Check for updates

Journal of Korea Robotics Society (2026) 21(2):245-254
https://doi.org/10.7746/jkros.2026.21.2.245 ISSN: 1975-6291 / eISSN: 2287-3961

GNSS-LiDAR 융합 및 Semantic 비용지도 기반 Map-free 실외 자율주행 시스템

Map-free Outdoor Navigation Using GNSS-LiDAR Fusion and Semantic Cost Maps for Ground Robots

김 경 현[1*] · 김 동 훈[1*] · 양 현 웅[1*] · 조 형 기†
KyeongHyeon Kim[1*], DongHun Kim[1*], HyeonUng Yang[1*], HyungGi Jo†

Abstract: Autonomous driving systems in an unstructured outdoor environment face the challenge of setting global routes to destinations, estimating exact locations while driving, and responding in a dynamic environment in real time. Existing studies have presented individual solutions to each challenge, but do not consider the interaction between modules within the integrated system, resulting in performance degradation in the real environment. This study proposes an integrated autonomous driving system specialized in the Navigation API. The global route plan utilizes the Navigation API, and location recognition was estimated by fusion of Faster-LIO and GNSS into EKF, and the regional route plan was implemented by combining FRNet-based Semantic Segmentation and DWA. The system implemented by installing Jetson Orin, OS1-32 LiDAR, and ZED-F9P GNSS on the Husky A200 robot performed field experiments in 6 scenarios including narrow passages and GNSS blocking areas to achieve an average completion rate of 86.87%. The navigation manager successfully recovered from route planning failures through adaptive midpoint relocation, demonstrating that practical map-free outdoor navigation is possible without expensive HD map construction.

Keywords: Outdoor Autonomous Navigation, Localization, Sensor Fusion, Semantic Segmentation

1. Introduction

비정형 실외 환경에서의 자율주행 시스템은 물류, 농업, 보안 등 다양한 분야에서 활용이 확대되고 있다[1,2]. 이러한 시스템이 안정적으로 작동하기 위해서는 세 가지 핵심 기능이 필수적이다. 첫째, 목적지까지의 전역 경로를 계획하는 능력, 둘째, 주행 중 로봇의 정확한 위치를 실시간으로 파악하는 능력, 셋째, 예측 불가능한 장애물과 동적 환경 변화에 즉각적으로 대응하는 능력이 요구된다.

그러나 기존 연구들은 각 문제에 대한 개별적인 해결책을 제시하는 데 집중하였으며, 통합 시스템 내에서 모듈 간 상호작용과 의존성을 충분히 고려하지 못했다. 경로 계획, 위치 인식, 장애물 회피는 각각의 하위 목표를 달성하는 것에 그치지 않고, 서로의 목적을 고려하며 자율주행이라는 하나의 통일된 목표를 향해 조화롭게 작동해야 한다. 따라서 각 모듈이 개별적으로 우수한 성능을 보이더라도, 이들이 시스템으로 통합되었을 때 실제 환경에서 성능 저하가 나타나는 문제가 발생한다.

특히 HD Map 기반의 자율주행 시스템은 이러한 통합 문제를 더욱 심화시킨다. 고정밀 지도의 제작은 막대한 시간과 비용을 요구하며, 제작된 지도는 환경 변화에 따라 지속적인 업데이

Received : Oct. 24. 2025; Revised : Dec. 16. 2025; Accepted : Jan. 3. 2026
※ This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (No. RS-2024-00346415) and this work was supported by project for Collabo R&D between Industry, Academy, and Research Institute funded Korea Ministry of SMEs and Startups in 2025 (Project No. RS-2025-02314002).
* KyeongHyeon Kim, DongHun Kim, and HyeonUng Yang contributed equally to this work.
1. Undergraduate Student, Division of Electronic Engineering, Jeonbuk National University, Jeonju, Korea (kimkkh5348, danny132, woong5297@jbnu.ac.kr)
† Associate Professor, Corresponding author: Division of Electronic Engineering, Jeonbuk National University, Jeonju, Korea (hygijo@jbnu.ac.kr)

Copyright©KROS

트가 필요하다는 실용적 제약이 있다. 또한 Map 기반 매칭을 통한 위치 인식은 높은 계산 비용을 요구하며, 사전 지도에 포함되지 않은 동적 객체나 환경 변화에 대한 대응력이 제한적이다. 결과적으로 각 모듈이 개별적으로 정교하게 설계되어 있더라도, HD Map에 대한 강한 의존성으로 인해 시스템 전체의 유연성과 확장성이 저하되고, 실제 환경에서의 적용 가능성이 제한된다.

본 연구는 이러한 문제를 해결한 Map-free 통합 자율주행 시스템을 제안한다. 제안 시스템은 전역r 경로 계획에 상용 Navigation API를 활용하고, Faster-LIO와 GNSS를 EKF로 융합하여 절대 좌표계에서의 위치를 추정하며, Frustum-Range Networks for Scalable LiDAR Segmentation (FRNet)기반 Semantic Segmentation과 Dynamic Window Approach (DWA)를 결합한 지역 경로 계획을 수행한다. 이를 통해 HD Map 구축 없이도 좁은 통로와 GNSS 음영 구역을 포함한 6개 시나리오에서 평균 86.87%의 완주율을 달성하였다.

2. Related Works

2.1 Localization for Outdoor Robots

실외 환경에서의 자율주행 로봇의 위치 인식은 다양한 센서 융합 기법을 통해 발전해왔다. 초기 실외 자율주행은 wheel encoder와 IMU 같은 고유수용성 센서에 의존했으나, 타이어 슬립과 센서 바이어스로 인한 심각한 드리프트(drift)가 발생한다[3,4]. 특히 비정형 지형에서는 wheel odometry의 신뢰도가 급격히 저하되며[4], IMU는 시간에 따라 제곱 또는 세제곱으로 증가하는 드리프트를 보인다[5].

이러한 고유수용성 센서의 한계를 극복하기 위해 외수용성 센서를 활용한 위치 인식 방법이 필수적이다. 외수용성 센서는 로봇 외부 환경을 직접 관측하여 절대적인 위치 정보를 제공함으로써 누적 오차를 보정할 수 있다. 대표적으로 GNSS (Global Navigation Satellite System)는 위성 신호를 통해 절대 위치를 직접 측정하는 방식이 있다. 하지만, GNSS 또한 실외 개활지에서 매우 효과적이나, 건물 밀집 지역이나 교내와 같이 나무와 구조물이 많은 환경에서는 신호 차단과 다중경로(multipath) 문제로 인해 정확도가 급격히 저하되거나 측위 자체가 불가능해지는 문제가 있다[6,7]. 또 다른 접근법으로는 HD Map을 활용하여 LiDAR나 카메라로 관측한 환경 특징을 미리 제작된 지도와 매칭하는 방법이 있으나[8,9], 이는 지도 제작에 상당한 시간과 비용이 소요되며 환경 변화에 따라 지속적인 업데이트가 필요하다는 실용적 제약이 있다.

