최적화 연구는 여전히 부족한 상황이다.

현재 건설현장에서 UGV를 활용하는 방식은 작업자가 직접 UGV와 함께 이동하며 데이터를 수집하고, 상황에 따라 작업자의 주관적인 판단에 의존해 경로를 조정하는 형태로 이루어진다. 이러한 방식은 데이터 수집 과정에서 실수나 비효율성을 초래할 가능성이 크다.

본 연구는 UGV의 탐사 거리와 탐사 시간을 최소화하면서, 건설현장에서 데이터를 효율적으로 수집할 수 있는 탐사 경로 최적화 모델을 제안했다. 제안된 모델은 2차원 그리드로 표현된 건설현장을 기반으로 탐사 가능한 구역과 장애물을 구분하고, BFS와 PSO를 통해 경유지를 선정한 뒤 Brute-Force Algorithm과 A\* Algorithm을 활용하여 최적화된 경로를 도출하는 방식이다.

실험 결과, 모든 테스트 현장에서 평균 94.15% 이상의 현장 커버리지를 달성하며 UGV의 효율적인 데이터 수집 경로를 설계할 수 있음을 확인했다. 제안된 알고리즘을 실제 현장에서 적용한 조건(데이터 수집 범위: 100m)과 동일하게 평가한 결과, 250,000㎡ 규모의 현장을 탐사하는 데 약 29분(현장 데이터 수집 완료 시간)이 소요됐다. 반면, 기존 방식으로 동일한

규모의 현장에서 데이터를 수집하는 경우 약 50분이 소요되었다. 이를 통해 제안된 알고리즘이 기존 방식 대비 약 42%의 탐사 시간 단축 효과를 보이며, 효율적인 데이터 수집이 가능함을 확인할 수 있다.

본 연구는 건설현장에서의 효율적인 데이터 수집을 위해 UGV의 최적 경로 계획을 제시했으나, UGV 단일 장비 운용 방식에는 한계가 존재한다. 특히, 장애물로 둘러싸인 구역과 같이 물리적으로 접근이 불가능한 지역에서는 데이터 수집의 공백이 발생할 가능성이 존재한다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 이동형 데이터 수집 장비(UAV와 UGV)의 물리적 특성과 운용 특성을 고려한 협력 운용 방안에 대한 연구가 필요하다. UAV는 공중에서의 광범위한 데이터 수집과 신속한 탐사가 가능하며, UGV는 지상에서의 정밀하고 안정적인 데이터를 수집할 수 있으므로, 두 장비 간의 상호 보완적인 데이터 수집 체계를 구축한다면 데이터 수집의 공백을 최소화할 수 있을 것이다. 향후 연구에서는 UAV와 UGV의 협력 운용을 위한 경로 계획 알고리즘을 개발하여, 복잡하고 동적인 건설현장에서 데이터 수집의 정확성과 효율성을 극대화하고자 한다.

## 참고문헌

- Baras, N. and Dasygenis, M. (2023), UGV Coverage Path Planning: An Energy-Efficient Approach through Turn Reduction, *Electronics*, **12**(13), 2959.
- Choi, S. -W., Lee, S. -H., Woo, S. -B., Kim, H. -S., and Kim, D. -S. (2024), Space Partitioning and Path Planning for Mission Area Exploration Using Multiple UGVs, *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, **30**(3), 197-205.
- Difeng, H., Vincent, G., Tao, W., and Ling, M. (2022). Multi-agent robotic system (MARS) for UAV-UGV path planning and automatic sensory data collection in cluttered environments, *Building and Environment*, **221**, 109349.
- Hwang, D. -H. (2020). A study on optimization model for the path planning of unmanned ground vehicle, *Master's thesis*, Korea National Defense University
- Jang, D.-C., Lee, W.-H., Kim, W., Kim, G.-N., and Nam, H.-Y. (2021), Smart Construction Management using Digital Twin Technologies, *Magazine and Journal of Korean Society of Steel Construction*, **33**(3), 33-38.
- Jeong, J. -S., Han, S. -J., and Kang, L. - S. (2017), Development of Construction Site Monitoring System Using UAV Data for Civil Engineering Project, *Korean Journal of Construction Engineering and Management*, **18**(5), 41-49.
- Ko, D. G., Song, J. -H., Lee, H. -S., and Hwang, H. -S. (2023), UAV/UGV cooperative system for three-dimensional map reconstruction, *Korean Institute of Information Scientists and Engineers Conference*, 1442-1444.
- Lee, S. -H., Seo, Y. -T., Moon, S. -H., and Won, D. -Y. (2024), Optimization of Integrated Exploration Paths for UAV/UGV in Digital Map Generation for Construction, *Korean Institute of Industrial Engineers Conference*, 1847-1854.
- Lee, Y. -I., Lee, H. -J., Park, Y. -W., and Ko, J. -H. (2010), A Local Path

- Planning Algorithm considering the Mobility of UGV based on the Binary Map, *Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology*, **13**(2), 171-179
- Moon, S. -H. (2023), Special Feature 3: Construction Site Digital Twin for Smart Construction, *Industrial Engineering Magazine*, **30**(4), 27-31.
- Park, C. -G. and Lee, S. -C. (2019), A Study of Improvement and verification of RRT\* Smart for Optimal Path Planning of UAV, *Society for Aerospace System Engineering Conference*, 86-87.
- Pedersen, M. E. H. (2010), Good Parameters for Particle Swarm Optimization. Hvas Lab., *Copenhagen, Denmark, Tech. Rep. HL1001*.
- Ratnaweera, A., Halgamuge, S. -K., and Watson, H. -C. (2004). Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **8**(3), 240-255.
- Seong, H. -J., Seo, Y. -T., and Moon, S. -H. (2023), Methodologies Investigation on Developing Site-oriented Digital Map, *Korean Institute of Industrial Engineers Conference*, 3398-3405
- Shi, Y. and Eberhart, R. (1998), A modified particle swarm optimizer, *IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*, 69-73.
- STEAM Research Team (2024), Second-Year Annual Report.
- Trelea, I., -C. (2023). The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection, *Information Processing Letters*, **85**(6), 317-325.
- Wang, Q. and Kim, M. -K. (2019), Applications of 3D point cloud data in the construction industry: A fifteen-year review from 2004 to 2018,

*Advanced Engineering Informatics*, **39**, 306-319

## 저자소개

**이석희**: 경상국립대학교 산업시스템공학부에서 2024년 학사학위를 취득하고, 경상국립대학교 산업시스템공학부에서 석사과정에 재학 중이다. 연구 분야는 Digital Transformation, Machine Learning, Optimization이다.

**신영철**: 아주대학교 산업공학과 조교수로 재직 중이다. 연구 분야는 Smart logistics, Smart Factory, Supply Chain Management이다.

**홍정화**: 경상국립대학교 산업시스템공학부에서 2024년 학사학위를 취득하고, 경상국립대학교 산업시스템공학부에서 석사과정에 재학 중이다. 연구 분야는 Digital Transformation, Document Digitization, Text Mining이다.

**문성현**: 경상국립대학교 산업시스템공학부 조교수로 재직 중이다. 연구 분야는 AI/Machine Learning, Digital Transformation, Text Mining/Natural Language Processing이다.