JDCS
디지털콘텐츠학회논문지
Journal of Digital Contents Society
Vol. 27, No. 10, pp. 2999-3012, Oct. 2026

Check for updates

바닥지향 LiDAR 기반 사족보행 로봇의 강건한 LIVO를 위한 필터-보존 분리형 보강 기법(FPD-LIVO)

서 화 현[1] · 엄 태 원[2*]
[1]전남대학교 데이터사이언스대학원 석사과정 [2]전남대학교 데이터사이언스대학원 교수

Filter-Preserving Decoupled Augmentation for Robust LIVO on Quadruped Robots with Floor-Grazing LiDAR

Hwa-Hyun Seo[1] · Tai-Won Um[2*]
[1]Master's Course, Graduate School of Data Science, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea
[2]Professor, Graduate School of Data Science, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

[요 약]

본 논문은 바닥지향 LiDAR와 전방 RGB-D 카메라를 탑재한 사족보행 로봇의 LiDAR-관성-시각 주행추정(LIVO)을 위한 필터-보존 분리형 보강 기법(FPD-LIVO)을 제안한다. 본 구성에서는 초기 수직축 오정렬, 수평 퇴화, 전진 스케일 과소추정이 나타났고, 광도 기반 시각 보정을 필터 상태에 직접 결합하면, 부정확한 보정이 상태와 지도에 누적되어 궤적을 발산시켰다. 제안 기법은 LiDAR-관성 주행추정 코어를 유지한 채 바닥-법선 레벨링, 절대 수평 앵커, 분리형 전진-교체, RGB-D 비전-전진 융합의 네 모듈을 초기 정렬·출력 포즈 계층에만 배치하여 필터·지도에 되먹임하지 않는다. Unitree Go2에서 수집한 센서 데이터의 결정론적 오프라인 재생 실험에서 바닥 기울기 오차는 9.34 °에서 0.42 °로, 루프 복귀 오차는 0.9~1.9 m에서 0.04~0.19 m로, 벽 접근 전진 오차는 13%에서 4%로 감소하였고, 메모리 증가는 비전-전진 융합 제외 구성 대비 약 5%였다. 평가는 6자유도 기준 궤적 대신 외부 기하 기준(줄자·타일 격자) 국소 정확도로 한정하였다.

[Abstract]

This study proposes a filter-preserving decoupled augmentation for robust light detection and ranging (LiDAR)-inertial-visual odometry (FPD-LIVO). This is a filter-preserving decoupled augmentation for LIVO on a quadruped robot with a floor-facing LiDAR and a front red, green, and blue-depth (RGB-D) camera. This setup suffers vertical-axis misalignment, horizontal degeneracy, forward-scale underestimation, and divergence under tightly-coupled photometric updates. FPD-LIVO keeps the LiDAR-inertial odometry core intact, confining floor-normal leveling, absolute horizontal anchoring, decoupled forward replacement, and RGB-D vision-forward fusion to the initialization and output-pose layers, outside the filter and map. An offline replay using a Unitree Go2 showed a reduction in the floor tilt from 9.34° to 0.42°, loop return error from 0.9–1.9 m to 0.04–0.19 m, and wall-approach forward error from 13% to 4%, requiring only about 5% higher peak memory than that without a vision-forward fusion. Evaluation relies on local accuracy measured using tape and tile-grid references rather than a six degrees-of-freedom ground-truth trajectory.

색인어 : 사족보행 로봇, SLAM 퇴화, LIVO, 필터-보존, 분리형 포즈 보정
Keyword : Quadruped Robot, SLAM Degeneracy, LIVO, Filter-Preserving, Decoupled Pose Correction

http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2026.27.10.2999

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 15 July 2026; **Revised** 27 August 2026
Accepted 15 September 2026

***Corresponding Author; Tai-Won Um**
Tel: +82-62-530-5794
E-mail: stwum@jnu.ac.kr

Ⅰ. 서 론

사족보행 로봇은 계단, 비정형 지면, 협소 통로 등 바퀴형 로봇이 진입하기 어려운 공간을 안정적으로 주행할 수 있다. 이러한 강점으로 물류 창고 점검, 재난 현장 탐색, 플랜트 정기 순찰 등 여러 산업 현장으로 활용 범위를 넓히고 있다. 사족보행 로봇이 복잡한 환경에서 자율 임무를 수행하기 위해서는 실시간으로 자신의 위치를 추정하고 주변 지도를 작성하는 동시적 위치 추정 및 지도 작성(SLAM; simultaneous localization and mapping) 기술이 필수적이다.

최근 출시되는 많은 상용 사족보행 로봇 플랫폼들은 소형화 및 통합 설계를 위해 LiDAR(light detection and ranging) 센서를 본체 하단 또는 머리 하측(chin-mounted)에 내장하는 방식을 채택하고 있다[1]. 이러한 바닥지향(floor-grazing/ground-pointing) LiDAR 구성은 로봇 바로 앞의 사각지대를 최소화하고 지형 외곽선을 정밀하게 파악할 수 있어, 장애물 회피와 안정적인 보행 제어(locomotion control)에 유리하다는 장점이 있다(그림 1). 그러나 이는 SLAM 관점에서 구조적 난제를 야기한다. 대부분의 기존 SLAM 기법은 수직 구조물(벽, 기둥 등)을 폭넓게 관측할 수 있는 수평 또는 상향 지향 센서를 전제로 설계된 반면, 바닥지향 구성은 관측 데이터가 지면이라는 단일 평면에 편중되므로 특정 방향의 기하 정보가 결핍되는 퇴화(degeneracy) 현상을 야기하며, 결과적으로 자세와 위치 추정의 정확도를 심각하게 저하시킨다.

이러한 퇴화를 완화하는 대표적 접근은 LiDAR가 관측하지 못하는 방향의 기하 정보를 다른 센서로 보완하는 다중 센서 융합이다. 다양한 SLAM 알고리즘 중 FAST-LIVO2는 LiDAR, 관성 측정 장치(IMU; inertial measurement unit), 카메라 데이터를 단일 프레임워크 내에서 긴밀히 융합하는 대표적인 LiDAR-관성-시각 주행추정(LIVO; LiDAR-inertial-visual odometry) 기법으로, 드론 및 핸드헬드 플랫폼을 기준으로 높은 정확도와 연산 효율을 달성하였다[2]. 한편 사족보행 로봇은 보행 시 발생하는 고주파 진동과 갑작스러운 움직임으로 인해 단일 센서만으로는 안정적인 상태 추정이 어렵다. 따라서 LiDAR, IMU, 비전의 상호 보완성을 극대화한 FAST-LIVO2는 사족보행 로봇의 강건한 주행을 구현하는 데 유망한 적용 후보이다.

그러나 바닥지향 센서 구성의 사족보행 플랫폼에 FAST-LIVO2를 원형 그대로 적용한 본 실험에서는 초기 자세 및 세계 수직축 정렬 오류, 수평면 내 위치 퇴화, 몸체 전진 방향의 스케일 과소추정이 동시에 관측되었다. 이는 그림 1과 같이 LiDAR 점군이 바닥면이라는 단일 평면에 집중되어 수평, 전진 방향의 기하 구속이 약화된 결과로 볼 수 있다. 또한 LiDAR 지도점이 바닥 영역에 편중되고 영상 텍스처와 시차가 충분하지 않은 조건에서는 광도 기반 시각-관성 주행추정(VIO; visual-inertial odometry)의 시각 갱신도

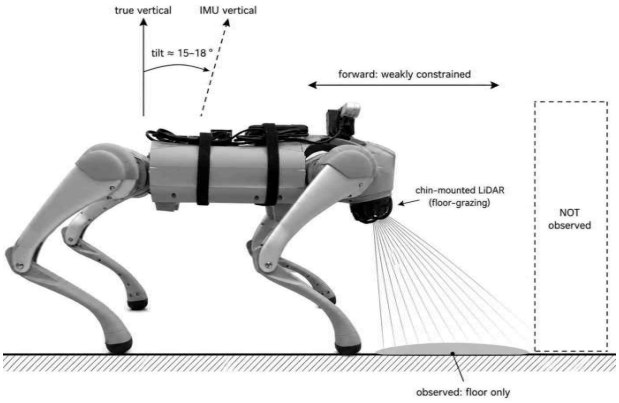


그림 1. 센서 기하 구성 및 바닥지향 퇴화 메커니즘
Fig. 1. Sensor geometry and floor-grazing degeneracy mechanism

독립적인 구속을 충분히 제공하지 못하였다. 이는 FAST-LIVO2가 LiDAR 지도점을 시각 지도점으로 재사용하는 통합 지도 기반 직접 방식이라는 구조적 특성과도 관련된다. 이러한 시각 갱신을 공유 상태에 적용한 구성에서는 불안정한 시각 보정이 후속 상태 전파와 LiDAR 정합의 사전정보(prior)에 영향을 주면서 궤적 발산이 발생하였다. 세 가지 실패 양상의 발생 기전은 3-1절에서 분석하고, 본 실험 플랫폼에서의 정량적 진단 결과는 4-2절에서 제시한다.

본 논문은 이러한 구조적 제약을 극복하기 위해, 기존 FAST-LIVO2의 LiDAR-관성 코어를 원형 그대로 유지하면서 각 실패 양상에 대한 보정을 초기화 또는 출력 포즈 계층에 배치하는 필터-보존 분리형 보강 기법(FPD-LIVO; Filter-Preserving Decoupled Augmentation for LIVO)을 제안한다. 제안된 구조는 보강 신호를 필터 내부의 관측 갱신과 복셀 맵 구축에 직접 개입시키지 않고 초기 정렬 또는 출력 포즈 계층에서만 제한적으로 활용함으로써, 센서 노이즈나 편향된 보강 신호가 시스템 전체의 안정성을 낮추는 것을 방지한다. 이러한 설계 원칙에 따라 본 연구는 바닥-법선 초기화 레벨링, 고유수용 주행거리계(proprioceptive odometry) 기반 절대 수평 앵커, 분리형 전진-교체, RGB-D(red-green-blue and depth) 깊이 기반 분리형 비전-전진 융합의 네 개 보정 모듈을 구축하였다. 각 모듈은 3-1절에서 분석한 실패 양상과 일대일로 대응하며, 구간별로 지배적인 퇴화 축에 따라 선택적으로 활성화된다.

이때 본 논문의 기여는 새로운 주행추정 코어를 설계하는 데 있지 않다. 오히려 FAST-LIVO2의 추정 코어를 재설계하지 않고 그대로 보존한 채, 바닥지향 퇴화 완화(degeneracy mitigation)라는 특정 운용 조건에 대한 분리형 출력 포즈 보정(decoupled pose correction)을 실용적 프레임워크로 체계화하고, 각 보정 모듈의 효과를 실패 양상별로 분리 검증한다는 점에 있다. 이러한 접근은 코어를 수정하지 않으므로 상위 버전의 FAST-LIVO2나 동일 계열의 다른 LiDAR-관성 주행추정 구현으로도 이식 가능하다는 실용적 이점을 갖는다.