최근에는 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)[10,11] 기반의 사전 지도 없이 로봇이 주행하면서 동시에 환경 지도를 구축하고 자신의 위치를 추정하는 접근법이 주목받고 있다. 초기 SLAM 연구는 기하학적 특징 추적[12]과 확률론적 그리드 매핑[13]에 집중했으며, 이후 Hector SLAM[14], Cartograher[15] 등의 2D SLAM 시스템이 발전했다. LiDAR 기반 SLAM은 LOAM[16]으로 시작되었으나 IMU 통합이 약하고 계산 부하가 높았다. 이후 LeGO-LOAM[17]이 지형 최적화를 도입했고, LIO-SAM[18]이 tightly-coupled 센서 융합으로 장기 주행 안정성을 확보했고, FAST-LIO2[19]가 실시간성을 크게 향상시켰다. 최근 Faster-LIO[20]는 iVox 구조로 점군 처리를 가속화하여 계산 효율성을 개선하였다.

본 연구는 Faster-LIO의 강건한 LiDAR-IMU 융합 능력을 활용하되, 실외 자율주행의 특성에 맞게 변형하여 사용한다. 첫째, Faster-LIO의 3차원 mapping 기능을 비활성화하고 2D odometry 추정에만 집중함으로써 계산 자원을 절약하고 실시간성을 더욱 향상시킨다. 실외 환경에서는 경로 계획을 위한 지역 장애물 정보만 필요하며, 이는 별도의 인식 모듈에서 처리하기 때문에 전역 3D 지도 구축이 불필요하다. 둘째, Faster-LIO가 출력하는 6-DOF 위치를 XY 평면으로 사영하여 사용한다. 지면 주행 로봇의 경우 실질적으로 XY 평면 상의 위치 (x,y)와 방향각 θ만 제어하므로, z축 위치와 roll/pitch 각도는 필터링하여 노이즈를 제거하고 경로 계획의 안정성을 높인다. 이러한 접근은 타이어 슬립으로 인한 위치 추정 오차에 대한 강건성을 높이면서, 비정형 실외 지형에서 안정적이고 효율적인 odometry를 제공한다.

2.2 Path Planning in Unstructured Environment

실외 비정형 환경에서의 자율주행은 도로와 같은 명확한 구조가 없고 예측 불가능한 지형 변화와 다양한 장애물이 존재하여 정교한 경로 계획 전략을 요구한다[21]. 이러한 환경에서는 GNSS 기반 전역 경로와 센서 기반 지역 경로를 통합하는 계층적 구조가 효과적이다[22].

본 연구에서는 GNSS[23] 기반의 정밀한 위치 정보를 활용하여 상용 Navigation API[24]로부터 전역 경로를 생성한다. 이렇게 획득한 전역 경로는 고정 길이의 Waypoint 집합으로 변환되며, 각 웨이포인트는 순차적으로 추종할 목표 지점으로 활용된다. 그러나 상용 Navigation API는 도로의 세부 기하 정보나 주행 가능 영역에 대한 상세 정보가 부족하여 생성되는 경로가 대략적이라는 한계가 있다[22,25]. 따라서 실제 주행 가능 영역 판단과 실시간 장애물 회피는 센서 기반의 지역 경로 계획기가 담당해야 하며, 이는 정적 장애물과 동적 장애물을 실시간으로 회피하면서 global path를 추종하는 중요한 역할을 수행한다.

지역 경로 계획을 위해서는 임베디드 플랫폼의 제한된 컴퓨팅 자원 환경에서도 실시간 동작을 보장할 수 있는 계산 효율적인 알고리즘이 필요하다. Scheunert et al.[26]은 NVIDIA Jetson 임베디드 GPU를 활용한 자율주행 경로 계획의 병렬화를 제시하였으며, Ramirez-Atencia et al.[27]은 Jetson TX1 플랫폼에서 유전 알고리즘 기반 경로 계획을 구현하여 순차 실행 대비 33배의 속도 향상을 달성하였다. 그러나 최적화와 병렬화에도 불구하고, 실시간 장애물 회피를 위한 local planning에서는 여전히 알고리즘 자체의 계산 복잡도가 중요한 고려사항으로 남아있다.

이러한 관점에서 Fox et al.[28]이 제안한 DWA (Dynamic Window Approach)는 본질적으로 낮은 계산 복잡도를 가지면서도 로봇의 동역학적 제약 내에서 실행 가능한 궤적을 실시간으로 생성하여 장애물을 회피하는 대표적인 방법이다. DWA는 속도 공간에서 샘플링한 궤적들에 대해 목표 지향성, 장애물과의 거리, 속도 등을 고려한 비용 함수를 최적화하여 최적 경로를 선택한다[28]. 특히 2D occupancy grid 기반의 환경 표현을 사용하여 계산 효율성이 높아 AGX Orin와 같은 임베디드 플랫폼에서도 실시간 동작이 가능하다는 장점이 있다[29].

이러한 관점에서 본 연구는 GNSS 기반 전역 경로 계획과 센서 기반 지역 경로 계획을 통합한 계층적 시스템을 제안한다.

