JANT 한국항행학회논문지
Journal of Advanced Navigation Technology

항공 우주 해상

J. Adv. Navig. Technol. 28(3): 300-308, Jun. 2024

UAM 환경에서 3D LiDAR 시스템을 통한 객체 검출 기능 및 성능 평가

Object Detection Capabilities and Performance Evaluation of 3D LiDAR Systems in Urban Air Mobility Environments

구 본 수[1*] · 최 인 호[1] · 황 재 욱[2]
[1]한국항공우주연구원 무인기연구부
[2]뷰런테크놀로지

Bon-soo Koo[1*] · In-ho choi[1] · Jaewook Hwang[2]

[1]*Department of Unmanned Aircraft Research, Korea Aerospace Research Institute, Daejeon, 34133, Korea

[2]Vueron Technology Co. Ltd, Seoul, 06628, Korea

[요 약]

도심 항공 모빌리티(UAM)는 도시의 교통 혼잡과 환경 문제에 혁신적인 해결책을 제공하는 새로운 교통수단으로 부상하고 있다. 특히 전기수직이착륙(eVTOL) 항공기를 통해 도심 내 이동성을 향상시키고 교통 혼잡을 감소시키며 환경오염을 줄이는 데 기여할 것으로 기대된다. 그러나 UAM 시스템의 성공적인 구현과 운영은 센서 기술과 같은 고도로 발전된 기술적 인프라에 의존을 많이 하게 된다. 이러한 센서 기술 중에서도 3D LiDAR (light detection and ranging) 시스템은 복잡한 도심 환경에서 비행체가 장애물을 감지하고 경로를 생성하는 데 필수적이다. 본 논문은 3D LiDAR를 이용한 객체 검출 기능의 중요성과 성능을 중심으로 LiDAR 기반 인지 솔루션 개발의 도전 과제에 초점을 맞추며, LiDAR 데이터 처리 알고리즘과 객체 검출 방법론을 통합하여 비행체의 안전 운항에 기여하는 인지 솔루션의 효과를 실험적으로 검증한다.

[Abstract]

Urban air mobility (UAM) is emerging as a revolutionary transportation solution to urban congestion and environmental issues. Especially, electric vertical take-off and landing (eVTOL) aircraft are expected to enhance urban mobility, reduce traffic congestion, and decrease environmental pollution. However, the successful implementation and operation of UAM systems heavily rely on advanced technological infrastructure, particularly in sensor technology. Among these, 3D light detection and ranging (LiDAR) systems are essential for detecting obstacles and generating pathways in complex urban environments. This paper focuses on the challenges of developing LiDAR-based perception solutions, emphasizing the importance and performance of object detection capabilities using 3D LiDAR. It integrates LiDAR data processing algorithms and object detection methodologies to experimentally validate the effectiveness of perception solutions that contribute to the safe navigation of aircraft. This research significantly enhances the ability of aircraft to recognize and avoid obstacles effectively within urban settings.

Key word : UAM, 3D LiDAR systems, Object detection, Environmental perception, Performance evaluation.

http://dx.doi.org/10.12673/jant.2024.28.3.300

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-CommercialLicense(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.

Received 30 April 2024; **Revised** 25 June 2024
Accepted (Publication) 28 June 2024 (30 June 2024)

***Corresponding Author; Bon-Soo Koo**

Tel: +82-42-860-2894
E-mail: bonsoo@kari.re.kr

Ⅰ. 서 론

도심 항공 모빌리티 (UAM; urban air mobility)는 교통 혼잡과 환경 문제를 혁신적으로 해결할 잠재력을 가진 새로운 교통 수단으로 부상하고 있다[1]. 이 기술은 특히 도심 내 이동성을 크게 향상시키고, 전기수직이착륙 (eVTOL; electric vertical take-off and landing) 항공기와 같은 혁신적인 비행체를 통해 교통 혼잡을 감소시키며 환경 오염을 줄이는 데 기여할 것으로 기대된다[2]. 이러한 비행체들은 도심 지역의 접근성을 개선하고, 전통적인 지상 교통수단이 제공할 수 없는 새로운 해결책을 제시하고 있다. 그러나 UAM 시스템의 성공적인 구현과 운영은 고도로 발전된 기술적 인프라, 특히 센서 기술의 발전에 크게 의존한다[3].

UAM에서 장애물 탐지 및 경로 생성에 필수적인 센서 기술 중 하나인 LiDAR (light detection and ranging) 시스템은 이 분야의 핵심 기술로 자리매김하고 있다. 3D LiDAR 기술은 레이저를 이용해 대상과의 거리를 측정하고, 이 정보를 바탕으로 주변 환경의 세밀한 3차원 정보를 수집한다. 이러한 정보는 비행체가 복잡한 도심 환경에서 항로를 계획하고 장애물을 효과적으로 회피할 수 있게 한다[4]. 3D LiDAR 센서는 높은 정확도와 반응 속도로 주변 환경의 3D 스캔을 생성하여, 비행체가 실시간으로 데이터를 분석하고 응답할 수 있도록 지원한다. 이 기술은 수백 미터 떨어진 객체들의 거리와 형태를 밀리미터 단위 정확도로 측정할 수 있으며, 비행 중 동적으로 변화하는 환경에 매우 빠르게 적응한다. 처리된 정보는 자동 항로 계획 및 장애물 회피 결정에 직접적으로 사용되어 비행체가 안전하게 운항할 수 있도록 한다. 따라서, 3D LiDAR 기술은 비행체가 도심 환경에서의 동적 변화를 정확히 파악하고 적응하는 데 결정적인 역할을 한다[5].