따라서 본 연구의 목표는 범용 벤치마크에서의 최고 성능(state-of-the-art)을 주장하는 것이 아니라, 출력단 보강이 바닥지향 퇴화에 대해 갖는 유효성을 검증하는 데 있다. 아울러 정량 평가는 모션 캡처나 RTK-GPS(real-time kinematic global positioning system) 기반 6자유도 외부 기준 궤적을 확보하기 어려운 실내 환경 특성상, 줄자와 바닥 타일 격자를 외부 기하 기준으로 삼은 독립 물리 실측 기반 국소 정확도(local accuracy)로 수행한다. 다만 본 연구가 다루는 개선 폭은 미터급 발산 대 센티미터급 수렴과 같이 계측 불확도를 크게 상회하는 규모이므로, 해당 기준으로도 보강 구조의 유효성 판별에는 충분하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 LiDAR-관성-시각 주행추정, 보행 로봇 상태 추정, SLAM 퇴화 처리에 관련된 기존 연구를 검토한다. Ⅲ장에서는 바닥지향 구성에서 FAST-LIVO2의 관측 한계를 분석하고, 제안하는 FPD-LIVO 프레임워크의 설계 원칙과 네 개 보정 모듈을 설명한다. Ⅳ장에서는 실험 환경과 평가 방법을 기술한 뒤, Go2 기반 실험 플랫폼에서 관측된 퇴화를 정량적으로 진단하고 보정별 효과를 분석한다. 마지막으로 Ⅴ장에서는 연구 결과를 요약하고 한계와 향후 과제를 제시한다.

Ⅱ. 관련 연구

2-1 LiDAR-관성 및 LiDAR-관성-시각 주행추정

LiDAR-관성 주행추정(LIO; LiDAR-inertial odometry)은 LiDAR의 정밀한 거리 측정과 IMU의 고주파 운동 정보를 융합하여 빠른 이동이나 급격한 회전 상황에서도 안정적인 자세와 위치를 추정하는 대표적인 SLAM 기술이다. 초기 연구들은 센서 정합 결과를 사후 결합하는 느슨한 결합(loosely-coupled) 방식을 사용하였으나, 센서 오차를 일관되게 처리하지 못하는 한계가 있었다. 이후 LiDAR와 IMU를 하나의 상태 추정 문제로 통합하는 긴밀 결합(tightly-coupled) 방식이 제안되면서, 센서 간 상호 보완성을 효과적으로 활용하여 현재 LIO의 표준적인 구조로 자리 잡았다.

대표적인 시스템인 FAST-LIO2[3]는 오차상태 반복 칼만 필터 기반의 긴밀 결합 구조에서 특징점 추출 없이 원시 LiDAR 점을 지역 맵에 직접 정합한다. 또한 ikd-Tree를 이용하여 최근접점 탐색과 점 삽입·삭제, 트리 내부 다운샘플링 및 동적 재균형을 효율적으로 수행함으로써 고주파 상태 추정과 지도 갱신을 실시간으로 지원한다. 반면 LIO-SAM[4]은 인자 그래프(factor graph) 최적화 프레임워크에 루프 폐합(loop closure)과 위성항법장치(GPS) 인자를 통합하여 대규모 환경의 전역 드리프트를 억제하였다.

이처럼 최근 LIO 연구는 특징점 기반 간접(indirect) 정합에서 원시 측정치를 직접(direct) 활용하는 방향으로, 그리고 증분형 자료구조를 통한 경량화·실시간화 방향으로 발전해 왔으며, 이는 저전력 임베디드 플랫폼 탑재를 전제로 하는 본 연구의 요구 조건과도 맞닿아 있다. 그러나 LiDAR가 충분한 기하학적 구속을 확보하지 못하는 긴 복도, 터널, 개활지 등에서는 특정 방향의 관측 정보가 부족해지면서 자세 추정과 위치 추정 정확도가 크게 저하된다.

이를 보완하기 위해 카메라를 추가한 LIVO 연구가 활발히 수행되었다. R3LIVE[5]는 LiDAR 기하 맵과 카메라 광도 정보를 결합하여 정밀한 위치 추정과 컬러 점군 지도를 동시에 생성하였으며, LVI-SAM[6]은 시각-관성(VIO) 서브시스템과 LiDAR-관성(LIO) 서브시스템을 인자 그래프로 결합하여 한쪽이 실패하더라도 다른 쪽이 보완하도록 설계되었다.

특히 FAST-LIVO2[2]는 선행 연구 FAST-LIVO를 확장한 구조로, LiDAR·IMU·카메라 측정을 단일 오차상태 반복 칼만 필터(ESIKF; error state iterated Kalman filter)·단일 복셀 맵에 통합하고, 복셀 맵의 LiDAR 지도점을 시각 지도점으로 재사용하여 각 점에 부착된 영상 패치를 직접 광도 정렬함으로써 별도의 시각 특징점 추출·매칭 없이 상태를 갱신한다. 이는 LiDAR-관성과 시각-관성 서브시스템을 분리 운용하는 R3LIVE 및 LVI-SAM과 달리, 단일 지도에서 시각 갱신이 LiDAR 지도 구조에 직접 의존하는 통합 지도 기반 직접 방식이다. 따라서 이러한 의존성은 모든 LIVO의 공통 경향이라기보다 FAST-LIVO2 계열에서 특히 두드러진다.

이들 LIVO 기법은 공통적으로 LiDAR와 카메라가 서로 상보적인 기하학적 정보를 제공한다는 가정을 전제로 한다. 즉, LiDAR가 일부 방향에서 관측 퇴화를 겪더라도 카메라는 다른 방향의 구조물을 관측하여 부족한 기하 정보를 보완할 수 있으며, 반대로 시각 정보가 부족한 환경에서는 LiDAR가 안정적인 거리 정보를 제공함으로써 전체 시스템의 강건성을 유지한다. 이러한 상보성은 충분한 3차원 구조물이 존재하는 일반적인 환경에서는 효과적으로 작동하지만, 관측 정보 자체가 동일한 방향으로 동시에 퇴화하는 경우에는 성립하지 않는다.

본 연구에서 다루는 바닥지향 LiDAR 구성은 이러한 상보성 가정이 성립하기 어려운 조건에 해당한다. 대부분의 점군이 바닥면에 집중되어 LiDAR의 수평·전진 방향 기하 구속이 약화되는 동시에, FAST-LIVO2의 시각 지도점 역시 LiDAR 지도점을 재사용하므로 바닥 영역에 편중되어 광도 구속이 함께 약해지기 때문이다. 따라서 본 연구에서 관측된 현상은 LIVO의 상보성 가정이 일반적으로 성립하지 않는다는 의미가 아니라, 바닥지향 센서 기하와 본 플랫폼의 영상 조건이 결합된 예외적 운용 조건에서 나타나는 것이며, 그 기전은 3-1절에서 분석하고 정량적 진단은 4-2절에서 제시한다.

2-2 보행 로봇의 상태 추정

보행 로봇은 지면 접촉이 보행 주기에 따라 단속적으로 변화하므로, 다리 기구학과 접촉 정보를 활용한 고유수용 상태

추정이 핵심 과제로 다루어져 왔다[7]. 대표적인 접근은 관절 각도로부터 순기구학(forward kinematics)으로 산출한 발끝 속도와 IMU 측정값을 확장 칼만 필터(EKF; extended Kalman filter) 내부에서 결합하는 방식이다. 지지 다리가 미끄러지지 않는다는 접촉 제약을 관측 모델로 삼아 본체의 속도와 자세를 추정하며, 외수용 센서 없이 고주파 전신 추정을 제공하여 동적 보행 제어의 기반이 된다.

이후 연구는 필터 기반 접촉-관성 추정을 넘어, 다리 주행거리계를 시각·관성 측정과 함께 인자 그래프에 결합하는 방향으로 확장되었다[8]. 나아가 최근에는 LiDAR, IMU, 카메라뿐 아니라 다리 운동학(leg kinematics)과 발 접촉(force/contact sensing) 정보를 단일 최적화기 또는 필터 내부에서 동시에 추정하는 다중모달 Legged SLAM으로 발전하고 있으며, 시각·관성·LiDAR·다리 주행거리계를 통합한 VILENS[9]가 대표적이다.

이러한 다중모달 접근은 미끄러짐과 지형 변형이 발생하는 험지에서도 높은 강건성을 제공하지만, 센서 모달리티와 추정 상태가 늘어남에 따라 최적화 복잡도와 계산 비용이 증가한다. 특히 로봇 탑재형 저전력 임베디드 플랫폼에서는 SLAM뿐 아니라 보행 제어, 경로 계획, 장애물 회피 등의 실시간 작업을 동시에 수행해야 하므로, 메모리 사용량, 계산 지연 및 고주파 출력률을 함께 고려해야 한다.

기존 보행 로봇 상태 추정 연구도 발 미끄러짐, 지면 변형 및 기구학 오차가 다리 주행거리계에 편향을 유발할 수 있음을 고려하고 있다. 앞서 언급한 VILENS도 이 편향을 선형 속도 상태로 모델링하여 온라인으로 추정하지만, 이러한 편향 추정이 안정적으로 작동하려면 편향을 구분할 수 있는 충분한 외수용 구속이 필요하다.

본 플랫폼에서는 LiDAR와 광도 시각 갱신의 구속이 동시에 약해지는 구간이 존재하며, 고유수용 주행거리계에도 계통적인 전진 과소 보고가 나타난다(4-2절). 이에 본 연구는 이 편향을 필터나 인자 그래프 내부에서 추가 추정하기보다, 해당 신호를 순수 LiDAR-관성 필터와 분리된 출력 포즈 계층의 제한된 보강 신호로 사용한다.

2-3 SLAM 퇴화 처리

환경 기하에 따라 정합의 구속이 부족해지는 퇴화는 LiDAR SLAM의 대표적 실패 원인이며[10], 그 대응은 크게 세 갈래로 분류된다. 첫째는 감지(detection)로, ICP(iterative closest point) 또는 최적화 문제의 정보 행렬(Hessian)을 고유값 분해하여 구속이 약한 방향을 식별한다. 하나 이상의 상대적으로 작은 고유값에 대응하는 고유벡터 방향은 최적화 문제에서 구속이 약한 방향을 나타낸다. 둘째는 완화(mitigation)로, 해당 방향의 갱신을 억제하거나 제거하여 부정확한 갱신이 전체 추정을 발산시키지 않도록 한다. 셋째는 외부 신호 보강(augmentation)으로, IMU, 바퀴 주행거리계, GPS 등을 필터에 결합하여 부족한 구속을 보강한다.