3. Methods

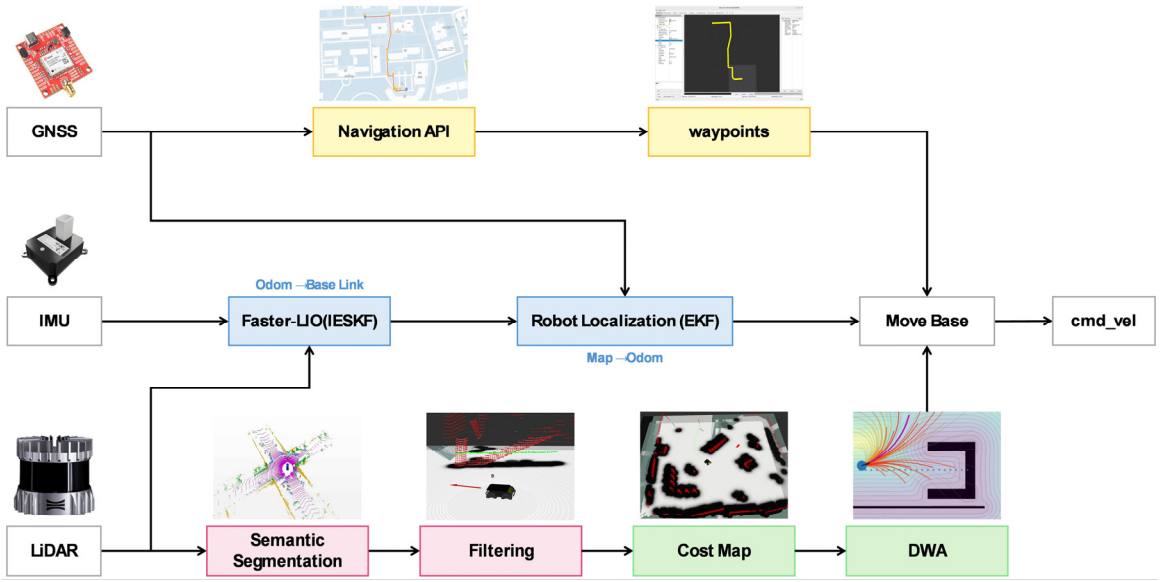
3.1 Overall System Design

본 연구에서 제안하는 자율주행 시스템은 [Fig. 1]과 같이 크게 세 가지 주요 모듈로 구성된다: Localization 모듈, Global Path Planning 모듈, 그리고 Local Path Planing 모듈이다. Localization 모듈은 GNSS, LiDAR, IMU 센서 데이터를 융합하여 로봇의 정확한 위치를 추정하고[5,30], Global Path Planning 모듈은 Navigation API 기반 전역 경로 생성[24]하며, Local Path Planning 모듈은 FRNet 및 Dijkstra 기반 실시간 장애물 회피를 담당한다. 각 모듈은 ROS 기반으로 구현되어 실시간 통신과 데이터 공유가 가능하다.

3.2 GNSS-LiDAR-IMU Fusion

Navigation API기반의 전역 경로 계획 시스템은 웨이포인트를 절대 좌표계(UTM, Universal Transvers Mecator)에서 제공하므로, 로봇의 위치 추정 역시 동일한 좌표계에서 이루어져야 한다. 본 연구에서는 GNSS와 Faster-LIO를 상호 보완적으로 융합하는 Localization 전략을 제안한다. GNSS의 음영 구간 및 다중경로로 인한 측위 불안정 현상은 Faster-LIO의 정확하고 부드러운 odometry로 보정하고, Faster-LIO의 누적 오차 및 절대 방향 부재는 GNSS의 절대 위치 측정값으로 보정하는 방식이다.

시스템은 두 개의 좌표계를 사용한다: map좌표계 (UTM)과 odom 좌표계(Faster-LIO Odometry). Faster-LIO는 odom frame에서 연속적이고 정확한 위치 $\mathbf{p}_{\text{odom}}$를 제공하며, GNSS는 절대적인 map frame 위치 $\mathbf{p}_{\text{GPS}}$를 제공한다. EKF 융합 구조의 상태 벡터는 map frame에서의 로봇 위치 $\mathbf{x} = [\mathbf{p}_{\text{map}}, \mathbf{v}_{\text{map}}]^T$로 정의된다. 예측 단계에서는 Faster-LIO의 속도를 입력 (u)으로 하여 상태를 전파하고, 업데이트 단계에서는 GNSS 측정값을 관측값(z)으로 사용하여 상태를 보정한다:



[Fig. 1] Overall system architecture showing the hierarchical structure of localization, path planning, and control modules

$$\hat{\mathbf{p}}_{\bar{k}} = \hat{\mathbf{p}}_{k-1} + \mathbf{v}_{LIO} \cdot \Delta t \tag{1}$$
$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{\bar{k}} + \mathbf{K}(\mathbf{p}_{GPS} - \hat{\mathbf{p}}_{\bar{k}})$$

여기서 $\mathbf{v}_{LIO}$는 Faster-LIO의 속도, $\mathbf{p}_{GPS}$는 GNSS 관측값이다. 보정된 위치 $\hat{\mathbf{p}}_k$와 Faster-LIO 위치 $\mathbf{p}_{\text{odom}}$의 차이를 통해 변환 행렬 $\mathbf{T}_{\text{map}\to\text{odom,k}}$을 다음과 같이 추정한다:

$$\mathbf{T}_{\text{map}\to\text{odom,k}} = \begin{bmatrix} c_k & -s_k & \hat{p}_x - (c_k p_x^O - s_k p_y^O) \\ s_k & c_k & \hat{p}_y - (s_k p_x^O + c_k p_y^O) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

여기서 $\hat{p}_x, \hat{p}_y$는 칼만 필터에서 업데이트 된 사후 위치 추정치이고, p_x^O, p_y^O는 사전 위치, c_k, s_k는 map 프레임과 odom 프레임의 yaw 차의 코사인, 사인이다. 이 변환은 Faster-LIO의 드리프트를 전역 좌표계로 투영하는 역할을 한다.

제안하는 융합 전략은 GNSS 신호 상태에 따라 적응적으로 동작한다. GNSS 가용 구간(Available Zone)에서는 EKF가 10 Hz GNSS 측정값을 융합하여 $\mathbf{T}_{\text{map}\to\text{odom}}$을 지속적으로 갱신한다. 이때 GNSS 측정값의 불확실성은 공분산 행렬 $\mathbf{R}_{\text{GPS}}$로 모델링되며, 위성 개수와 HDOP (Horizontal Dilution of Precision) 값에 따라 동적으로 조정된다. GNSS 음영 구간(Denied Zone)에서는 GNSS 업데이트가 중단되고, 마지막으로 추정된 $\mathbf{T}_{\text{map}\to\text{odom}}$을 고정한다. 이 상태에서 시스템은 Faster-LIO의 고정밀 상대 위치 추정에만 의존하여 동작한다.