본 논문은 3D LiDAR를 이용한 객체 검출 기능의 중요성과 성능을 중심으로 LiDAR 기반 인지 솔루션 개발의 도전 과제에 초점을 맞추며, LiDAR 데이터 처리 알고리즘과 객체 검출 방법론을 통합하여 비행체의 안전 운항에 기여하는 인지 솔루션의 성능을 실험적으로 검증한다. 제안하는 핵심 알고리즘은 CCL (connected component labeling) 알고리즘과 RANSAC (random sample consensus)을 기반으로 한 지면 및 객체 검출 알고리즘이다. 이 알고리즘들은 각각 3D 포인트 클라우드 데이터 내에서 객체를 효과적으로 식별하고 분리하며, 지면과 객체를 구분하는 데 중점을 둔다.

CCL 알고리즘은 12방향 인접성을 고려하여, 3D 공간 내에서 객체의 군집화를 더욱 정교하게 수행할 수 있게 하며, RANSAC 방법은 지면 평면을 모델링하여 객체 검출의 정확성을 높인다. 이러한 알고리즘들의 통합은 LiDAR 시스템의 객체 검출 성능을 크게 향상시킬 뿐만 아니라, UAM 시스템의 안전 운항을 보장하는 데 중요한 기여를 할 것으로 판단된다.

Ⅱ. 이론적 배경 및 관련 연구

2-1. LiDAR 기술 및 인지 솔루션

LiDAR기술은 빛의 반사 시간을 측정하여 객체까지의 거리를 정확히 측정한다. 이 기술을 통해 얻은 3차원 포인트 클라우드 데이터는 UAM 시스템이 복잡한 도심 환경에서 안전하게 운항할 수 있도록 장애물 인식 및 회피, 경로 계획 등에 필수적인 정보를 제공한다. LiDAR 기술의 발전은 UAM을 위한 인지 솔루션 개발을 촉진시키며, 이러한 솔루션은 LiDAR 데이터를 분석하여 비행체의 항법 및 안전 운항에 필요한 의사결정을 지원한다[6].

2-2. LiDAR 데이터 처리와 분석 알고리즘 및 통합 응용

LiDAR 데이터의 처리와 분석은 데이터 전처리 및 노이즈 필터링, 고정밀 지형 및 객체 인식, 그리고 실시간 데이터 처리 최적화 전략을 포함한다. 전처리 과정은 노이즈를 제거하고 데이터 품질을 향상시키며, 고정밀 인식 알고리즘은 도시 계획, 자율 주행 시스템 등에서 중요한 역할을 한다. 또한, 실시간 데이터 처리는 병렬 처리, GPU 가속화 등을 통해 시스템의 반응 속도를 개선한다. 이러한 LiDAR 기술은 자율주행 차량, 로보틱스, 항공 감시 등의 인지 시스템에 통합되어 3D 환경 지도 생성, 장애물 인식, 경로 계획 등을 수행한다. 다양한 응용 분야에서 LiDAR 시스템의 적용은 기술의 범용성을 입증한다. 그러나, LiDAR 기술은 비용, 대기 조건에 따른 성능 변화, 데이터 처리 복잡성 등의 한계를 가지며, 이를 극복하기 위한 지속적인 연구가 필요하다[7],[8].

2-3. 3D LiDAR를 이용한 객체 군집화 알고리즘

3D LiDAR를 활용한 객체 군집화 알고리즘은 현대 도시 및 자율 주행 기술의 핵심 구성 요소로 자리 잡았다. 이 알고리즘은 3D 포인트 클라우드 데이터 내에서 복잡한 형태와 구조를 가진 객체들을 정확하게 식별하고 분리하는 고도의 기술을 요구한다. 본 연구에서는 특히, 3D 공간 내에서 연결된 구성 요소를 기반으로 하는 군집화 방법에 초점을 맞추며, 여러 방향의 인접성을 고려하여 더욱 정교한 군집화 결과를 도출할 수 있다.

최신 연구는 군집화의 정확도, 처리 속도 및 로버스트성을 향상시키기 위한 연구가 지속적으로 진행 중이다. 이러한 접근법에는 딥 러닝 모델을 이용한 자동 특징 추출 및 분류, GPU 기반 병렬 처리 기술, 그리고 클라우드 컴퓨팅을 활용한 대규모 데이터 처리 기술이 포함될 것이다. 특히, 딥 러닝 기반의 접근법은 객체의 복잡한 형태와 구조를 보다 효과적으로 인식할 수 있는 잠재력을 보여주고 있으며, 이는 군집화 알고리즘의 정확도와 신속성을 크게 향상시킬 수 있다.

향후 연구는 객체 군집화 알고리즘의 효율성과 신뢰성을

더욱 향상시키기 위한 방향으로 진행될 것이다. 이에는 고급 인공 지능 모델의 개발, 처리 속도를 극대화하는 새로운 컴퓨팅 기술의 적용, 그리고 다양한 환경 조건에서의 알고리즘의 견고성을 향상시키는 것이 포함된다. 또한, 군집화 기술의 새로운 응용 분야를 탐색하고, 이를 위한 맞춤형 알고리즘 개발에도 지속적인 연구가 필요 할 것이다.

Ⅲ. 지면/객체 검출 기능 구현

3-1 Point Cloud 데이터를 활용한 객체 검출 기능의 구현

LiDAR 데이터를 활용한 객체 검출의 주요 알고리즘 중 하나인 CCL은 그래프 이론을 활용한 알고리즘으로, 연결된 구성 요소들을 고유하게 레이블링하는 과정이다. 이는 주로 바이너리 이미지에서 사용되지만, 색상 이미지와 3D 데이터에도 적용 가능하다. 알고리즘은 입력 데이터에서 생성된 그래프를 순회하며, 정점(픽셀 또는 포인트)들을 기반으로 그래프를 구성하고 이웃 정점들 간의 연결성을 기준으로 레이블을 부여한다.