최근에는 이 가운데 감지와 완화를 결합하여, 퇴화를 사전에 정량화하고 정합 과정에서 축별로 선택 대응하는 국소화 가능성 인지(localizability-aware) 정합 연구가 험지·지하 탐사 분야를 중심으로 활발히 수행되고 있다[11]. 정보 행렬의 고유값과 주방향(principal direction)을 분석하여 구속이 약한 퇴화 방향을 감지하고, 점군 정합 최적화 내부에서 해당 방향의 갱신을 억제하거나 그대로 동결하는 제약 기반 정합(constrained ICP)이 그 예이다. 이는 앞서 분류한 감지 및 완화 갈래에 해당하며, 퇴화 방향을 축별로 분리하여 선택적으로 다룬다는 발상은 본 연구와 맞닿아 있다.

X-ICP[11]와 같은 접근은 퇴화 방향에서 신뢰하기 어려운 점군 정합 갱신을 제한하고, 비관측 방향에서는 입력 포즈의 초기값을 유지함으로써 발산을 억제한다. 따라서 해당 방향의 추정을 완전히 포기하거나 전진 정보를 모두 제거하는 방식은 아니다. 다만 이러한 방법은 퇴화 방향에서 새로운 운동 정보를 생성하거나 입력 prior에 이미 포함된 계통 편향을 직접 교정하지는 않는다.

본 실험 플랫폼에서는 바닥지향 LiDAR의 수평 이동, 특히 전진 방향에 대한 기하학적 구속이 약하고, 보강 신호로 활용할 수 있는 고유수용성 주행거리 추정에도 전진 스케일 과소추정이 나타난다(4-2절). 따라서 본 연구는 외부 보강 신호를 LiDAR-관성 필터의 내부 상태 갱신, LiDAR 정합 또는 복셀 맵 갱신에 직접 되먹임하지 않고, 필터와 복셀 맵의 기존 갱신 경로를 유지한 채 해당 신호를 초기화 계층 또는 출력 포즈 계층에 제한적으로 적용한다.

Ⅲ. 제안하는 FPD-LIVO 프레임워크

3-1 바닥지향 LiDAR 구성의 관측 한계

본 연구의 기반 추정기인 FAST-LIVO2[2]는 IMU 전파 결과를 바탕으로 LiDAR와 영상 측정을 ESIKF에서 순차적으로 갱신하고, 단일 복셀 맵의 LiDAR 지도점을 시각 지도점으로 재사용하는 직접 LIVO 기법이다. 시각 모듈은 LiDAR 지도점의 위치와 평면 사전정보를 사용하지만, 실제 광도 구속의 유효성은 영상 패치의 텍스처와 시차, 지도점의 영상 내 분포, 노출 및 시야 중첩에도 영향을 받는다.

바닥지향 구성에서는 LiDAR 점군과 이에 부착되는 영상 패치가 모두 바닥 영역에 편중된다. 이러한 관측 기하는 수평·전진 방향의 관측성을 약화시키고 초기 수직축 오정렬의 사후 회복을 어렵게 하여, 초기 자세 및 세계 수직축 정렬 오류, 수평면 내 위치 퇴화, 몸체 전진 방향의 스케일 과소추정이라는 세 가지 실패 양상을 유발할 수 있다. 본 절에서는 각 양상의 발생 기전을 관측성 관점에서 분석하며, 각 양상이 본 실험 플랫폼에서 나타난 방향과 크기는 4-2절에서 정량적으로 진단한다.

첫째, 초기 자세 및 세계 수직축 정렬 오류이다.

FAST-LIVO2는 초기 자세를 IMU 기반 중력 정렬에 의존한다. 그러나 센서 장착 오차, 공장 보정 한계, 사족보행 플랫폼 특유의 본체 자세 변동 등으로 IMU가 보고하는 중력 방향에 편향이 존재하거나 초기 지면 자체가 기울어져 있으면, 세계 수직축은 실제 바닥 법선으로부터 이탈한 상태로 초기화된다. 바닥면 외에 충분한 기하학적 기준면이 존재하지 않는 바닥 지향 구성에서는 이후 필터가 이 오차를 능동적으로 보정하기 어렵다. 그 결과 오정렬 상태로 삽입된 스캔이 지도에 그대로 남아, 동일한 바닥이 여러 높이로 분산되는 지도 번짐(map smearing)과 누적 지도의 잔여 기울기를 유발한다.

둘째, 수평면 내 위치 퇴화이다. 바닥 평면은 수평 방향 평행 이동에 대한 기하학적 구속을 거의 제공하지 못하므로, point-to-plane 정합의 수평 방향 자코비안(Jacobian)이 축소되고 정보 행렬은 수평 자유도에서 낮은 관측성을 갖는다. 이는 특정 알고리즘의 구현 문제가 아니라 평면 기반 관측 기하에서 발생하는 대표적인 구조적 퇴화이다. 이러한 약관측 조건에서는 해당 방향의 오차를 측정 갱신으로 충분히 억제하기 어려우므로 수평 위치 오차가 시간에 따라 누적될 수 있으며, 본 플랫폼에서 관측된 누적 양상은 4-2절에서 제시한다.

셋째, 몸체 전진 방향의 스케일 과소추정이다. 전진 이동을 직접 구속할 수 있는 수직 구조물의 점군을 충분히 확보하지 못하면 ICP 기반 정합과 direct registration 모두 전진 방향 관측성이 저하되며, 정합이 전진 변위를 실제보다 작게 수렴시키는 스케일 과소추정으로 이어진다. 보완 신호의 후보인 다리 기구학·IMU 기반 고유수용 주행거리계 역시 발 미끄러짐과 보행 동역학의 영향으로 전진 방향에 계통적인 스케일 편향을 가질 수 있으므로, 단순한 센서 추가만으로는 전진 퇴화를 해결하기 어렵다.

이러한 실패 양상에 대한 직접적인 대응은 카메라로 LiDAR의 약한 기하 구속을 보완하는 것이다. 그러나 앞서 기술했듯 바닥지향 구성에서는 시각 지도점 역시 바닥에 편중되며, 바닥 영상의 텍스처와 시차가 충분하지 않은 조건에서는 광도 잔차도 수평·전진 이동을 안정적으로 구속하지 못한다. 이 상태에서 광도 시각 갱신을 공유 상태에 결합하면 불안정한 시각 보정이 후속 상태 전파와 LiDAR 정합에 영향을 주어 궤적 발산으로 이어질 수 있으며, 그 되먹임 기전은 3-2절에서 분석한다. 본 논문이 다루는 문제는 FAST-LIVO2 일반의 필연적인 한계라기보다, 바닥지향 센서 기하와 불충분한 영상 관측 조건이 결합되어 LiDAR와 시각의 유효 구속이 동시에 약화되는 운용 조건의 한계이다. 제안하는 FPD-LIVO는 이러한 운용 조건을 전제로 한 접근이며, 그 설계 원칙과 네 개 보정 모듈을 다음 절부터 기술한다.

3-2 필터-보존 분리형 보강의 설계 원칙

FPD-LIVO의 핵심 원칙은 각 실패 양상을 보완하되, 보강 신호를 FAST-LIVO2의 LiDAR-관성 관측 갱신과 복셀 맵 구축 과정에 직접 투입하지 않는 것이다. 여기서 필터-보존이란 동일한 LiDAR·IMU 입력에 대해 원 LiDAR-관성 필터의 내부 상태 갱신과 지도 구축 경로가 보강 신호에 의해 오염되지 않도록 유지한다는 의미이다. 즉, 보강 신호는 필터 내부의 관측값으로 사용하지 않고, 초기 정렬 또는 최종 출력 포즈 계층에서만 제한적으로 사용한다.

이러한 설계는 3-1절에서 분석한 약관측 조건과 보강 신호의 편향 가능성에서 도출된다. 신뢰도가 낮거나 모델링되지 않은 편향을 포함한 관측을 공유 상태에 직접 결합하면, 관측 잔차는 관측 Jacobian과 상태 공분산에 따라 위치, 속도, 자세 및 센서 바이어스 중 서로 상관된 상태 성분에 영향을 줄 수 있다. FAST-LIVO2에서는 현재 프레임의 기하학적 지도를 LiDAR 갱신으로 얻은 상태를 기준으로 먼저 갱신하고, 이후의 시각 갱신이 같은 프레임의 지도를 직접 변경하지는 않는다. 그러나 시각 갱신 결과가 반영된 최종 상태는 다음 IMU 전파와 후속 LiDAR 갱신의 초기 추정값(prior)으로 사용된다. 따라서 불안정한 시각 보정은 다음 시점의 점군 정합과 지도 갱신에 간접적으로 영향을 주어, 그 오차가 시간에 따라 누적될 수 있다. 광도 시각 갱신을 공유 상태에 결합한 구성에서 관측된 궤적 발산(4-2절)은 이러한 시간적 되먹임 경로와 관련된 것으로 해석한다.

따라서 제안 기법은 FAST-LIVO2의 LiDAR-관성 코어를 기준 추정기로 유지하고, 실패 양상별 보정을 초기화 또는 출력 포즈 계층에 배치한다. 바닥-법선 레벨링은 SLAM 시작 시점에 1회 적용되는 초기 자세 정렬 보정이며, 분리형 전진-교체와 비전-전진 융합은 보정된 전진 위치를 별도의 출력 변수에 누적하고 이를 필터 예측, LiDAR 정합, 복셀 맵 갱신으로 되먹임하지 않는다. 고유수용 주행거리계 기반 절대 수평 앵커는 수평 드리프트 억제를 위한 보조 안정화 계층으로 사용하며, 그 역할과 해석상 한계는 3-4절에서 상술한다.

제안 기법은 앞서 정의한 세 가지 주요 실패 양상을 보완하는 네 개 모듈, 즉 바닥-법선 초기화 레벨링(Leveling), 고유수용 주행거리계 기반 절대 수평 앵커(H-anchor), 분리형 전진-교체(relfwd), RGB-D 깊이 기반 비전-전진 융합(visfwd)으로 구성되며, 각 모듈의 적용 단계와 보정 대상은 표 1과 그림 2에 정리하였다.

그림 2의 leg-odom은 고유수용 주행거리계를 가리키며, 본 실험 플랫폼에서의 구현과 게이트 설정은 4-1절에 제시한다. 단, H-anchor와 relfwd는 모두 출력 포즈의 수평 평면 성분을 재작성하므로 동일 실행에서 동시에 적용되지 않는다. 어떤 모듈을 활성화할지는 해당 운용 구간에서 지배적인 퇴화 축에 따라 결정되며, 수평 드리프트가 지배적인 폐루프 구간에서는 H-anchor를, 전진 붕괴가 지배적인 직진 구간에서는 relfwd를 택일적으로 적용한다. 본 논문은 이를 임무 유형에 따라 배치 시점에 선택하는 구성으로 다루며, 지배 퇴화 축을 자동 판정하고 두 모듈을 자동으로 중재하는 기능은 향후 과제로 남긴다.