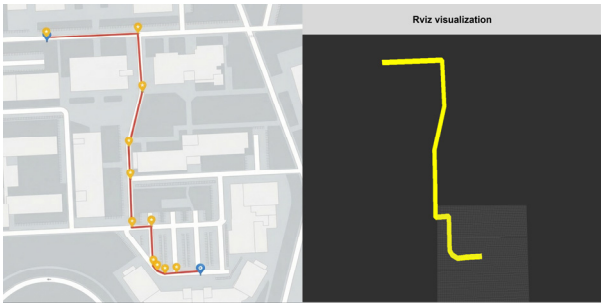
GNSS 복구 시점(Recovery Point)에서는 급격한 위치 점프를 방지하기 위한 스무딩(smoothing) 로직이 적용된다. GNSS 신호가 복구되면, 새로운 GNSS 위치를 즉시 반영하지 않고, 일정 시간에 걸쳐 지수 이동 평균(exponential moving average)을 적용하여 $\mathbf{T}_{\text{map}\to\text{odom}}$을 부드럽게 보정한다:

$$\mathbf{T}_k = \alpha \cdot \mathbf{T}_{\text{new}} + (1-\alpha) \cdot \mathbf{T}_{k-1} \tag{3}$$

3.3 Path Planning

3.3.1 Global Path Planning with Navigation API

HD Map 기반 전역 경로 계획은 사전 지도 구축에 막대한 시간과 비용이 소요되며, 환 경 변화(공사, 계절 등)에 따라 지속적인 업데이트가 필요하다는 한계가 있다. 본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해 상용 Navigation API (Kakao Map API[24])를 활용한 Map-less 내비게이션 시스템을 제안한다. 이 접근법은 사전 지도 구축 없이 실 시간으로 경로를 생성할 수 있으며, Navigation API가 자동으로 최신 도로 정보를 반영하므로 유지보수 부담이 없다는 장점이 있다.



[Fig. 2] Map visualization on a web interface via the Navigation API. Clicking on a destination in the web interface provides a route from the current location to the destination

사용자가 [Fig. 2]와 같은 웹 인터페이스에서 목적지를 선택하면, Navigation API가 출발지부터 목적지까지의 GPS 좌표 배열(WGS84)을 반환한다. 이 좌표는 Python UTM 변환 모듈을 통해[23] 로봇 내비게이션에 적합한 UTM 평면 좌표계로 변환된다. 변환된 웨이포인트는 ROS의 nav_msgs/Path 형식으로 발행되어 로봇에 전달되며, 각 웨이포인트는 순차적으로 추종할 목표 지점으로 사용된다.

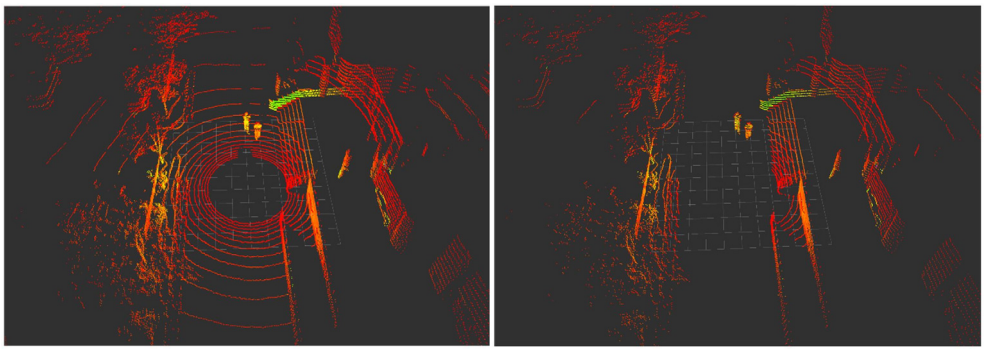
Navigation Manager의 Waypoint 추종: Navigation API[24]가 생성한 웨이포인트는 두가지 문제를 가진다: (1) 목표 지점이 로봇의 local costmap 범위를 초과하는 경우, (2) 동적 장애물로 인한 경로 차단. Navigation Manager 이를 해결하기 위해 적응형 중간 목표를 생성한다.

목표가 센서 범위 밖에 있으면 로봇과 목표를 잇는 직선 상에서 범위 내의 가장 먼 지점을 중간 목 표로 설정한다. 경로 생성이 반복적으로 실패하면 중간 목표를 점지적으로 로봇 쪽으로 후퇴시켜 장애물 회피를 유도한다. 이를 통해 국소 최소점에서 벗어나 대체 경로를 탐색할 수 있다.

3.3.2 Semantic-Aware Local Planning with DWA

기존 DWA 기반 주행 시스템은 LiDAR 점군의 높이와 경사만으로 장애물을 판단하지만[28], 센서 노이즈와 로봇 자세 변동으로 인해 주행 가능한 지면을 장애물로 오인하는 문제가 빈번히 발생한다[31]. 본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해 FRNet 기반 semantic segmentation과 DWA를 통합한 local planning 프레임워크를 제안한다.

FRNet[32]은 3D 점군을 frustum 영역으로 그룹화하여 range image로 투영한 후, 계층적 feature fusion을 통해 LiDAR 점군을 road와 obstacle로 분류한다. 학습 데이터는 교내 실외 환경에서 Ouster OS1-32로 수집하였으며, LaserMix 데이터 증강 기법[33]을 적용하여 학습 효율성을 향상시켰다. Semantic segmentation 결과를 DWA용 2D costmap으로 변환하기 위해 3단계 파이프라인을 설계하였다. 첫째, FRNet이 road로 분류한 점군을 [Fig. 3]과 같이 우선 제거하여 주행 가능 지면의 오인식 문제를 원천



[Fig. 3] Comparison of the LiDAR point cloud before and after processing. (Left) The original raw LiDAR data. (Right) The resulting point cloud after the drivable area has been removed by our proposed FRNet

차단한다[32]. 둘째, 남은 장애물 후보 점군에 높이 필터링을 적용하여 Husky A200이 충돌 가능한 장애물만 추출한다[31]. 셋째, 필터링된 점군을 PointCloud to LaserScan 패키지로 2D laser scan으로 변환하여 costmap_2d[29]가 직접 처리하도록 한다.

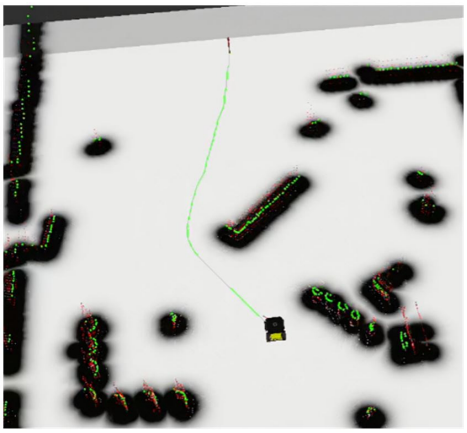
DWA는 차동 구동 로봇의 동역학적 제약을 고려한 실시간 궤적 생성이 가능하며, Jetson Orin에서 10 Hz 제어 주기를 만족한다[26,28]. 각 궤적의 적합성은 식 (4)의 비용 함수를 최소화하는 방식으로 평가된다[28]:

$$G(v,\omega) = \alpha \cdot \text{path_dist} + \beta \cdot \text{goal_dist} + \gamma \cdot \text{occ_cost} \qquad (4)$$