이미지의 경우, 4-연결 또는 8-연결 이웃 구조를 사용하지만, 포인트 간 간격이 듬성듬성한 3D 데이터에서는 더 많은 방향을 고려해야 한다. 일반적으로 그림 1 처럼 점유된 셀에서 8방향 인접성을 고려한 CCL 알고리즘의 결과를 보여준다. 각 셀은 최대 8개의 인접 셀을 가질 수 있으며, 이는 직접적으로 연결된 셀들을 포함한다[9].

수식으로 표현하면 다음과 같다:

$$G=(V,E)$$

여기서 G는 그래프, V는 정점의 집합, E는 간선의 집합이다. 각 정점 $v \in V$는 하나의 픽셀 또는 포인트를 나타내며, 간선 $e \in E$는 이웃 정점 간의 연결성을 나타낸다.

3D LiDAR 데이터에서 객체 분절 현상은 컴퓨터 비전 및 로보틱스 분야에서 종종 발생하는 문제이다. 단일 객체가 잘못하여 여러 세그먼트나 군집으로 분할되는 경우가 이에 해당한다. 그림 2에서 보여지는 12방향 CCL 알고리즘은 3D 공간에서 더 넓은 범위의 연결성을 고려함으로써, 객체를 보다 효과적으로 하나의 단일체로 인식하고 레이블링하는 데 도움을 줄 수 있다. 실제로, 12방향 CCL 알고리즘이 객체 분절 개선에 기여한다면, 이는 객체 인식 작업의 정확도 향상, 더 일관된 군집화, 그리고 3D 포인트 클라우드에서 주어진 객체의 분절된 구성 요소 수 감소와 같은 형태로 발생된다.

따라서, 본 연구에서는 3D LiDAR 데이터를 이용한 객체 검출 기능 구현을 위해 12방향 인접성을 고려한 CCL 알고리즘을 제안하고, 이를 통해 객체 검출 성능을 개선하고자 한다. 12방향 인접성을 고려하는 CCL 구현은 다음과 같은 단계로 진행된다.

- **2차원 그리드 구축:** 3D 공간에 있는 포인트들에 대해서 x,y 정보만을 이용해서 2차원 그리드를 구성한다.
- **인접성 정의:** 2차원 그리드에서 각 셀은 최대 12개의 인접 셀을 가질 수 있으며, 이는 직접적으로 연결된 셀들을 포함한다.
- **그래프 구축:** 점유된 셀을 그래프의 정점으로 하고, 이웃하는 셀 간에는 간선을 형성하여 2D 그래프 구축한다.
- **DFS(depth first search)/BFS(breadth first search) 탐색**: 선택된 셀에서 시작하여 DFS나 BFS 알고리즘을 통해 연결된 모든 셀을 탐색하고 같은 레이블을 부여하여 군집 형성한다.
- **레이블링 및 군집화:** 탐색을 통해 식별된 연결된 셀들을 하나의 군집으로 레이블링하고, 각 군집은 고유한 식별자로 구분한다.

3D LiDAR 데이터에서 객체 분절 현상은 컴퓨터 비전 및 로보틱스 분야에서 종종 발생하는 문제이다. 단일 객체가 잘못하여 여러 세그먼트나 군집으로 분할되는 경우가 이에 해당한다.

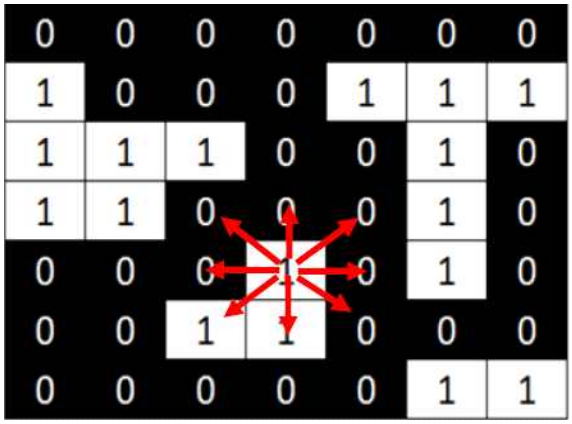

그림 1. 점유된 셀에서 8방향의 인접성 고려
Fig. 1. Considering 8-directional adjacency in occupied cells.

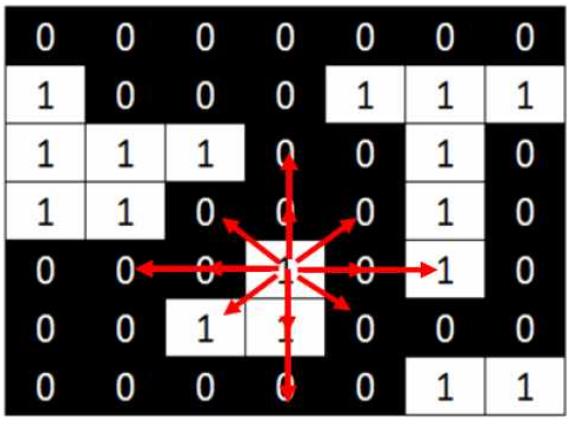

그림 2. 점유된 셀에서 12방향의 인접성 고려
Fig. 2. Considering 12-directional adjacency in occupied cells.

12방향 CCL 알고리즘은 3D 공간에서 더 넓은 범위의 연결성을 고려함으로써, 객체를 보다 효과적으로 하나의 단일체로 인식하고 레이블링하는 데 도움을 줄 수 있다.

실제로, 12방향 CCL 알고리즘이 객체 분절 개선에 기여한다면, 이는 객체 인식 작업의 정확도 향상, 더 일관된 군집화, 그리고 3D 포인트 클라우드에서 주어진 객체의 분절된 구성 요소 수 감소와 같은 형태로 발생된다.