표 1. FPD-LIVO의 보정 모듈
Table 1. Correction modules of FPD-LIVO

Module	Stage	Axis
Leveling	Init.	Attitude
H-anchor	Output	XY
relfwd	Output	Forward
visfwd	Output	Fwd. scale

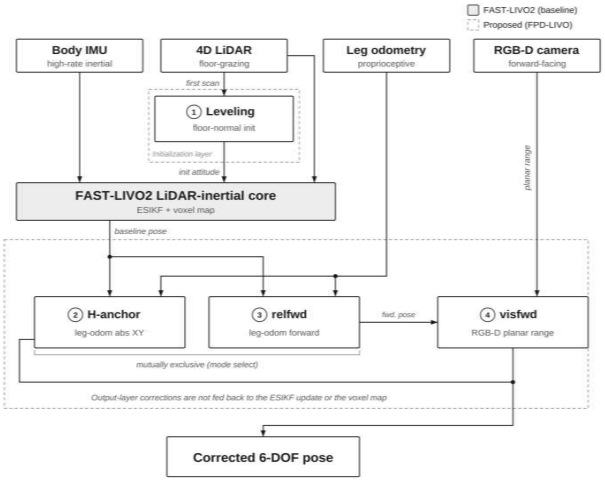


그림 2. FPD-LIVO 프레임워크의 전체 구조
Fig. 2. Overall structure of the FPD-LIVO framework

3-3 바닥-법선 초기화 레벨링

첫째 보정은 3-1절에서 분석한 초기 자세 및 세계 수직축 정렬 오류를 담당한다. 편향된 IMU 중력으로 초기화된 세계 수직축은 실제 바닥 법선으로부터 이탈할 수 있으며, 이 오정렬은 누적 지도의 잔여 기울기와 지도 번짐(map smearing)으로 이어진다. 이 오차는 이후의 필터 갱신만으로 회복되기 어려우므로, SLAM 시작 시점에 보정한다.

구체적으로, SLAM 시작 시점에 첫 LiDAR 스캔에서 바닥 법선을 추정하고, 그 법선을 세계 수직축에 정렬하는 순수 틸트(pure-tilt) 회전을 초기 자세에 적용한다. 법선 추정에는 전역 RANSAC(random sample consensus) 대신 구간별(per-bin) 평면 피팅을 채택하였다. 첫 스캔의 점군을 수평 격자(bin)로 분할하고, 격자마다 국소 평면을 피팅한 뒤, 격자별 법선의 강건 평균(robust mean)으로 전역 바닥 법선을 결정한다. 전역 RANSAC은 바닥지향 스캔에 포함되는 가구 다리, 벽 하단, 문턱 등 비바닥 구조물이 우연히 큰 평면을 형성할 경우 이를 최대 인라이어(inlier) 평면으로 오인할 수 있다. 반면 구간별 방식은 각 격자에서 바닥이 우세한 영역만 추출하므로 이러한 오인에 강건하다.

이 회전은 수직축만 정렬하는 순수 틸트 회전이므로 방위각(yaw)과 초기 수평 위치(XY)를 직접 변경하지 않는다. 따라서 LiDAR-관성 내부 추정 경로를 유지하면서 초기 세계 수직축 오정렬을 보정한다.

3-4 고유수용 주행거리계 기반 절대 수평 앵커

둘째 보정은 수평면 내 위치 드리프트를 담당한다. 3-1절에서 기술했듯 바닥에 집중된 점군은 수평 평행 이동을 구속할 수직 구조물을 충분히 관측하지 못하며, 정합 관점에서는 point-to-plane ICP의 수평 방향 자코비안이 축소되어 해당 방향의 구속이 약화된다. 이때 발생하는 수평 오차는 측정 갱신이 해당 방향을 구속하지 못해 누적되는 성분이므로, 평활화(smoothing)나 저역 통과 필터(low-pass filter)로는 제거할 수 없다. 두 연산 모두 기존 추정에 포함되지 않은 절대 수평 정보를 새로 제공하지는 못하기 때문이다. 따라서 독립적인 수평 기준을 제공하는 보강 신호가 필요하다.

본 보정은 고유수용 주행거리계를 절대 수평 앵커로 활용한다. 초기화 시점에 SLAM 위치, 주행거리계 위치, 두 좌표계 간 정렬 회전을 기록하고, 매 출력 포즈에서 수평 위치를 식 (1)로 재설정한다.

$$p_{xy} = p_{slam,0} + R_{align}\left(p_{odom,now} - p_{odom,0}\right) \quad (1)$$

여기서 p_{xy}는 보정된 수평 위치, $p_{slam,0}$ 및 $p_{odom,0}$는 초기화 시점의 SLAM 위치와 주행거리계 위치, R_{align}은 두 좌표계 간 정렬 회전, $p_{odom,now}$는 현재 주행거리계 위치이다. 주행거리계가 초기 위치로부터 이동한 상대 변위에 정렬 회전을 적용하여 SLAM 좌표계로 변환한 뒤 SLAM 초기 위치에 더하는 방식으로, 주행거리계의 수평 기준을 SLAM 좌표계에 이식한다. 이때 수직 위치, 회전, 지도 복셀은 LiDAR-관성 추정값을 유지하므로 수평 외의 자유도는 LiDAR-관성 추정의 정밀도를 보존한다.

수평 앵커는 주행거리계 변위의 적용 방식에 따라 두 가지로 구현할 수 있다. 제안하는 절대 수평 앵커는 식 (1)과 같이 매 출력 시점의 수평 위치를 초기 위치 대비 누적 변위로 재설정하는 반면, 증분 수평 앵커(incremental anchor)는 직전 출력 위치에 프레임 간 주행거리계 증분만을 누적한다. 증분 방식은 프레임별 변위 오차가 시간에 따라 다시 누적되어 복귀 오차가 재증가할 수 있으므로, 매 시점 원점을 기준으로 재정박하는 절대 방식을 채택하였다. 두 방식의 정량 비교는 4-4절에서 제시한다.

이 보정의 역할과 한계는 명확히 구분할 필요가 있다. 절대 수평 앵커는 주행거리계의 수평 변위를 SLAM 좌표계에 이식하는 방식이므로, 앵커 출력의 루프 폐합 특성은 주행거리계의 수평 폐합 특성과 구조적으로 연결된다. 따라서 이 앵커를 6자유도 절대 위치 정확도를 보장하는 독립 추정기로 해석하지 않는다. 본 모듈의 목적은 바닥지향 LiDAR에서 반복적으로 발생하는 수평 드리프트를 억제하여 출력 궤적의 수평 안정성을 확보하는 것이다.

3-5 분리형 전진-교체

셋째 보정은 몸체 전진 방향의 이동량 과소추정을 보완한다. 3-1절에서 분석했듯 바닥지향 스캔에서는 전진 이동을 직접 구속할 점군이 부족하여 LiDAR 전진 성분의 관측성이 약화된다. 반면 고유수용 주행거리계는 외수용 관측 기하와 무관하게 전진 변위를 산출하므로, 잔여 스케일 편향이 남더라도 LiDAR 전진 추정이 퇴화한 구간에서 독립적인 보강 신호가 될 수 있다(LiDAR 전진 붕괴의 정도와 주행거리계의 잔여 편향은 4-2절에서 정량적으로 진단한다). 이에 본 보정은 출력 포즈에서 전진 성분만 주행거리계의 전진 변위로 보정하고, 측방과 방위각은 기존 LiDAR-관성 출력값을 그대로 유지한다. 이는 측방과 방위각이 절대적으로 정확하다는 가정이 아니라, 전진 보정이 다른 자유도에 추가 오차를 주입하지 않도록 보정 범위를 제한하기 위한 설계이다. 본체 좌표계에서 변위를 전방·측방 성분으로 분해한 뒤 전방 성분에만 식 (2)의 가중 혼합을 적용한다.

$$\Delta p_{fwd} = (1-\beta)\Delta p_{fwd,LiDAR} + \beta \Delta p_{fwd,odom} \quad (2)$$

여기서 Δp_{fwd}는 보정된 전진 변위, $\Delta p_{fwd,LiDAR}$와 $\Delta p_{fwd,odom}$은 LiDAR와 주행거리계의 전진 변위, β는 혼합 계수이다. β = 0이면 LiDAR-관성 전진, β = 1이면 완전한 주행거리계 전진이며, 그 사이 값은 두 추정의 선형 보간이다. 본 논문에서 분리형 전진-교체(relfwd)는 LiDAR 전진 붕괴가 지배적인 조건을 상정한 완전 교체 구성(β = 1)을 가리키며, β에 따른 전진 진행률의 변화는 4-5절의 민감도 분석에서 제시한다.

전진-교체의 출력 누적 위치는 필터 상태와 분리된 별도 변수로 관리되어, 측방·방위각을 담당하는 LiDAR-관성 추정과 충돌하거나 이를 오염시키지 않는다. relfwd의 역할은 LiDAR가 바닥지향 기하로 인해 과소 추정하는 전진 변위를 주행거리계 기준 전진 변위 수준으로 회복시키는 것이다. 다만 주행거리계 자체에도 보행 동역학에 따른 잔여 스케일 편향이 존재하므로, relfwd만으로 절대 전진 스케일을 완전히 보정한다고 해석하지 않으며, 이 잔여 편향은 다음 절의 비전-전진 융합이 담당한다.

3-6 분리형 비전-전진 융합

넷째 보정은 주행거리계에 남은 전진 스케일 편향을 보정한다. 고유수용 주행거리계의 전진 스케일 편향은 보행 속도, 지면 상태, 세션에 따라 변동할 수 있으므로 사전에 구한 고정 상수로는 일반적으로 보정되지 않으며, 그 정량적 근거는 4-5절에서 제시한다. 따라서 주행거리계와 무관한 외부 메트릭 거리 기준이 필요하다. 본 절에서는 전방 RGB-D 카메라의 메트릭 깊이를 기준으로 하는 메트릭 깊이 융합(metric depth fusion)을 분리형 비전-전진 융합(visfwd)으로 구현하여 제안한다. 카메라로 전방 벽까지의 거리를 측정하고, 기준 시점과 현재 시점의 벽 거리 차이로 전진 변위를 산출한 뒤, 식 (3)의 가중 융합으로 출력 전진 성분에만 결합한다.

$$p_{fwd} = (1-\gamma)p_{rel} + \gamma p_{vis} \quad (3)$$

여기서 p_{fwd}는 최종 전진 위치, p_{rel}은 전진-교체로 얻은 전진 위치, p_{vis}는 시각 깊이 기반 전진 위치, γ는 융합 계수이다. 시각 깊이 기반 전진 추정은 주행거리계와 독립적인 메트릭 거리 기준을 제공한다. 다만 시각 측정의 신뢰도가 일정하지 않으므로 게이트(gate) 조건을 적용한다. 깊이 측정의 인라이어 비율이 임계값 이상이고 최대 방위각 변화율이 임계값 이하일 때만 융합을 활성화하여, 벽 프레임이 충분히 관측되지 않거나 로봇이 빠르게 회전하는 순간에 부정확한 측정이 혼입되는 것을 방지한다. 두 임계값의 구체적인 설정값은 4-1절에 제시한다.