여기서 α,β,γ는 가중치 상수이다. path_dist와goal_dist는 각각 전역 경로 및 목표 지점과의 거리오차를 나타내며, occ_cost는 장애물과의 근접도에 따른 비용(occupancy cost)을 의미한다. 즉, 경로부터 이탈이 적고(path_dist 최소화), 목표에 가까우며(goal_dist 최소화), 장애물과 멀어질수록(occ_cost 최소화) 전체 비용G가 낮아져 최적 경로로 선택된다. Global palnner는 Dijkstra 알고리즘으로 경로를 생성하며[21], local planner인 DWAPlannerROS는 semantic costmap 기반 실시간 장애물 회피를 수행한다. Costmap의 ObstacleLayer는 /scan 토픽으로부터 LaserScan을 수신하며, 로봇 footprint는 Husky A200의 실제 크기(길이 0.99 m, 폭 0.67 m)를 반영한다. [Fig. 4]는 DWA를 통한 궤적 생성 과정을 보여준다.

FRNet은 높은 정확도를 제공하지만, 임베디드 환경에서는 LiDAR의 높은 데이터 수집 속도(예: 10 Hz)를 실시간으로 모두 처리하기 어려운 경우가 많다. 본 연구에서는 이러한 추론 속도와 센서 속도 간의 병목 현상을 해결하기 위해 입력 스캔을 선택적으로 처리하는 파라미터 기반의 다운샘플링 기법을 도입하였다.

사용자는 하드웨어 성능에 맞춰 파라미터 N을 설정할 수 있으며, 시스템은 매 N번째 스캔에 대해서만 추론을 수행하고 Costmap을 갱신한다. 예를 들어 $N=2$로 설정할 경우, 2번의



[Fig. 4] Trajectory generation using the Dynamic Window Approach (DWA) for local planning. The green line indicates the optimal trajectory selected from numerous candidates. This process allows the robot to perform real-time obstacle avoidance based on a costmap while tracking a path generated by the global planner

스캔 중 1번만 추론에 사용하여 Costmap 업데이트 주기를 조절한다. 이를 통해 시스템의 과부하를 방지하고 제어 주기에 영향을 주지 않으면서 안정적인 Semantic 정보를 Local Planner에 제공할 수 있다.

4. Experimental Result

4.1 Experimental Setup

시스템 구현을 위한 하드웨어 플랫폼은 [Fig. 5]와 같이 구성된다. Clearpath Robotics의 Husky A200 차동구동 로봇을 이동 플랫폼으로 사용하였고, 연산 장치로 NVIDIA Jetson AGX Orin 64 GB를 탑재하여 실시간 센서 데이터 처리, FRNet Semantic Segmentation 추론, 경로 계획 알고리즘을 동시에 실행한다. 센서 구성으로는 Ouster OS1-32 LiDAR(32채널, 10

[Fig. 5] Hardware configuration including Husky A200 platform, Jetson AGX Orin 64GB, Ouster OS1-32 LiDAR with integrated IMU, and U-blox ZED-F9P GNS S module

Hz), 내장 IMU (200 Hz), U-blox ZED-F9P GNSS 보드(10 Hz)을 사용하였다.

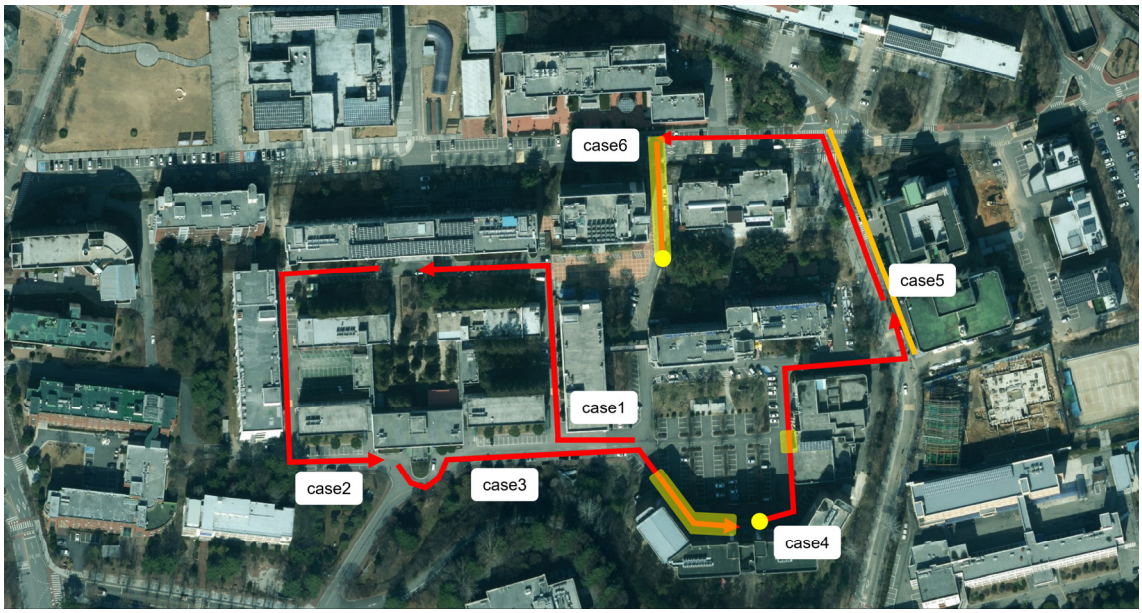
이 플랫폼을 활용하여 전북대학교 캠퍼스 내에서 자율주행 성능을 평가하였다. [Fig. 6]에 표시된 테스트 환경은 건물 사이의 좁은 통로, 나무가 밀집된 구역, 주차장, 포장도로 및 비포장 도로를 포함하여 다양한 GNSS 신호 품질 조건과 지형적 특성을 반영하도록 구성하였다. 총 6개의 테스트 경로(case1- 6)를 설정하였으며, 각 테스트는 Navigation API를 통해 생성된 GNSS 웨이포인트를 순차적으로 방문 하도록 구성되었다. 로봇은 map-free 방식으로 각 웨이포인트를 향해 주행하였으며, 웨이포인트 도달 기준은 목표 지점으로부터 반경 0.5 m 이내 진입으로 설정하였다. 각 웨이포인트 도달 시 3초간 정지한 후 다음 목표로 자동 전환되도록 구현하였다.

모든 실험은 맑은 날씨의 주간 시간대에 수행되었으며, 보행자 및 차량 통행이 있는 실제 환경 조건을 반영하였다. 로봇이 모든 웨이포인트의 0.5 m 반경 이내에 순차적으로 도달한 경우 주행 성공으로 판정하였다.