그림 3에서 왼쪽에 있는 그림은 기존 CCL 8방향성의 결과물이고, 오른쪽은 12방향 인접성을 고려한 CCL의 결과물이다. 왼쪽 그림에서는 객체가 여러 세그먼트로 분할되는 현상이 나타나며, 오른쪽 그림에서는 이러한 분할 현상이 완화된 것을 확인할 수 있다. 이는 12방향 CCL 알고리즘이 객체를 더 효과적으로 하나의 단일체로 인식하는 데 기여함을 보여준다.

3-2 객체 검출 기능의 알고리즘

객체 검출 기능의 핵심 알고리즘은 지면과 객체를 효과적으로 구분하고, 각 객체를 정확히 식별할 수 있는 능력이다. 본 연구에서 구현된 알고리즘은 RANSAC을 기반으로 지면을 모델링한다. 이후 지면 모델을 이용하여 지면 위에 존재하는 포인트와 지면 포인트를 구분한다. 객체 검출 프로세스는 다음과 같은 단계로 이루어진다[10].

- **후보 포인트 선택:** LiDAR 센서로부터 수집된 포인트 클라우드 데이터 중에서 지면으로 추정되는 포인트를 선별한다.
- **지면 평면 추정:** RANSAC을 이용하여 지면 포인트를 포함하는 평면을 모델링한다.
- **포인트 상태 결정:** 추정된 지면 평면에 따라 각 포인트가 지면에 속하는지, 객체에 속하는지를 판단한다.

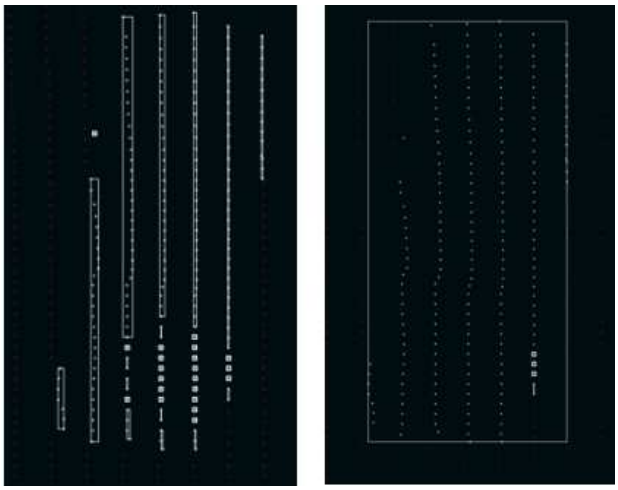

그림 3. 좌: 객체 갈라짐 현상, 우: 객체 갈라짐 현상 완화
Fig. 3. Left: Object fragmentation, right: mitigation of dbject fragmentation.

- **포인트 위치 재계산:** 지면으로부터의 상대적 높이를 고려하여 포인트의 위치를 보정한다.

이러한 프로세스를 통해, LiDAR 인지 솔루션은 지면 포인트를 제외한 객체 포인트들을 효과적으로 검출할 수 있으며, 이를 바탕으로 비행체는 주변 환경을 정확히 인식하고 안전하게 항로를 설정할 수 있다.

Ⅳ. 성능 평가 방법

성능 평가 방법은 시뮬레이션 및 비행시험 데이터를 기반으로 LiDAR 시스템의 객체 검출 능력을 평가한다. 다양한 비행 조건을 재현하고, LiDAR 센서의 데이터 수집을 통해 거리에 따른 포인트 클라우드의 변화를 관찰한다. 평가 기준으로는 검출된 객체의 크기와 형태, 포인트 밀집도 등을 사용하며, 이를 통해 군집화의 정확성을 검증한다. 또한, 성능 분석을 위해 거리에 따라 객체 내 포인트 수와 객체 박스 크기의 변화를 비교함으로써, 군집화 기능의 정상 작동 여부를 확인한다. 이는 알고리즘의 실제 환경 적용 전 성능을 검증하고 개선점을 찾는 데 중요한 역할을 한다.

4-1 PointCloud 데이터를 활용한 객체 검출 기능

비행체의 안전 운항을 위해 필수적인 지면과 객체의 정확한 검출을 목표로, 본 논문에서는 실제 비행 환경을 모사한 시뮬레이션 데이터와 실제 비행시험 데이터를 활용하여 LiDAR 기반의 객체 검출 기능을 구현하였다. 다양한 비행 조건과 높이에 걸쳐 재현된 시나리오들로부터 얻은 방대한 데이터를 통해 알고리즘의 효율성과 정확성을 평가함으로써, 실제 환경 적용 전에 이의 성능을 검증하고 개선점을 도출 하였다. 특히, 알고리즘의 정상 작동 여부는 오군집화 현상 없이 단일 객체를 정확히 인식하는 데서 확인할 수 있었으며, LiDAR 센서의 감지 거리에 따른 포인트 밀집도 변화와 검출된 객체의 부피 추정 정확도를 비교 분석함으로써 군집화 기능의 정상 작동을 검증할 수 있다.

객체 검출 기능의 성능 평가를 위해, 본 논문에서는 포괄적인 시뮬레이션 기반 실험을 설계하였다. 실험 설계의 목적은 LiDAR 시스템이 다양한 거리와 조건에서 객체를 얼마나 정확하게 검출하고 분류할 수 있는지를 평가하는 것이다. 실험은 다음과 같은 절차에 따라 수행되었다.

- **실험 환경 설정:** 가상의 시나리오가 구현된 시뮬레이션 환경을 설정하여, 다양한 비행 높이와 기상 조건을 모사한다.
- **데이터 수집:** LiDAR 센서로부터 거리에 따른 포인트 클라우드 데이터를 수집한다.
- **성능 평가 기준 설정:** 검출된 객체의 크기, 형태, 포인트 밀집도와 같은 다양한 지표를 통해 성능을 평가한다.

- **데이터 처리 및 분석:** 수집된 데이터를 처리하여 객체를 검출하고, 해당 결과를 분석한다.