융합 계수 γ가 과도하게 크면 시각 측정에 과도하게 의존하여 순간 잡음이 출력에 크게 반영되므로, γ는 잡음 억제와 절대 스케일 반영 사이의 균형을 고려하여 선정해야 하며, 그 민감도 분석과 값 선정은 4-5절에서 다룬다. 이 보정 역시 출력 포즈에서만 적용되어 필터와 지도를 변경하지 않는다.

적용 범위에는 한계가 있다. 로봇이 회전하는 동안에는 벽 거리 변화가 전진으로 잘못 해석되어 가짜 전진(spurious forward)이 혼입될 수 있다. 방위각 변화율 게이트로 부분적으로 완화할 수 있으나 완전히 제거하지는 못하므로, 비전-전진 융합은 개방된 직진 구간으로 적용을 한정한다(그 영향의 정량 분석은 4-5절 참조). 본 절의 전진 보정은 카메라 광도 정보를 필터의 공유 상태에 결합하는 광도 기반 주행추정과 달리, 동일한 RGB-D 카메라를 제한된 직진 구간의 메트릭 거리 센서로 활용하여 출력 포즈의 전진 성분만 보정한다. 따라서 LiDAR-관성 필터와 지도 갱신 경로를 변경하지 않고 전진 오차를 줄일 수 있다.

Ⅳ. 실험 및 평가

4-1 실험 환경 및 평가 방법

검증에 사용한 하드웨어 플랫폼은 그림 3과 같다. Unitree Go2 본체에는 바닥지향 LiDAR와 본체 IMU가 내장되어 있으며, 머리 상단에는 전방 RGB-D 카메라(Intel RealSense D455)를 장착하였다. 모든 연산은 로봇에 탑재한 Jetson Orin Nano(총 RAM 7.6 GB)에서 ROS(Robot Operating System) 2 Humble 환경으로 수행하였고, 추정기는 FAST-LIVO2[2]를 사용하였다. 3장에서 기술한 고유수용 주행거리계로는 Unitree Go2 내장 odometry 출력(다리 기구학·IMU 기반, 이하 robot_odom)을 사용하였다. 3-6절의 비전-전진 게이트는 영상 중앙 패치(폭·높이의 25%)에서 유

효 깊이의 최빈 구간(±0.05 m) 비율이 0.30 이상이고, 방위각 변화율이 0.25 rad/s(약 14 °/s) 이하일 때만 활성화하였다. 깊이 유효 범위는 0.4~6.0 m, 프레임 간 최대 보정량은 0.12 m로 제한하였다. 실험 시퀀스는 측정 목적에 따라 네 종류로 구분하였으며, 각 시퀀스의 장소·동작과 독립 기준값(GT; ground truth)을 표 2에 정리하였다.

평가의 재현성을 확보하기 위해 결정론적 오프라인 재생(deterministic offline replay) 방식을 채택하였다. 실제 로봇에서 센서 데이터를 ROS bag으로 녹화한 뒤 동일 입력을 반복 재생하여, 보정 적용 여부에 따른 출력 차이를 비교하였다. 각 시퀀스를 3회씩 반복 재생한 결과 위치 산포(run-to-run spread)가 모두 0.0000 m로 나타나, 정량 결과의 재현성을 확인하였다.

다만 이 산포는 동일 ROS bag을 오프라인 재생했을 때의 결정성을 뜻하며, 실주행 간 반복성(repeatability)과는 구분된다. 후자는 50 m 복도 왕복 시 지도 자기 일관성(self-consistency)으로 확인하였다. 안정적으로 수행된 주행에서는 가는 경로와 오는 경로의 점군이 거의 겹쳐, 왕복 대응 거리가 10 cm를 초과해 이중으로 작성된 점의 비율이 약 15%에 그쳤으나, 불안정하게 수행된 주행에서는 보정 이전 Baseline LIO 단계에서 이미 지도가 이중으로 작성되어 그 비율이 약 64%에 이르렀다.

정확도 평가의 Baseline은 광도 시각 갱신을 비활성화한 FAST-LIVO2의 LiDAR-관성 구성으로 정의하였다. 광도 시각 갱신을 포함한 원형 FAST-LIVO2 구성은 본 플랫폼에서 발산하였으므로 정확도 비교에서는 제외하고, 메모리 비교에서만 Full photometric LIVO로 별도 표기하였다. H-anchor는 Baseline의 출력 수평 위치에 robot_odom 기반 절대 수평 앵커를 적용한 구성이다. relfwd는 출력 포즈의 전진 성분만 robot_odom 기반 전진 변위로 교체하는 구성이다. FPD-LIVO는 네 보정 모듈을 모든 시퀀스에 동시에 적용하는 단일 고정 구성이 아니라, 3-2절의 택일 적용 원칙에 따라 각 구간에서 지배적인 퇴화 축에 대응하는 모듈만 선택적으로 활성화하는 프레임워크의 총칭이다.

본 실험에서는 폐루프 시퀀스(Square)에 Leveling과 H-anchor를, 직진 복도 시퀀스(Corridor)에 Leveling과 relfwd를, 벽 접근 시퀀스(Wall-approach)에 Leveling, relfwd, visfwd를 적용하였으며, 타일 바닥 시퀀스(Tilt)에는

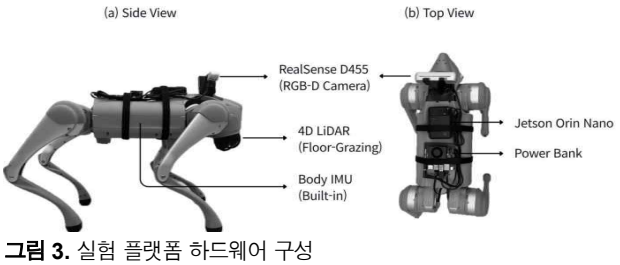


그림 3. 실험 플랫폼 하드웨어 구성
Fig. 3. Hardware configuration of the experimental platform

표 2. 실험 시퀀스 정의
Table 2. Definition of experimental sequences

Sequence	Environment / Motion	Independent GT
Square (1–6)	Square loop (≈0.65 m side), 2 sessions	Tape
Corridor (×3)	Straight corridor (50 m)	Tape
Tilt (×2)	Tiled floor (≈0.95 m)	Tile grid
Wall-approach (1–6)	Frontal wall approach	Wall tape

Leveling만 적용하였다. 이후 본문과 표에서는 이 프레임워크를 FPD-LIVO로 통일하여 지칭하며, Baseline과 대비하는 비교표에서만 'Proposed' 라벨을 병기한다. 종합 비교에서는 visfwd를 제외하고 Leveling, H-anchor, relfwd만 적용한 구성을 Odom-aug.로 표기하여, visfwd의 기여를 분리해 확인한다.

GT는 추정 시스템과 독립된 물리 측정으로 확보하였다. 바닥 기울기는 바닥 타일 격자를 외부 기준 법선으로 설정하고, 각 시퀀스의 지도 점군에서 구간별 평면 피팅으로 추정한 바닥 법선과의 각도 차이로 산출하였다. 수평 위치는 바닥에 줄자로 마킹한 정사각형 경로(1~6 cm 정밀도)를, 전진 거리는 로봇 전방의 외부 벽까지 줄자로 측정한 실제 거리를 기준으로 삼았다.

본 실내 배치 환경에서는 모션 캡처나 RTK-GPS와 같은 6자유도 외부 기준 궤적을 확보하기 어렵다. 따라서 절대 궤적 오차(ATE; absolute trajectory error)나 상대 자세 오차(RPE; relative pose error)[12] 대신 독립 물리 실측에 기반한 국소 정확도(local accuracy)를 평가 범위로 설정하였다. 본 연구의 목적은 KITTI[13] 등 범용 벤치마크에서 최고 성능을 주장하는 것이 아니라, 바닥지향 퇴화에 대한 보강 구조의 유효성을 검증하는 데 있다. 또한 루프 폐합 오차만으로는 중간 궤적의 정확도를 보장할 수 없으므로, 종단점 오차와 직선 구간 진행률을 함께 제시하였다. 이하에서는 먼저 Baseline 구성에서 관측된 퇴화를 정량적으로 진단하고(4-2절), 보정별 효과를 자세(4-3절), 수평(4-4절), 전진(4-5절) 순으로 분석한 뒤, 연산 효율(4-6절)과 종합 비교(4-7절)를 제시한다.

4-2 Baseline 퇴화 진단

보정 효과를 평가하기에 앞서, 3-1절에서 분석한 세 가지 실패 양상이 본 실험 플랫폼에서 실제로 어느 정도 발생하는지 정량적으로 진단하였다.

첫째, 초기 자세 및 세계 수직축 정렬 오류이다. Go2 로봇 기반의 본 실험 플랫폼에서는 IMU가 정지 상태에서도 중력 벡터를 약 15~18 ° 기울어진 방향으로, 크기를 약 5% 크게 보고하였다. FAST-LIVO2의 표준 중력 정렬은 이 편향된 중력 벡터를 세계 수직축으로 사용하므로, 초기화 첫 스캔에서

세계 수직축이 실제 바닥 법선으로부터 약 27~33 ° 이탈하였다. 이 각도에는 IMU 중력 편향과 실제 바닥 기울기가 함께 포함되나, 두 회전의 축이 일치한다고 보장할 수 없어 단순 산술 합으로 해석하지 않는다. 이후 ESIKF가 초기 오정렬을 완전히 제거하지 못해 지도 번짐과 바닥 두께 증가가 발생하였고, 누적 지도에는 최대 약 9.34 °의 잔여 기울기가 남았다.

둘째, 수평면 내 위치 퇴화이다. Baseline 구성에서는 정사각형 경로를 한 차례 순환할 때마다 0.9~1.9 m의 위치 드리프트가 누적되었다. 이 드리프트는 무작위로 진동하지 않고 시간에 따라 단조 증가하는 형태로 나타나, 3-1절에서 분석한 평면 관측 기하의 구조적 퇴화와 부합하였다.