주행 완료율은 계획된 전체 경로의 거리 대비 로봇이 성공적으로 주행을 완료한 거리의 비율로 정의된다. 제안하는 방법은 웨이포인트 추종 방식을 사용하므로, 아래 식 (5)와 같이 도달한 웨이포인트까지의 구간 거리 합을 이용하여 계산하였다:

$$\text{Success Rate} = \frac{\sum_{i=1}^{n} d_i}{\sum_{i=1}^{N} d_i} \times 100\% \tag{5}$$

여기서 N은 성공적으로 도달한 웨이포인트 개수, N은 전체 웨이포인트 개수, d_i는 i번째 웨이포인트와 $i-1$번째 웨이포인트의 직선 거리를 나타낸다. 반면, 비교 실험에 사용된 Navfn은 웨이포인트 기반이 아닌 직선 형태의 전역 경로 생성 방식이므로, 식 (5) 대신 전체 경로 대비 실제 주행한 거리의 비율을 직접



[Fig. 6] Test environment map of the university campus showing navigation and localization evaluation configurations. Navigation cases (red lines, Case1−6) were conducted through real autonomous driving, with Case5 including an unpaved section (orange line) due to campus construction. Yellow translucent lines indicate GNSS-invalid areas identified by monitoring the GNSS topic during direct bag file recording. Tests were performed under various outdoor conditions including paved roads, pedestrian areas, and construction zones, while localization accuracy was evaluated offline for reproducibility

측정하여 완료율을 산출하였다. 주행 실패는 다음의 경우로 판단하였다: 첫째, 최종 목적지까지 도달하지 못한 경우, 둘째, 동일 웨이포인트에 대해 3회 시도했으나 주행 불가능한 영역으로 진입하려는 경우, 셋째, 장애물과 충돌한 경우를 실패로 판단하였다.

4.2 Navigation Experimental Results

실험 결과에 따른 주행 성능은 [Table 1]과 같다. 제안하는 방법(Ours)은 전체 6개의 테스트 경로 중 Case 1부터 Case 5까지 모든 웨이포인트에 도달하여 100%의 주행 완료율을 달성하였다. Case 4의 경우 일시적인 경로 막힘이 있었으나, 재시도를 통해 성공적으로 주행을 완료하였다. 반면, Case 6은 14개의 웨이포인트 중 1개만 도달한 후 주행을 중단하여 25.7%의 완료율을 기록하였다.

비교 실험으로 수행된 Navfn의 경우, 전반적으로 낮은 주행 완료율을 보이거나 주행 불능 상태(-)를 나타냈다. Navfn은 Case 1과 3에서 각각 10%와 27.7%의 낮은 완료율을 보였으며, 나머지 케이스에서는 복잡한 지형과 장애물로 인해 유효한 주행을 수행하지 못했다. 이는 직선 형태의 전역 경로만을 생성하는 Navfn이 세부적인 웨이포인트 추종과 동적 장애물 회피가 요구되는 복잡한 환경에서는 한계가 있음을 보여준다. 반면, 제안하는 방법은 동일한 환경에서 월등히 높은 성공률을 보여 시스템의 강건함을 입증하였다.

[Table 1] The driving performance results for each test route are quantitatively summarized. Success rates were calculated based on distance

Case No.		Time	Waypoints (Reached/Total)	Completion Rate
1	no FRNet (3rd)	5 m 23 s	4/8	42.4%
	Ours (1st)	11 m 43 s	8/8	**100%**
	Navfn (3rd)	1 m 56 s	-	10% (others)
2	no FRNet (3rd)	5 m 43 s	5/9	52.5%
	Ours (1st)	12 m 32 s	9/9	**100%**
	Navfn (3rd)	56 s	-	0% (others)
3	no FRNet (3rd)	3 m 12 s	3/24	23.4%
	Ours (1st)	**12 m 36 s**	24/24	100%
	Navfn (2nd)	15 m 42 s	15/15	27.7% (others)
4	Ours (3rd)	8 m 19 s	10/14	**100%**
	Navfn (3rd)	5 m 11 s	0/0	0% (others)
5	Ours (1st)	7 m 7 s	6/6	**100%**
	Navfn (3rd)	23 s	-	0% (others)
6	Ours (3rd)	2 m 15 s	1/14	25.7%
	Navfn (3rd)	3 m 2 s	-	**33.2%** (others)

정량적 성능 분석 결과, 총 6회의 주행 시도 중 5회가 목표 지점에 도달해 주행에 성공하였으며, 평균 88.67%의 완주 성공률을 기록하였다. 주행 성공한 케이스에서는 목표 거리 대비 실제 이동 거리가 3~11 m 높게 나타났으며, 웨이포인트 대기 시간을 제외한 평균 주행 속도는 0.50 m/s로 측정되었다. 이는 단순히 웨이포인트를 따라가는 것이 아닌, 실시간으로 장애물을 회피하고 환경 변화에 대응하면서도 효율적으로 목표에 도달했음을 의미한다. 이를 통해 사전 구축된 HD Map 없이도 안전하고 신뢰성 있는 자율주행이 가능함을 확인하였다.

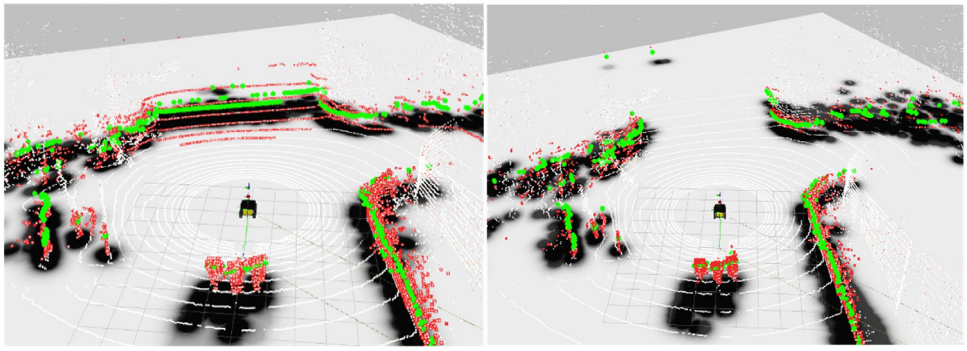
실패 케이스에 대한 원인 분석 결과, Case 1은 마지막 웨이포인트 위치를 동적 장애물이 점유하고 있는 상황이었다. 로봇은 DWA를 통해 장애물 회피와 목표 진입을 지속적으로 시도하였으나, 장 애물이 이동하지 않아 목표 도달 반경(0.5 m) 내로 진입하는 경로를 생성하지 못했다. 본 시스템은 도달 불가능한 웨이포인트를 강제로 건너뛰는 로직을 적용하지 않았기 때문에, 로봇은 목표 지점 인근에서 대기하다가 최종적으로 목표 미도달 실패로 주행을 종료하였다. case6의 경우 [Fig. 6]에 표시된 GPS 음영 지역 및 다중경로 문제 발생 지역에서 주행을 시작하고 해당 지역을 계속 주행하게 되면서 초기 방향이 제대로 보정되지 않았으며, UTM 좌표계 상에서 위치 추정이 정확하게 이루어지지 않아 주행에 실패하였다.