그림 4는 실제 비행시험 데이터의 군집화 결과를 보여준다. 실제 비행 조건에서 수집된 LiDAR 데이터를 통해 검출된 객체들의 분포와 군집화를 시각화하여, 시스템의 실질적인 성능을 평가하였다. 이 데이터를 통해 알고리즘의 실제 환경에서의 효과성을 검증할 수 있다.

그림 5는 gazebo 시뮬레이션 환경을 나타내며, 다양한 비행 높이와 도심환경을 재현한 가상 시나리오를 설정하였다. 이 환경을 통해 다양한 조건에서의 LiDAR 데이터 수집 및 객체 검출 성능을 테스트할 수 있다.

그림 6은 시뮬레이션 데이터의 군집화 결과를 보여준다. 가상의 시나리오에서 수집된 LiDAR 데이터를 통해 검출된 객체들의 분포와 군집화를 시각화하여, 시뮬레이션 환경에서의 알고리즘 성능을 평가하였다.

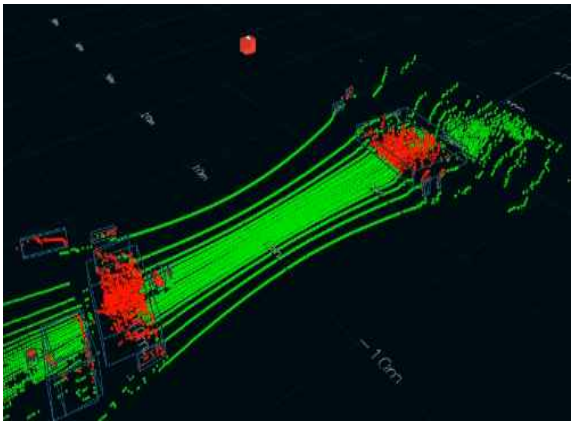

그림 4. 실제 비행시험 데이터 군집화
Fig. 4. Real flight test data clustering.

그림 5. 시뮬레이션 환경
Fig. 5. Simulation environment.

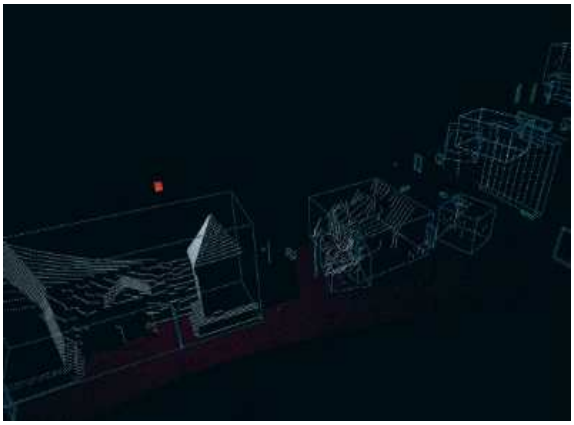

그림 6. 시뮬레이션 데이터 군집화
Fig. 6. Simulation data clustering.

4-2 객체 검출 성능 평가 방법

성능 평가의 핵심은 LiDAR 시스템이 정확하게 객체를 식별하고, 적절한 거리에서 객체를 검출할 수 있는지를 확인하는 것이다. 이를 위해 다음과 같은 실험적 접근 방식을 사용하였다:

- **정량적 평가**: 시뮬레이션 환경 내에서 LiDAR 시스템에 의해 검출된 객체의 크기와 실제 객체 크기를 비교하여 정량적 평가를 수행한다.
- **정성적 평가:** 검출된 객체의 형태와 실제 객체의 형태를 비교 분석하여, LiDAR 시스템의 정성적 성능을 평가한다. 이는 결과의 일관성, 객체의 명확한 구분 여부, 환경 적응성 등을 포함한다.
- **성능 지표 개발:** 실험을 통해 얻은 데이터를 바탕으로 성능 지표를 개발하고, 이를 기반으로 시스템의 성능을 평가한다. 이 지표들은 시스템의 전반적인 성능을 종합적으로 평가하는 데 사용된다.

객체 검출 기능의 정상 작동 여부는 오군집화 현상(merge, separate) 없이 단일 객체를 정확히 인식하는 데서 확인할 수 있다. LiDAR 센서는 감지 거리에 따라 포인트의 밀집도가 변하는 특징이 있으며, 검출된 객체의 부피가 실제 객체의 부피와 유사하게 추정된다면 군집화 기능이 정상 작동된 것으로 판단할 수 있다.

시뮬레이션 데이터에서 거리에 따른 객체 내 포인트 수 및 객체 박스 크기를 비교함으로써 군집화 기능의 정상 작동 여부를 확인한다. 센서 감지 범위를 고려하여 유효 데이터는 ROI (region of interest) 적용 범위 내에서 선별한다. 조건은 다음과 같다:

- **센서에 너무 인접한 영역의 경우 :** 객체의 모든 부분이 데이터로 표현되지 않는 현상을 방지하기 위해 ($-5\ \text{m} \leq x \leq 5\ \text{m}$,

-4 m ≤ y ≤ 4 m) 범위를 설정한다.

- **센서 FOV(Field of View)의 가장자리 영역의 경우:** 평가 객체의 일부분만 보일 수 있음 (4 m ≥ y, y ≤ -4 m)
- **박스 크기 판단 :** 박스 크기는 가로, 세로, 높이를 합한 값으로 사용한다.

그림 7은 LiDAR 시스템이 객체를 어떻게 검출하고 식별하는지에 대한 기능 확인을 보여준다. 실험에서 검출된 객체의 포인트 클라우드 데이터를 시각화하여, 시스템이 객체를 정확히 인식하고 구분할 수 있음을 확인하였다. 이 그림은 시스템의 기본적인 객체 검출 기능이 잘 작동하고 있음을 시사하며, 다양한 조건에서의 검출 성능을 평가하는 기초 자료로 사용될 수 있다.