셋째, 몸체 전진 방향의 스케일 과소추정이다. Baseline LIO의 전진 추정은 줄자 기준 실제 이동거리의 52~65% (robot_odom 기준 58~73%)에 그쳤다. 보완 신호로 사용할 수 있는 robot_odom 역시 외부 벽 줄자 기준값 대비 6회 모두 −12~−15%(평균 약 −13%)로 일관되게 과소 보고되었으며, 같은 방향의 계통 편향이 50 m 복도 3회 주행에서도 89.4 / 89.4 / 89.6%로 재현되어 무작위 잡음이 아니라 방향성을 가진 계통 오차임을 확인하였다. 따라서 LiDAR와 robot_odom 모두 독립적인 절대 전진 기준으로 사용하기에는 계통 편향을 포함하며, 두 신호의 단순 결합만으로는 절대 전진 스케일을 확보하기 어렵다.

마지막으로, 광도 시각 갱신을 포함한 원형 FAST-LIVO2 구성에서는 본 플랫폼에서 궤적 발산이 재현되었으며, 이는 3-2절에서 분석한 시간적 되먹임 경로와 부합한다. 이것이 4-1절에서 Baseline을 LiDAR-관성 구성으로 설정한 근거이다.

4-3 자세 보정 결과

바닥-법선 초기화 레벨링의 효과는 표 3과 같다. 바닥 기울기가 Tilt-1에서 5.08 °→0.66 °, Tilt-2에서 2.77 °→1.06 °, 복도 시퀀스 Corridor에서 9.34 °→0.42 °로 감소하였다(각각 약 7.7, 2.6, 22배 저감). 초록과 결론에서 제시한 9.34 ° → 0.42 °는 잔여 기울기가 가장 큰 Corridor 시퀀스 기준이며, Tilt-2에서는 1.06 °의 잔여 기울기가 남는다.

이는 4-2절에서 진단한, 편향된 IMU 중력으로 초기화되었던 세계 수직축이 실제 바닥 법선에 더 가깝게 정렬되었음을 의미한다. 효과는 점군 분포에서도 확인된다. 바닥 평면에 정합되는 인라이어 점이 Tilt-1에서 약 99 k점에서 318 k점으로 약 3.2배 증가하였다. 기울어진 좌표계로 인해 여러 높이로 분산되었던 바닥 점들이 단일 평면으로 수렴하여 지도 번짐이 크게 완화된 것이다. 이 레벨링은 순수 틸트 회전이므로 줄자로 마킹한 정사각형 물리 루프의 복귀 특성을 변화시키지 않으며, 자세 보정이 수평·전진 정확도와 독립적으로 작동함을 보인다.

표 3. 바닥-법선 초기화 레벨링 결과
Table 3. Floor-normal initialization leveling results

Sequence	Tilt OFF → ON	Floor inlier (points)
Tilt-1	5.08 ° → 0.66 ° (7.7×)	99 k → 318 k
Tilt-2	2.77 ° → 1.06 ° (2.6×)	178 k → 293 k
Corridor	9.34 ° → 0.42 ° (22×)	–

4-4 수평 보정 결과

절대 수평 앵커의 적용 효과는 표 4와 같다. 4-2절에서 진단한 바와 같이 Baseline은 정사각형 루프 주행 후 실제 출발점 부근으로 복귀했음에도 추정 수평 위치가 크게 누적되어, 복귀 오차가 0.935~1.895 m에 이르렀다. 이는 바닥지향 LiDAR 구성에서 수평면 방향의 기하 제약이 충분히 확보되지 못할 경우, 주행이 반복되는 동안 위치 오차가 지속적으로 누적될 수 있음을 보여준다. 반면 절대 수평 앵커를 적용한 H-anchor 구성에서는 복귀 오차가 0.041~0.189 m로 감소하여, Baseline에서 관찰된 미터급 수평 이탈이 뚜렷하게 억제되었다.

3-4절에서 기술한 두 구현 방식을 비교하면, 증분 수평 앵커는 이전 시점의 보정 결과를 연속적으로 누적하는 구조로 인해 Run 4에서 복귀 오차가 0.664 m까지 증가하는 등 run-to-run 편차가 상대적으로 크게 나타났다. 이에 비해 절대 수평 앵커는 매 시점 robot_odom의 수평 변위를 초기 원점 기준으로 다시 계산하여 출력 포즈에 적용하므로, 0.041~0.189 m 범위에서 보다 일관된 복귀 특성을 보였다(표 4).

이러한 차이는 장시간 주행에서 누적 오차가 다시 보정값에 포함되는 증분 방식보다, 기준 원점으로부터의 절대 변위를 직접 사용하는 방식이 수평 위치 안정성 측면에서 더 유리함을 시사한다. 즉, robot_odom 기반 수평 변위를 매 시점 원점 기준으로 재정박하여 출력단에 적용함으로써, LiDAR-관성 필터와 기하 지도를 변경하지 않으면서도 미터급 수평 드리프트를 효과적으로 억제할 수 있었다. 다만 H-anchor의 출력은 robot_odom이 제공하는 수평 변위에 구조적으로 의존하므로, 본 결과는 바닥지향 LiDAR 환경에서의 수평 드리프트 억제 효과로 해석하며, 독립적인 6자유도 절대 위치 정확도 검증으로 해석하지 않는다.

표 4. 정사각형 루프 복귀 오차 비교
Table 4. Square-loop return error comparison

Sequence	Baseline (m)	Incremental anchor (m)	Absolute anchor (m)
Run 1	1.161	0.356	0.189
Run 2	1.234	0.061	0.050
Run 3	0.935	0.028	0.041
Run 4	1.895	0.664	0.121
Run 5	1.452	0.134	0.076
Run 6	1.860	0.192	0.135

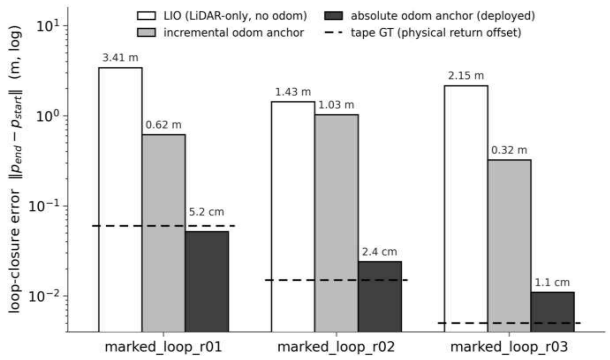


그림 4. 정사각형 물리 루프 복귀 오차(줄자 GT)
Fig. 4. Physical square-loop return error against tape ground truth

수평 보정 결과가 robot_odom과의 단순한 자기 참조 비교로만 해석되지 않도록, 표 4의 정사각형 시퀀스와는 별도로 바닥에 줄자로 정사각형 경로를 마킹한 3회 주행(그림 4의 marked loop)을 수행하여, 출발 위치와 복귀 위치를 보조 물리 기준으로 함께 확인하였다. Baseline은 동일한 정사각형 경로를 주행한 후에도 추정 위치가 출발점에서 미터급으로 이탈한 반면, H-anchor 구성은 줄자로 확인한 실제 복귀 범위와 유사한 수준의 복귀 오차를 나타냈다. 특히 이 실험에서는 robot_odom과 별개로 바닥에 설정한 물리적 기준점을 사용하여 출발·복귀 위치를 직접 확인하였으므로, 평가가 동일 추정 신호 내부의 비교에만 의존하지 않는다. 줄자 마킹은 robot_odom과 독립적인 외부 물리 기준이라는 점에서, 절대 수평 앵커가 바닥지향 LiDAR의 수평 관측 퇴화로 인해 발생하는 누적 드리프트를 억제하는 데 실질적인 효과가 있음을 보조적으로 뒷받침한다(그림 4).

4-5 전진 보정 결과

전진 보정 결과를 해석할 때는 평가 기준을 구분해야 한다. Corridor 시퀀스의 전진 진행률은 robot_odom 기준 상대 진행률을 나타내며, Wall-approach 시퀀스의 전진 오차는 줄자로 측정한 벽 거리 기준 절대 전진 오차를 의미한다. 4-2절에서 진단한 두 계통 편향, 즉 LiDAR 전진 붕괴와 robot_odom의 잔여 과소 추정에 대해, 전자는 relfwd의 회복 효과를, 후자는 visfwd의 잔여 스케일 보정 효과를 각각 평가한다.

먼저 식 (2)의 혼합 계수 β에 대한 민감도를 확인하였다. β를 0, 0.6, 1.0으로 변화시키며 Corridor 시퀀스의 전진 진행률을 측정한 결과, robot_odom 기준 58~73%(β = 0), 85~91%(β = 0.6), 101~103%(β = 1)로 단조 증가하였다. 이는 혼합 계수가 증가할수록 robot_odom의 전진 기여도가 커지고 평균 전진 진행률이 예측 가능한 방향으로 회복됨을 보여주며, LiDAR 전진 붕괴가 지배적인 본 구성에서는 완전 교체(β = 1)가 타당함을 뒷받침한다. 즉 분리형 전진-교체(relfwd)는 출력 포즈의 전진 성분만 robot_odom 기반 전진 변위로 교체함으로써, 4-2절에서 진단한 바닥지향 LiDAR의 전진 붕괴를 robot_odom 기준 진행률 수준으로 회복시킨다.

그러나 relfwd는 robot_odom의 전진 변위를 기준으로 하므로, robot_odom 자체가 갖는 잔여 스케일 편향까지 제거하지는 못한다. 실제 Wall-approach 시퀀스에서는 relfwd 이후에도 줄자 기반 벽 거리 기준 약 13%의 전진 오차가 남았다. 이는 6회 시퀀스에서 −12~−15% 범위로 나타난 값의 평균이다. 이 잔여 편향을 고정 상수로 보정할 수 있는지 확인하기 위해 시퀀스별 robot_odom 전진 스케일을 산출한 결과 1.005~1.134로 변동하였고, 한 조건에서 구한 고정 스케일(1.118)을 다른 조건에 적용하면 보정 후 진행률이 98.6~111.2%로 분산되었으며 이 변동은 세션마다 다르게 나타났다. 이는 3-6절에서 전제한 바와 같이 고정 스케일 보정이 일반화되지 않으며, robot_odom과 독립적인 외부 메트릭 거리 기준이 필요함을 정량적으로 뒷받침한다.