4.3 Semantic Segmentation Experimental Results

[Fig. 7]은 Semantic Segmentation 적용 전후의 장애물 인식 결과를 비교한 것이다. 기존의 Navigation API 기반 2D 모델링 방식(Left)은 경사면이나 지면의 작은 돌출부를 장애물로 오인식하여 불필요한 회피 기동을 하거나 주행 불가 판정을 내리는 문제가 빈번하였다. 반면, FRNet을 적용한 결과(Right) 경사면을 주행 가능한 영역(Traversable Area)으로 정확히 분류함으로써 이러한 문제를 효과적으로 해결하였다.

이러한 인식 성능의 차이는 [Table 1]의 주행 실험 결과에서 정량적으로 입증된다. [Table 1]에서 FRNet을 적용하지 않은 비교군('no FRNet')은 Case 1, 2, 3에서 평균 39.43%의 저조한 주행 완료율을 기록하였다. 이는 경사로와 동적 장애물로 오인식하여 로봇이 이동 불가능한 영역으로 판단하거나, 불필요한 회피 기동을 반복하다가 주행에 실패했기 때문이다.

반면, 동일한 경로에서 FRNet을 활성화한 제안 방법(Ours)은 평균 88.67%의 완료율을 달성하였다. 이는 FRNet이 제공하는 정확한 주행 가능 영역 정보가 로봇의 판단력을 높여, 복잡한 야외 환경에서도 중단 없는 자율주행을 가능하게 하는 핵심 요소임을 시사한다.



[Fig. 7] Comparison of obstacle recognition results: (left) height-based filtering misclassifies slope as obstacle, (right) FRNet-based semantic segmentation correctly identifies slope as traversable area

5. Conclusion

본 논문은 비정형 실외 환경에서 사전 지도 없이 동작하는 GNSS-LiDAR-IMU 센서 융합 기반 위치 추정 및 semantic cost map을 활용한 자율주행 시스템을 제안하였다. 실험결과, 제안된 시스템은 전북대학교 캠퍼스 내 6개 테스트 경로에서 평균 86.7%의 완주 성공률을 달성하였으며, Faster-LIO와 GNSS의 EKF 융합을 통해 100 m 주행 시 0.6% 이하의 오차를 기록하였다. 특히 FRNet 기반 semantic segmentation은 기존 기하학적 필터링 방식으로 주행이 불가능했던 경사로 도로에서 주행을 가능하게 하였으며, 이는 주행 가능 영역의 정확한 판단이 실외 자율주행의 핵심 요소임을 보여준다. 제안된 Navigation Manager의 적응형 중간 목표 생성 전략은 센서 범위 제약과 경로 생성 실패 상황에서도 안정적인 주행을 가능하게 하였다.

실험 결과, GNSS 음영 지역에서 초기 방향 추정 문제가 주요 실패 원인으로 확인되었으며, 이는 6축 IMU의 절대 방향 측정 불가라는 근본적인 한계에서 기인한다. 향후 연구에서는 9축 IMU 또는 dual-antenna GNSS 시스템을 도입하여 시스템의 강건성을 향상시킬 계획이다. 본 연구는 상용 Navigation API와 센서 융합만으로 실외 자율주행이 가능함을 증명하였으며, 이는 물류, 농업, 보안등의 실외 로봇 분야에 기여할 것으로 기대된다.

References

[1] R. D'Andrea and P. Wurman, "Future challenges of coordinating hundreds of autonomous vehicles in distribution facilities," *IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications*, Woburn, MA, USA, pp. 80-83, 2008, DOI: 10.1109/TEPRA.2008.4686677.

[2] S. G. Vougioukas, "Agricultural Robotics," *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, vol. 2, no.1, pp. 365-392, May 2019, DOI: 10.1146/annurev-control-053018-023617.

[3] J. Yi, H. Wang, J. Zhang, D. Song, S. Jayasuriya, and J. Liu, "Kinematic Modeling and Analysis of Skid-Steered Mobile Robots With Applications to Low-Cost Inertial-Measurement-Unit-Based Motion Estimation," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 25, no. 5, pp. 1087-1097, Oct., 2009, DOI: 10.1109/TRO.2009.2026506.

[4] J. Yi, J. Zhang, D. Song, and S. Jayasuriya, "IMU-based localization and slip estimation for skid-steered mobile robots," in Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems (IROS), 2007, pp. 2845-2850, DOI: 10.1109/IROS.2007.4399477.

[5] P. D. Groves, "Short-Term Straight-Line Error Propagation," *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems*, 1st ed. Artech House, 2008, ch. 5, sec. 5.6.1, pp. 152-153, [Online], https://saemobilus.sae.org/books/principles-gnss-inertial-multisensor-integrated-navigation-systems-b-art-004

[6] P. D. Groves, Z. Jiang, M. Rudi, and P. Strode, "A Portfolio Approach to NLOS and Multipath Mitigation in Dense Urban Areas," *Proceedings of the 26th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation,* Nashville, TN, USA, pp. 3231-3247, 2013, [Online], https://www.ion.org/publications/abstract.cfm?articleID=11264

[7] L. Wang, P. D. Groves, and M. K. Ziebart, "Urban Positioning on a Smartphone: Real-time Shadow Matching Using GNSS and 3D City Models," *Inside GNSS*, vol. 8, no. 2, pp. 44-56, Nov., 2013, [Online], https://insidegnss.com/urban-positioning-on-a-smartphone.

[8] J. Levinson, M. Montemerlo, and S. Thrun, "Map-Based Precision Vehicle Localization in Urban Environments," *Robotics: Science and Systems III*, Atlanta, Gerogia, USA, p. 1, 2007, DOI: 10.15607/RSS.2007.III.016.