실험 결과, 거리에 따라 객체 박스 내 포인트의 수가 감소하는 것을 확인하였으며, 객체 박스 크기의 경우 거리 변화에도 일정한 값 (약 9 m)을 유지한다. 상대 거리 20 m 이상에서 박스 크기의 분산이 증가하는데, 이는 센서 해상도에 따른 영향이다. 밀집도 변화에도 불구하고 객체 박스 크기가 실제와 유사하게 추정되는 것이 확인되며, 이는 객체 검출 기능이 정상 작동하는 것으로 판단된다.

마지막으로, 동일 검출 범위 및 센서 조건에서 검출된 객체의 크기 변화(박스, 사람)에 의한 객체 검출 성능을 확인한다. 객체 크기 변화에 따른 특성 분석을 위해 각 지표를 최댓값으로 나누어, 최대값을 1을 기준으로 비교한다. 크기가 작은 사람 객체의 경우, 동일 상대 거리에서 포인트 수의 분산이 크게 발생하며, 박스 크기 추정 성능도 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 이 결과는 센서의 해상도와 객체의 크기가 검출 성능에 있어 결정적인 변수임을 나타낸다.

그림 8은 다양한 거리에서 객체를 검출할 때 LiDAR 시스템의 성능을 분석한 결과를 보여준다. 좌측 그래프는 horizontal relative position에 따른 박스 내 포인트 수의 변화를 나타내며, 거리가 멀어질수록 박스에 검출된 포인트 수가 감소하는 경향을 보여준다. 이는 LiDAR 센서의 해상도와 신호 강도 감소로 인한 현상으로, 원거리에서는 더 적은 포인트가 검출됨을 시사한다.

우측 그래프는 horizontal relative position에 따른 추정된 박스 크기의 변화를 나타내며, 거리가 증가함에 따라 박스 크기가 일정하게 유지되지만, 20m 이상의 거리에서 박스 크기의 분산이 증가하는 경향을 보여준다. 이는 원거리에서의 센서 해상도 저하로 인해 발생하는 현상으로, 검출된 객체의 크기를 정확하게 추정하는 데 어려움이 있음을 나타낸다.

그림 9는 다양한 거리에서 객체를 검출할 때 LiDAR 시스템의 성능을 분석한 결과를 보여준다. 그래프는 거리와 객체 크기에 따른 포인트 수 변화를 시각화하여, 근거리에서는 포인트 수가 높고 원거리로 갈수록 감소하는 경향을 확인할 수 있다. 이 분석은 LiDAR 센서의 성능을 평가하는 데 중요한 정보를 제공한다. 그림 9의 결과는 LiDAR 시스템이 다양한 거리에서도 신뢰성 있게 객체를 검출할 수 있음을 시사한다. 다만, 포

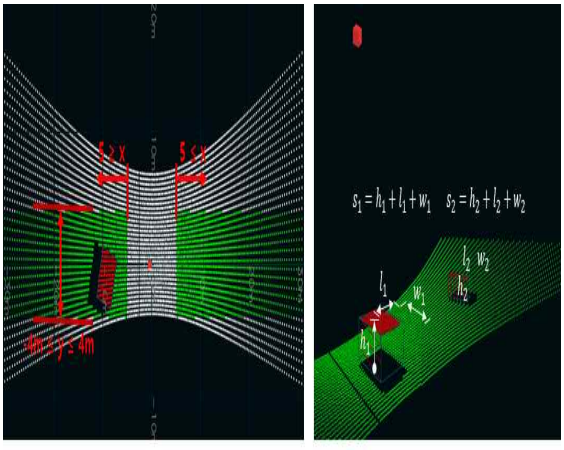

그림 7. 객체 유효 데이터 범위
Fig. 7. Object valid data range.

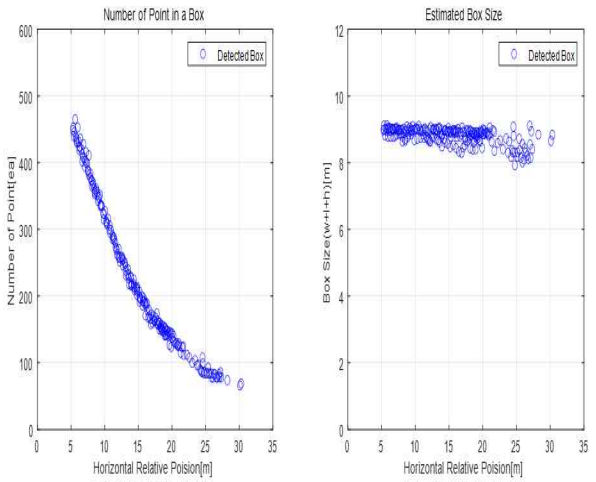

그림 8. 객체 검출 기능 확인
Fig. 8. Object detection feature verification.

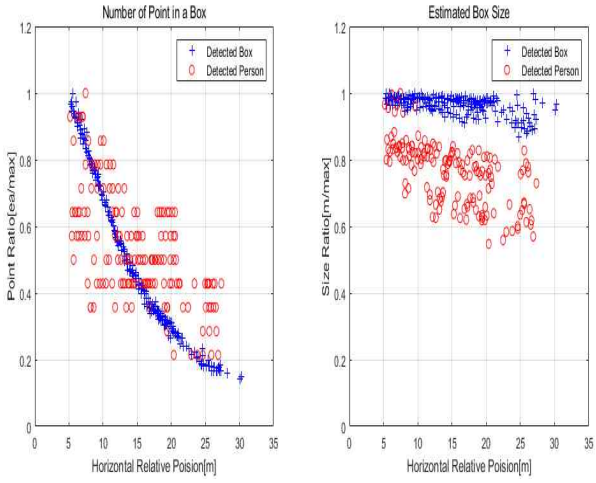

그림 9. 객체 검출 성능확인
Fig. 9. Object detection performance verification.