이어 RGB-D 깊이 기반 비전-전진 융합을 적용한 FPD-LIVO 구성에서는 Wall-approach 시퀀스의 평균 전진 절대 오차(mean |error|)가 13%에서 4%로 감소하였다(표 5). 융합 계수 γ를 0.5, 0.7, 0.9로 변화시키며 전진 오차를 측정한 결과 각각 4%, 5%, 9%로 나타나, 시험 범위(0.5-0.9) 중 가장 낮은 γ = 0.5가 잡음 억제와 절대 스케일 반영 사이의 균형점으로 최적이었으며, 이하의 결과는 모두 γ = 0.5 기준이다. 이러한 개선은 카메라를 광도 VIO 추정기로 필터 내부에 결합한 것이 아니라, 전방 벽까지의 메트릭 거리 변화를 측정하는 출력단 거리 센서로 활용했기 때문에 가능하다. 시퀀스별로는 표 5와 같이 Wall-approach 1과 6이 각각 −9%, −11%로 다른 시퀀스(−1~−2%)보다 보정량이 작았는데, 이는 융합 계수 γ의 문제가 아니라 해당 시퀀스에서 깨끗한 정면 벽 프레임이 적어 누적 보정량이 줄었기 때문이다(게이트가 부정확한 프레임을 배제한 결과).

3-6절에서 기술한 적용 범위의 한계도 정량적으로 확인되었다. 닫힌 회전 루프에서 비전-전진 융합을 활성화하면 회전 중 벽 거리 변화가 가짜 전진으로 해석되어 폐합 오차가 0.105 m에서 0.264 m로 악화되었다. 따라서 비전-전진 융합은 설계대로 개방된 직진 벽 접근 구간에만 적용하였다.

전진 정확도 향상의 실용적 의미를 제시하기 위해 전진 오차를 지도상 벽 오배치로 환산하였다. 약 2.1 m 떨어진 벽을 기준으로, 보정 이전(Baseline) 구성에서는 벽이 지도상 약 70~100 cm 이탈하여 작성되었고, relfwd 구성에서는 약 28 cm로, 비전-전진 융합을 더한 FPD-LIVO 구성에서는 9 cm로 감소하였다(그림 5). 이는 RGB-D 깊이 기반 비전-전진 융합이 robot_odom의 잔여 전진 스케일 편향을 줄여 지도상 전방 구조물의 배치 정확도를 개선함을 의미한다.

표 5. Wall-approach 전진 보정 결과(γ = 0.5, N = 6)
Table 5. Forward correction results in wall-approach sequences (γ = 0.5, N = 6)

Sequence	Corrected (m)	GT (m)	Error
Wall-approach 1	1.98	2.17	−9%
Wall-approach 2	2.04	2.07	−1%
Wall-approach 3	2.08	2.11	−2%
Wall-approach 4	2.08	2.10	−1%
Wall-approach 5	2.07	2.08	−1%
Wall-approach 6	1.83	2.06	−11%
relfwd mean	–	–	13%
FPD-LIVO mean	–	–	4%

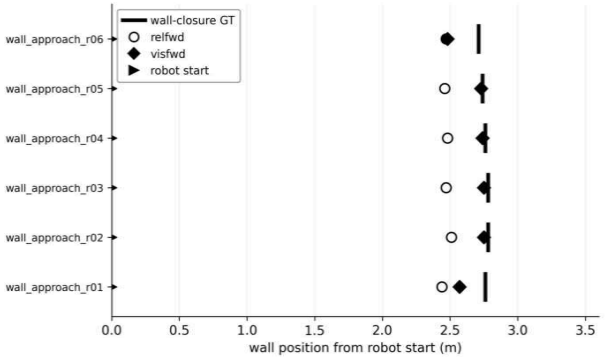


그림 5. 비전-전진 보정 전후 지도상 벽 위치(N = 6)
Fig. 5. Wall placement before/after vision-forward correction

4-6 연산 효율

실용성을 확인하기 위해 Corridor 시퀀스에서 구성별 메모리 사용량을 측정하였다(표 6). Jetson Orin Nano의 RAM이 7.6 GB로 제한되므로 메모리 효율은 배치 가능성을 결정하는 핵심 지표이다. Corridor 시퀀스에 relfwd와 visfwd를 적용한 FPD-LIVO 구성의 최대 메모리(peak RSS; resident set size)는 524 MB로, visfwd를 제외한 relfwd 구성의 497 MB 대비 27 MB(약 5%) 증가에 그쳤다.

이는 비전-전진 보정이 출력 포즈에서만 동작하여 필터 상태와 LiDAR 복셀 맵을 확장하지 않고, 깊이 기반 벽 거리 산출에 필요한 소규모 보조 구조만 추가하기 때문이다. 이때 표 6의 Voxel/feature map 열은 LiDAR 복셀 맵 엔트리와 시각 측 보조 구조 엔트리를 합산한 계측값이므로, relfwd 구성과 FPD-LIVO 구성의 엔트리 차이는 LiDAR 복셀 맵이 확장되었음을 뜻하는 것이 아니라 visfwd의 깊이 처리 경로에서 생성되는 보조 엔트리가 함께 계수된 결과이다. 분리형 설계가 정확도 향상과 메모리 효율을 동시에 달성한 것이다.

광도 VIO를 원형 FAST-LIVO2 방식으로 긴밀 결합한 Full photometric LIVO 구성의 최대 메모리는 1057 MB로 세 구성 중 가장 컸다. 이는 제안 보정이 아니라 Full photometric LIVO 구성이 대량의 시각 맵과 패치를 유지하기 때문이다. 따라서 제안 보정의 순수 연산 비용은 동일한 처리 경로를 공유하는 relfwd 구성과 FPD-LIVO 구성을 비교하여 평가하는 것이 타당하며, 그 차이가 앞서 기술한 약 5%이다. 앞서의 peak RSS 524 MB는 추정기 프로세스 단독 사용량이며, OS와 ROS 2 스택을 포함한 실제 로봇 전체 자원 사용량은 RAM 27.6%(2.1 / 7.6 GB), CPU 54.9%로 측정되었다. 이는 Jetson Orin Nano에서 사족보행 제어와 병행할 수 있는 자원 여유가 있음을 시사한다.

표 6. 구성별 메모리 및 연산 부하(Corridor 시퀀스)
Table 6. Memory and computation load by configuration (Corridor sequence)

Config	Peak RSS	Mean RSS	Voxel/ feature map (entries)
Full photometric LIVO	1057 MB	832 MB	15959
relfwd	497 MB	283 MB	11414
FPD-LIVO (relfwd+visfwd)	524 MB	303 MB	12383

표 7. Baseline, Odom-aug. 및 FPD-LIVO의 출력 안정성 비교 (Tilt 행: Tilt-1 / Corridor)
Table 7. Output stability comparison of Baseline, Odom-aug., and FPD-LIVO (Tilt row: Tilt-1 / Corridor)

Metric	Baseline	Odom-aug.	FPD-LIVO (Proposed)
Tilt	5.08 ° / 9.34 °	0.66 ° / 0.42 °	0.66 ° / 0.42 °
Loop return	0.9–1.9 m	0.04–0.19 m	0.04–0.19 m
Fwd. progress	58–73%	101–103%	–
Fwd. error	–	13%	4%
Wall error	70–100 cm	28 cm	9 cm

또한 비전-전진 보정은 필터 갱신 주파수와 무관하게 출력 포즈 계층에서만 동작하므로 LiDAR-관성 코어의 상태 갱신 경로에 추가 지연을 유발하지 않으며, 약 5%의 메모리 증가는 depth 기반 벽 거리 산출용 소규모 보조 구조에서 비롯된 것으로 실시간성과 확장성 측면에서 허용 가능한 수준이다. 추가 최적화 여지로는 비전-전진 게이트의 갱신 주기 조정과 depth 패치 크기 축소를 통해 이 보조 구조의 비용을 더 낮추는 방안을 고려할 수 있으며, 이는 향후 과제로 남긴다.

4-7 종합 비교 및 논의

세 구성의 성능을 표 7에 종합하였다. 표 7의 Baseline은 4-1절에서 정의한 LiDAR-관성 구성이다. Odom-aug.는 Leveling, H-anchor, relfwd를 포함하되 visfwd는 제외한 구성으로, 자세 정렬, 수평 드리프트 억제, LiDAR 전진 붕괴 회복 효과를 확인하기 위해 사용한다. FPD-LIVO는 여기에 RGB-D 깊이 기반 visfwd를 더한 최종 제안 프레임워크이다. 표 7에서 Fwd. progress는 앞서 정의한 robot_odom 기준 상대 진행률, Fwd. error는 줄자 기반 절대 전진 오차이며, Wall error는 지도상 벽 오배치를 의미한다. 표 7의

Odom-aug. 열과 FPD-LIVO 열은 단일 실행의 결과가 아니라, 3-2절의 택일 적용 원칙에 따라 각 시퀀스에 해당 모듈 조합을 적용하여 측정한 값을 항목별로 모은 것이다. 두 열 모두 Tilt는 Leveling 구성에서, Loop return은 H-anchor 구성에서, Fwd. progress는 relfwd 구성에서 측정하였으며, FPD-LIVO 열의 Fwd. error와 Wall error는 relfwd에 visfwd를 더한 구성에서 측정하였다(4-1절 참조).

표 7에서 '–'로 표시한 두 항목의 의미는 다음과 같다. Baseline의 Fwd. error는 다른 두 구성과 측정 기준이 달라 같은 행에서 직접 비교할 수 없으므로 제시하지 않았다. Odom-aug.와 FPD-LIVO의 Fwd. error는 Wall-approach 시퀀스에서 벽 줄자 기준으로 산출한 잔여 절대 전진 오차인 반면, Baseline은 전진 퇴화 자체를 진단하는 구성이므로 4-2절에 줄자 실측 기준 진행률 52~65%로 제시하였다. 다만 같은 열의 Wall error 70~100 cm는 이 진행률을 약 2.1 m 벽 거리에 대한 지도상 오배치로 환산한 값이므로, Baseline의 전진 퇴화 규모는 세 구성 사이에서 정성적으로 비교할 수 있다. FPD-LIVO의 Fwd. progress는 visfwd가 개방된 직진 벽 접근 구간에만 적용되어 Corridor 진행률이 relfwd 구성과 동일하므로 별도로 제시하지 않은 것이다.

Baseline은 바닥지향 LiDAR의 구조적 한계로 인해 수평 루프 복귀와 전진 진행률 모두에서 큰 오차를 보였다. Odom-aug.는 정사각형 루프 복귀 오차를 0.04~0.19 m 수준으로 줄이고, Corridor 시퀀스의 전진 진행률을 robot_odom 기준 101~103%로 회복시켰다. 그러나 Wall-approach 기준 절대 전진 오차에는 robot_odom의 잔여 스케일 편향이 남았다. FPD-LIVO는 RGB-D 깊이 기반 visfwd를 추가하여 Wall-approach 전진 오차를 13%에서 4%로 낮추고, 지도상 벽 오배치를 28 cm에서 9 cm로 줄였다. 최종 구성의 peak RSS 증가는 relfwd 대비 약 5%로 제한되어, 출력 분리형 보정이 임베디드 플랫폼에서 수용 가능한 연산 부담만을 추가함을 확인하였다.