[9] R. W. Wolcott and R. M. Eustice, "Visual localization within LIDAR maps for automated urban driving," *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Chicago, IL, USA, pp. 176-183, 2014, DOI: 10.1109/IROS.2014.6942558.

[10] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: part I," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, Jun. 2006, DOI: 10.1109/MRA.2006.1638022.

[11] C. Cadena et al., "Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, no. 6, pp. 1309-1332, Dec., 2016, DOI: 10.1109/TRO.2016.2624754.

[12] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, "Mobile robot localization by tracking geometric beacons," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 3, pp. 376-382, Jun. 1991, DOI: 10.1109/70.88147.

[13] G. Grisetti, C. Stachniss, and W. Burgard, "Improved Techniques for Grid Mapping With Rao-Blackwellized Particle Filters," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 23, no. 1, pp. 34-46, Feb. 2007, DOI: 10.1109/TRO.2006.889486.

[14] S. Kohlbrecher, O. von Stryk, J. Meyer, and U. Klingauf, "A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation," *2011 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics*, Kyoto, Japan, pp. 155-160, 2011, DOI: 10.1109/SSRR.2011.6106777.

[15] W. Hess, D. Kohler, H. Rapp, and D. Andor, "Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM," *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Stockholm, Sweden, pp. 1271-1278, 2016, DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487258.

[16] J. Zhang and S. Singh, "LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-time," *Robotics: Science and Systems*, Berkeley, CA, USA, pp. 1-9, 2014, DOI: 10.15607/RSS.2014.X.007.ss

[17] T. Shan and B. Englot, "LeGO-LOAM: Lightweight and Ground-Optimized Lidar Odometry and Mapping on Variable Terrain," *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Madrid, Spain, pp. 4758-4765, 2018, DOI: 10.1109/IROS.2018.8594299.

[18] T. Shan, B. Englot, D. Meyers, W. Wang, C. Ratti, and D. Rus, "LIO-SAM: Tightly-coupled Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping," *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 5135-5142, 2020, DOI: 10.1109/IROS45743.2020.9341176.

[19] W. Xu, Y. Cai, D. He, J. Lin, and F. Zhang, "FAST-LIO2: Fast Direct LiDAR-Inertial Odometry," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 38, no. 4, pp. 2053-2073, Aug. 2022, DOI: 10.1109/TRO.2022.3141876.

[20] C. Bai, T. Xiao, Y. Chen, H. Wang, F. Zhang, and X. Gao, "Faster-LIO: Lightweight Tightly Coupled Lidar-Inertial Odometry Using Parallel Sparse Incremental Voxels," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 4861-4868, DOI: 10.1109/LRA.2022.3152830.

[21] K. Katona, H.A. Neamah, and P. Korondi, "Obstacle Avoidance and Path Planning Methods for Autonomous Navigation of Mobile Robot," *Sensors*, vol. 24, no. 11, pp. 3573, DOI: 10.3390/s24113573.

[22] G.-Y. Song and J.-W. Lee, "Path Planning for Autonomous Navigation of a Driverless Ground Vehicle Based on Waypoints," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 20, no. 2, pp. 211-217, DOI: 10.5302/J.ICROS.2014.13.1961.

[23] T. Takasu and A. Yasuda, "Development of the low-cost RTK-GNSS receiver with an open source program package RTKLIB," *International Symposium on GNSS/GNSS*, Jeju, Korea, pp. 4-6, 2009, [Online], https://www.researchgate.net/publication/228811569_Development_of_the_low-cost_RTK-GPS_receiver_with_an_open_source_program_package_RTKLIB

[24] Kakao Mobility, Kakao Map REST API Documentation, [Online], https://developers.kakao.com/docs/latest/en/local/dev-guide, Accessed: Oct. 18, 2025.

[25] S. Lee and J.-H. Ryu, "Autonomous Vehicle Localization Without Prior High-Definition Map," IEEE Transactions on Robotics, vol. 40, pp. 2888–2906, 2024, DOI: 10.1109/TRO.2024.3392149.

[26] J. Fickenscher, S. Schmidt, F. Hannig, M. E. Bouzouraa, and J. Teich, "Path Planning for Highly Automated Driving on Embedded GPUs," *Journal of Low Power Electronics and Applications*, vol. 8, no. 4, pp. 35, DOI: 10.3390/jlpea8040035.

[27] V. Roberge and M. Tarbouchi, "Fast path planning for unmanned aerial vehicle using embedded GPU System,"*2017 14th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD),* Marrakech, Morocco, pp. 145-150, 2017, DOI: 10.1109/SSD.2017.8166929.

[28] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, "The dynamic window approach to collision avoidance," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 4, no. 1, pp. 23-33, Mar., 1997, DOI: 10.1109/100.580977.

[29] Z. Wei, S. Wang, K. Chen, and F. Wang, "ROS-Based Navigation and Obstacle Avoidance: A Study of Architectures, Methods, and Trends," Sensors, vol. 25, no. 14, pp. 4306, DOI: 10.3390/s25144306.

[30] D. H. Titterton and J. L. Weston, "Gyroscope technology 1," *Strapdown Inertial Navigation Technology*, 2nd ed. AIAA, 2004, ch. 4, pp. 59-114, DOI: 10.1049/PBRA017E.

[31] T. Gomes, D. Matias, A. Campos, L. Cunha, and R. Roriz, "A Survey on Ground Segmentation Methods for Automotive LiDAR Sensors," *Sensors*, vol. 23, no. 2, pp. 601, DOI: 10.3390/s23020601.

[32] X. Xu, L. Kong, H. Shuai, and Q. Liu, "FRNet: Frustum-Range Networks for Scalable LiDAR Segmentation," *IEEE Transactions on Image Processing,* vol. 34, pp. 2173-2186, DOI: 10.1109/TIP.2025.3550011.

[33] L. Kong, J. Ren, L. Pan, and Z. Liu, "LaserMix for Semi-Supervised LiDAR Semantic Segmentation," *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, Canada, pp. 21705-21715, Jun., 2023, DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.02079.

김 경 현

2020~현재 전북대학교 전자공학부(학사)

관심분야: Autonomous Navigation, RL, Robotics

양 현 웅

2020~현재 전북대학교 전자공학부(학사)

관심분야: Autonomous Navigation, VLA

김 동 훈

2021~현재 전북대학교 전자공학부(학사)

관심분야: Autonomous Navigation, Embodied-AI

조 형 기

2012 연세대학교 전기전자공학과(학사)

2020 연세대학교 전기전자공학과(박사)

2021~현재 전북대학교 전자공학부(부교수)

관심분야: SLAM, Robot Perception, Autonomous Navigation