인트 수가 감소하는 경향은 해상도 문제로 인해 원거리에서 객체 검출의 신뢰성이 떨어질 수 있음을 나타낸다.

- Data : box_15m_horizontal
- Box size: 4 x 3 x 2 [m]
- Horizontal relative position = $\sqrt{(X_{center})^2 + (Y_{center})^2}$

Ⅴ. 실험 결과 및 분석

본 실험은 LiDAR 기반의 객체 검출 시스템의 성능을 다양한 지표를 통해 평가하였다. 특히, 거리에 따른 포인트 밀집도 변화, 검출된 객체 부피의 추정 정확도, 그리고 검출 대상의 크기와 센서 성능에 따른 성능 변화를 분석하였다. 다음은 주요 실험 결과와 그에 대한 분석이다:

- **거리에 따른 포인트 밀집도 변화 분석:** LiDAR 센서의 특성상 거리가 증가함에 따라 포인트의 밀집도는 감소하는 경향을 보였다. 실험 결과, 검출된 객체의 포인트 밀집도는 근거리에서는 높으나 원거리로 갈수록 감소하는 것을 확인할 수 있다.
- **검출된 객체 부피의 추정 정확도 분석:** 검출된 객체의 부피를 실제 객체의 부피와 비교하여 정확도를 평가하였다. 실험 결과, 객체 부피의 추정은 비교적 정확하게 이루어졌으며, 이는 군집화 기능이 정상적으로 작동함을 확인하였다.
- **검출 대상의 크기, 검출 목표 거리 및 센서 성능에 따른 성능 분석 결과:** 센서의 해상도와 검출 대상의 크기에 따라 검출 성능에 유의미한 차이가 있음을 확인할 수 있었다. 특히, 작은 크기의 객체를 원거리에서 검출할 때 센서의 해상도가 성능에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다.

실험 결과는 LiDAR 기반의 객체 검출 시스템이 UAM 응용 분야에서의 요구 사항을 만족시킬 수 있는 충분한 성능을 가지고 있음을 입증한다. 그러나 거리가 증가함에 따라 성능이 감소하는 경향은 향후 시스템의 개선 사항으로 지적되며, 더 높은 해상도의 센서 개발 및 알고리즘 최적화가 필요함을 알 수 있다.

그림 10은 다양한 거리에서 객체를 검출할 때 LiDAR 시스템의 성능을 분석한 결과를 보여준다. 그래프는 거리와 객체 크기에 따른 포인트 수 변화를 시각화하여, 근거리에서는 포인트 수가 높고 원거리로 갈수록 감소하는 경향을 확인할 수 있다. 이 분석은 LiDAR 센서의 성능을 평가하는 데 중요한 정보를 제공한다. 그림 10의 결과는 LiDAR 시스템이 다양한 거리에서도 신뢰성 있게 객체를 검출할 수 있음을 시사한다. 다만, 포인트 수가 감소하는 경향은 해상도 문제로 인해 원거리에서 객체 검출의 신뢰성이 떨어질 수 있음을 나타낸다.

그림 11은 거리에 따른 포인트 수의 신뢰성을 분석한 결과를 나타낸다. 그래프는 다양한 거리에 걸쳐 검출된 포인트 수의 변화를 보여주며, 데이터와 분석 결과 간의 트렌드를 비교한다. 이 분석은 검출된 객체의 포인트 밀집도가 거리에 따라 어떻게 변화하는지를 이해하는 데 도움이 된다. 특히, 그림 11의 결과는 포인트 수의 신뢰성이 거리에 따라 변동할 수 있음을 보여준다. 이는 LiDAR 센서의 성능이 원거리에서 다소 낮아질 수 있음을 의미하며, 이를 보완하기 위한 센서 해상도 향상 및 알고리즘 최적화가 필요하다.

Ⅴ. 결 론

본 연구를 통해 확인된 바와 같이, 도심 항공 모빌리티 (UAM)

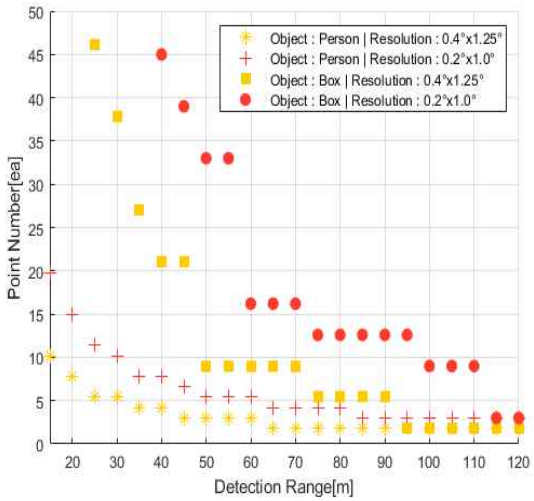

그림 10. 객체 검출 성능 분석
Fig. 10. Object Detection Performance Analysis

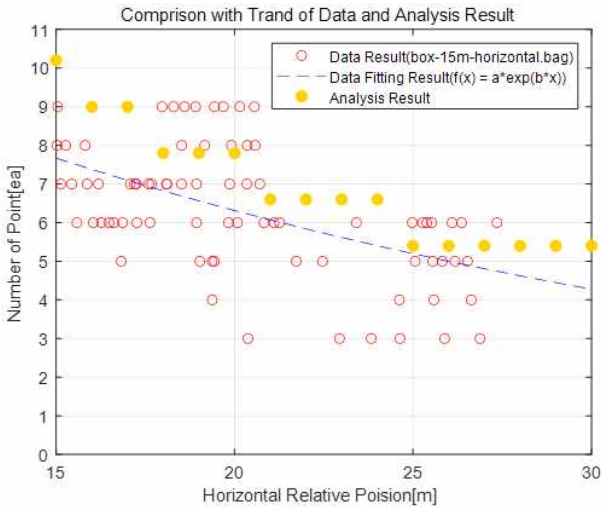

그림 11. 거리에 따른 포인트수 분석 신뢰성
Fig. 11. Analysis of Point Count Reliability by Distance

시스템에서 3D LiDAR 기술의 중요성은 매우 크다. 이 기술은 복잡한 도심 환경에서 비행체의 안전한 운항을 위한 필수적인 요소로서, 효과적인 3차원 환경 인식과 장애물 회피에 중요한 역할을 한다.