또한 보정 계층이 LiDAR-관성 코어를 변경하지 않는지 확인하기 위해, Wall-approach 6회 시퀀스에서 보정 적용 전후의 필터 내부 방위각 차이를 산출하였다. 6회 모두 $|\Delta yaw| = 0.000000$ °로 나타나, 보강 신호가 ESIKF 상태 갱신 경로에 개입하지 않음을 구현 수준에서 확인하였다. 다만 세 보정 모듈은 설계상 출력 포즈의 수평·전진 성분만 재작성하므로 방위각이 불변인 것은 설계의 귀결이며, 이 검사는 구현이 설계 원칙을 벗어나지 않았음을 확인하는 성격을 갖는다.

보정별 기여는 다음과 같이 구분된다. H-anchor는 수평 드리프트 억제, relfwd는 LiDAR 전진 붕괴 회복, visfwd는 robot_odom의 잔여 전진 스케일 편향 보정을 각각 담당한다. 따라서 수평 복귀 오차의 개선은 주로 H-anchor에 의해 나타나며, Wall-approach 구간의 전진 오차와 지도상 벽 오배치 개선은 visfwd에 의해 나타난다. 각 보정이 서로 다른 실패 양상을 담당한다는 점에서, 제안 구조의 분리형 설계가 정량 결과에서도 확인된다.

V. 결 론

본 논문은 바닥지향 LiDAR를 탑재한 사족보행 로봇에서 FAST-LIVO2를 안정적으로 운용하기 위한 필터-보존 분리형 보강 프레임워크인 FPD-LIVO를 제안하였다. 바닥지향 구성에서는 초기 자세 및 세계 수직축 정렬 오류, 수평면 내 위치 퇴화, 몸체 전진 방향의 스케일 과소추정이 동시에 관측되었다. 또한 본 플랫폼의 영상 조건에서는 광도 시각 갱신이 충분한 독립 구속을 제공하지 못하였으며, 불안정한 시각 보정이 후속 상태 전파와 LiDAR 정합에 영향을 주면서 궤적 발산이 발생하였다. 이는 비전이 LiDAR 퇴화를 보완한다는 LIVO의 기본 전제가 본 플랫폼에서는 약화됨을 의미한다. 제안 기법은 이 제약 하에서 FAST-LIVO2의 LiDAR-관성 코어를 유지하고, 보강 신호를 초기화 또는 출력 포즈 계층에 배치함으로써 내부 상태와 후속 지도 성장 과정에 미치는 영향을 제한하도록 설계되었다.

제안 기법은 바닥-법선 초기화 레벨링, 고유수용 주행거리계(robot_odom) 기반 절대 수평 앵커, 분리형 전진-교체, 분리형 비전-전진 융합으로 구성된다. 바닥-법선 레벨링은 초기 자세 정렬을 통해 바닥면 기울어짐을 완화하였고, 절대 수평 앵커는 출력단에서 수평 드리프트를 억제하는 보조 안정화 계층으로 동작하였다. 전진 방향에 대해서는 relfwd가 LiDAR 전진 붕괴를 robot_odom 기준 전진 변위로 회복시켰으며, 최종 FPD-LIVO 구성의 비전-전진 융합은 RGB-D 깊이 기반 벽 거리 변화를 이용해 robot_odom의 잔여 스케일 편향을 줄였다. 결정론적 오프라인 재생에서 바닥 기울기는 최대 9.34 °에서 0.42 °로, 정사각형 루프 복귀 오차는 미터급에서 0.04~0.19 m로, 벽 접근 구간의 전진 오차는 13%에서 4%로 감소하였다. 최종 구성의 추가 메모리 부담은 relfwd 대비 약 5%에 그쳐, 임베디드 플랫폼에서의 실용 가능성을 뒷받침하였다.

본 논문의 핵심 발견은 본 플랫폼에서 전진 성능 향상이 광도 VIO의 내부 결합이 아니라, RGB-D 카메라를 제한된 직진 구간의 메트릭 거리 센서로 활용한 출력단 보정에서 나타났다는 점이다. 본 실험 조건에서는 광도 시각 갱신을 공유 상태에 적용한 구성이 불안정해진 반면, 전방 벽의 거리 변화만을 출력 포즈 보정에 사용한 구성은 LiDAR-관성 내부 경로를 변경하지 않고 전진 오차를 줄였다. 이는 내부 센서 융합이 일반적으로 부적절하다는 의미가 아니라, 외수용 구속이 부족하고 보강 신호의 신뢰도가 제한되는 조건에서는 필터 외부의 제한된 적용이 더 안전한 대안이 될 수 있음을 시사한다.

제안 기법에는 몇 가지 한계가 있다. 절대 수평 앵커의 폐합 오차는 robot_odom의 수평 폐합 특성에 구조적으로 의존하므로 절대 위치 정확도를 주장하지 않으며, 비전-전진 융합은 회전 구간에서 가짜 전진이 혼입될 수 있어 적용 범위를 개방된 직진 구간으로 한정하였다. 또한 H-anchor와 relfwd의 선택은 현재 운용 구간 유형에 대한 사전 지식에 의존하며,

평가는 실내 평면 환경에 집중되어 실외 및 비평면 환경은 다루지 않았다.

특히 H-anchor와 relfwd의 자동 중재가 우선 과제이다. 정합 정보 행렬(Hessian)의 고유값 분해로 수평·전진 방향의 관측성을 매 구간 정량화하여 지배 퇴화 축을 온라인으로 감지하면, 수평 퇴화 구간에서는 H-anchor를, 전진 붕괴 구간에서는 relfwd를 자동 전환(swapping)하거나 축별 관측성에 따라 가중(weighting)하는 확장이 가능하다. 향후 연구에서는 위 자동 중재 기법의 구현·검증에 더하여, 루프 폐합 통합을 통한 장기 드리프트 억제, 회전 구간을 포함한 적용 범위 확장, 실외·비평면 환경 검증, 그리고 모션 캡처나 RTK 기반 6자유도 외부 기준을 활용한 정량 평가를 수행할 계획이다.

감사의 글

이 논문은 2026년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(IITP-2026-RS-2022-00156287, 지역 지능화 혁신인재 양성사업, 기여율 50%)과 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2023-00242528, 지역산업 혁신을 위한 지역 수요 중심 데이터사이언스 융합인재 양성사업, 기여율 50%).

참고문헌

[1] Unitree Robotics. Unitree Go2 [Internet]. Available: https://www.unitree.com/go2.

[2] C. Zheng, W. Xu, Z. Zou, T. Hua, C. Yuan, D. He, ... and F. Zhang, “FAST-LIVO2: Fast, Direct LiDAR-Inertial-Visual Odometry,” *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 41, pp. 326-346, 2025. https://doi.org/10.1109/TRO.2024.3502198

[3] 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, August 2022. https://doi.org/10.1109/TRO.2022.3141876

[4] T. Shan, B. Englot, D. Meyers, W. Wang, C. Ratti, and D. Rus, “LIO-SAM: Tightly-Coupled LiDAR Inertial Odometry via Smoothing and Mapping,” in *Proceedings of the 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Las Vegas: NV, pp. 5135-5142, October 2020. https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9341176

[5] J. Lin and F. Zhang, “R3LIVE: A Robust, Real-Time, RGB-Colored, LiDAR-Inertial-Visual Tightly-Coupled State Estimation and Mapping Package,” in *Proceedings of the 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Philadelphia: PA, pp. 10672-10678, May 2022. https://doi.org/10.1109/ICRA46639.2022.9811935

[6] T. Shan, B. Englot, C. Ratti, and D. Rus, “LVI-SAM: Tightly-Coupled LiDAR-Visual-Inertial Odometry via Smoothing and Mapping,” in *Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Xi’an, China, pp. 5692-5698, May 2021. https://doi.org/10.1109/ICRA48506.2021.9561996

[7] M. Bloesch, M. Hutter, M. A. Hoepflinger, S. Leutenegger, C. Gehring, C. D. Remy, and R. Siegwart, “State Estimation for Legged Robots: Consistent Fusion of Leg Kinematics and IMU,” in *Proceedings of Robotics: Science and Systems VIII*, Sydney, Australia, pp. 17-24, July 2012. https://doi.org/10.15607/RSS.2012.VIII.003

[8] D. Wisth, M. Camurri, and M. Fallon, “Robust Legged Robot State Estimation Using Factor Graph Optimization,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 4, No. 4, pp. 4507-4514, October 2019. https://doi.org/10.1109/LRA.2019.2933768

[9] D. Wisth, M. Camurri, and M. Fallon, “VILENS: Visual, Inertial, LiDAR, and Leg Odometry for All-Terrain Legged Robots,” *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 39, No. 1, pp. 309-326, February 2023. https://doi.org/10.1109/TRO.2022.3193788

[10] J. Zhang, M. Kaess, and S. Singh, “On Degeneracy of Optimization-Based State Estimation Problems,” in *Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Stockholm, Sweden, pp. 809-816, May 2016. https://doi.org/10.1109/ICRA.2016.7487211

[11] T. Tuna, J. Nubert, Y. Nava, S. Khattak, and M. Hutter, “X-ICP: Localizability-Aware LiDAR Registration for Robust Localization in Extreme Environments,” *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 40, pp. 452-471, 2024. https://doi.org/10.1109/TRO.2023.3335691

[12] J. Sturm, N. Engelhard, F. Endres, W. Burgard, and D. Cremers, “A Benchmark for the Evaluation of RGB-D SLAM Systems,” in *Proceedings of the 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vilamoura, Portugal, pp. 573-580, October 2012. https://doi.org/10.1109/IROS.2012.6385773

[13] A. Geiger, P. Lenz, and R. Urtasun, “Are We Ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite,” in *Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Providence: RI, pp. 3354-3361, June 2012. https://doi.org/10.1109/CVPR.2012.6248074



서화현(Hwa-Hyun Seo)

2025년 : 조선대학교
정보통신공학부(정보통신공학전공)(공학사)

2025년～현 재: 전남대학교 데이터사이언스대학원 석사과정
※관심분야 : SLAM, 데이터사이언스(Data Science), 인공지능(Artificial Intelligence) 등



엄태원(Tai-Won Um)

1999년 : 홍익대학교
전자전기제어공학과 (공학사)
2000년 : 한국과학기술원
정보통신공학(공학석사)
2006년 : 한국과학기술원
정보통신공학(공학박사)

2006년～2017년: 한국전자통신연구원 책임연구원
2020년～2022년: 덕성여자대학교 사이버보안전공 조교수
2022년～현 재: 전남대학교 데이터사이언스대학원 교수
※관심분야 : 지능형미디어, 자율형IoT, ICT트러스트, 사이버물리시스템(CPS)