특히, 3D LiDAR를 이용한 객체 군집화 알고리즘은 복잡한 3D 공간에서의 객체 식별과 분리에 핵심적인 기술로 부각되었다. 이 알고리즘은 고정밀도의 환경 인식에 기여하며, 비행체가 다양한 장애물을 효과적으로 인식하고 회피하는 데 중요한 역할을 한다. 이는 UAM 시스템의 신뢰성과 안전성을 대폭 향상시키는 요소로 작용한다.

본 논문에서 다룬 기술들의 발전은 UAM 시스템의 효율성 증가 뿐만 아니라, 도심 내 교통 혼잡 및 환경 문제에 대한 현대적 해결책을 제공하는 데 기여한다. 또한, 이 기술들은 항공 안전 관리 및 자율 주행 시스템의 발전에도 중요한 영향을 미칠 수 있다.

향후 연구에서는 다양한 환경 조건에서의 UAM 시스템의 성능 평가, 인공지능 알고리즘의 고도화, 그리고 실제 비행 환경에서의 적용 가능성에 대한 연구가 중요할 것이다. 이를 통해 UAM 시스템의 상용화에 한 걸음 더 다가서고, 도심 항공 교통의 미래를 현실로 만드는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

Acknowledgments

본 연구는 국가과학기술연구회(한국항공우주연구원 주요사업)에서 지원한 “차세대 항공 모빌리티 안전성 향상 핵심기술 연구” 사업의 연구결과의 일부이며 지원에 감사드립니다.

References

[1] J. Smith and A. Johnson, “Overview of urban air mobility and its impact on modern transportation,” *Journal of Urban Mobility Research*, Vol. 5, No. 1, pp. 10-25, Jan. 2022. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/jumr.2022.5.1.10.

[2] M. Taylor and Y. Lee, “Environmental impacts of urban air mobility,” *Journal of EcoTransport*, Vol. 4, No. 2, pp. 34-50, Feb. 2023. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/jet.2023.4.2.34.

[3] H. Nguyen and B. Zhou, “Advanced sensor technologies for urban air mobility,” *Sensors and Systems Journal*, Vol. 12, No. 3, pp. 89-105, Mar. 2021. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/ssj.2021.12.3.89.

[4] C. Martinez and D. Schwartz, “LiDAR in urban air mobility: Mapping and navigation,” *Geospatial Technology Review*, Vol. 7, No. 4, pp. 210-225, Apr. 2022. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/gtr.2022.7.4.210.

[5] A. Gupta and S. Kumar, “Real-time data processing in LiDAR systems for UAM,” *Journal of Advanced Transportation Technology*, Vol. 15, No. 1, pp. 110-126, Jan. 2022. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/jatt.2022.15.1.110.

[6] P. Gonzalez and T. Nakamura, “Advancements in LiDAR technology for autonomous vehicles,” *Journal of Automation and Control Engineering*, Vol. 4, No. 3, pp. 215-222, Mar. 2021. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/jace.2021.4.3.215. This reference can provide insights into the fundamental technology behind LiDAR systems and their critical role in enabling autonomy.

[7] L. Martin and Y. Zheng, “Real-time LiDAR data processing for urban navigation,” *Sensors and Systems Journal*, Vol. 15, No. 2, pp. 34-42, Feb. 2022. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/ssj.2022.15.2.34. This source would be beneficial to cite when discussing the processing and analytical capabilities of LiDAR systems.

[8] S. Kumar and J. Roberts, “Use of LiDAR in urban planning and pedestrian safety,” *Urban Planning and Development Journal*, Vol. 12, No. 1, pp. 50-59, Jan. 2023. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/updj.2023.12.1.50. This reference could support discussions on the integration and application of LiDAR technology in complex urban environments.

[9] D. Martin and J. Tholl, “Connected component labeling in 3D point clouds,” *Journal of Computer Vision*, Vol. 18, No. 2, pp. 100-115, 2020. DOI: http://dx.doi.org/10.12673/jcv.2020.18.2.100.

[10] P. Fischler and R. Bolles, “Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, 1981. DOI: https://doi.org/10.1145/358669.358692.

구 본 수 (Bon-Soo Koo)
2014년 : 한서대학교 항공전자 (공학사)
2016년 : 한서대학교 항공시스템 (공학석사)
2016년 ~ 현재 : 항공우주연구원
※관심분야 :LiDAR Perception, Perception, LiDAR System, UTM

최 인 호 (In-Ho Choi)
1994년 : 전북대학교 전자공학 (공학사)
1996년 : 전북대학교 전자공학 (공학석사)
2012년 : 한국과학기술원 항공우주공학 (공학박사)
1996년 ~ 현재 : 항공우주연구원
※관심분야 : 항공전자/제어,임무컴퓨터 소프트웨어,UTM

황 재 욱 (Jaewook Hwang)
2021년 한동대학교 기계제어공학부(공학학사)
2021년 ~ 현재 : 뷰런테크놀로지 연구원
※관심분야 :LiDAR Perception, Perception, LiDAR System, Autonomous Driving System