

Dilution of Precision (DOP) Based Landmark Exclusion Method for Evaluating Integrity Risk of LiDAR-based Navigation Systems

Pil Hun Choi, Jinsil Lee, Jiyun Lee[†]

Department of Aerospace Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Daejeon 34141, Korea

ABSTRACT

This paper introduces a new computational efficient Dilution of Precision (DOP)-based landmark exclusion method while ensuring the safety of the LiDAR-based navigation system that uses an innovation-based Nearest-Neighbor (NN) Data Association (DA) process. The NN DA process finds a correct landmark association hypothesis among all potential landmark permutations using Kalman filter innovation vectors. This makes the computational load increases exponentially as the number of landmarks increases. In this paper, we thus exclude landmarks by introducing DOP that quantifies the geometric distribution of landmarks as a way to minimize the loss of integrity performance that can occur by reducing landmarks. The number of landmarks to be excluded is set as the maximum number that can satisfy the integrity risk requirement. For the verification of the method, we developed a simulator that can analyze integrity risk according to the landmark number and its geometric distribution. Based on the simulation, we analyzed the relationship between DOP and integrity risk of the DA process by excluding each landmark. The results showed a tendency to minimize the loss of integrity performance when excluding landmarks with poor DOP. The developed method opens the possibility of assuring the safety risk of the Lidar-based navigation system in real-time applications by reducing a substantial amount of computational load.

Keywords: LiDAR, SLAM, autonomous car, HAV, integrity

1. INTRODUCTION

전 세계적으로 완전한 자율주행모드를 지원하는 Highly Automated Vehicle (HAV) 개발을 위한 노력이 진행되고 있지만, 지난 2016년 테슬라 사의 S 모델 자율주행모드 운행 중에 첫 사망자가 발생한 이래로 여러 건의 크고 작은 사고가 발생함에 따라 자율주행차의 안전성 문제가 지속적으로 제기되고 있다 (Joerger & Spenko 2017). 특히, 자율주행차는 탑재된 항법 시스템에서 제공되는 항법 정보에 의존하여 자율운행을 수행하므로, 항법 안전성 보장이 매우 중요하다. 자율주행차의 안전성 검증을 위한 기존 방법으로 경험적 기반의 테스트 주행을 수행한다. 하지만, 통계적으로 기존 교통사고 사망률보다 낮은 수준으로 안전성을 검

증하기 위해서는 수십년의 시간이 소요됨으로, 경험적 검증 방법은 HAV 항법 안전성 검증에 적절하지 않다 (Kalra & Paddock 2016). HAV의 항법 안전성 검증은 유인 항공기 항법 시스템의 안전성 검증을 위해 사용되는 해석적인 접근 방법인 무결성 개념의 적용을 통해 이루어질 수 있다 (Joerger & Pervan 2019). 무결성 이란 항법 오차(navigation error)로부터 사용자를 안전하게 보호하기 위해 제시된 개념으로, 검출되지 않는 극심한 항법 오차가 발생할 확률인 무결성 위험(Integrity Risk)으로 수치화 된다.

기존 유인항공기에서는 Global Navigation Satellite System (GNSS) 센서를 기반한 무결성 보장 연구가 수행되었다. 그러나 HAV는 고층 빌딩들로 인해 GNSS 신호영역이 다수인 구간을 통과하기 때문에, Light Detection and Ranging (LiDAR), radar, 비전 센서 등의 보조항법센서들이 필요하며 (Shin et al. 2017, Rhee & Seo 2019), 이에 따라 각 센서에 대한 무결성 보장 연구도 수행되어야 한다. 이중 LiDAR는 현재 HAV에서 가장 많이 쓰이는 센서 중 하나이며, 최근 무결성 위험 산출에 대한 연구가 진행 중에 있다 (Joerger et al. 2017, 2018, Joerger & Pervan 2019).

LiDAR는 관측 대상의 특징(feature)를 데이터화하여 수집하는

Received Mar 27, 2020 Revised May 29, 2020 Accepted Jul 03, 2020

[†]Corresponding Author

E-mail: jiyunlee@kaist.ac.kr

Tel: +82-42-450-3725 Fax: +82-42-350-3710

Pil Hun Choi <https://orcid.org/0000-0003-1284-1432>

Jinsil Lee <https://orcid.org/0000-0001-6313-4813>

Jiyun Lee <https://orcid.org/0000-0002-2291-3623>

Feature Extraction (FE) 단계와, 획득한 특징을 기존 지도 혹은 이전 epoch의 랜드마크(landmark)와 매칭하는 Data Association (DA) 단계를 통해 사용자의 위치를 추정한다. 하지만, FE과 DA 단계에서 항법 고장(fault)이 발생할 수 있다 (Joerger & Spenko 2017). 이는 LiDAR 센서로부터 획득한 랜드마크의 특징이 GNSS 위성 번호와 같은 방식으로 표시(tag)가 되어 있지 않기 때문에 랜드마크를 구분하지 못하거나 랜드마크 매칭이 잘못될 확률이 존재하기 때문이다. 예를 들어, LiDAR의 관측 시점에 따라 같은 랜드마크라도 동일한 특징을 가지지 못할 가능성이 있으며, 이는 다른 랜드마크와의 구별을 어렵게 하는 요인으로 작용한다. 이러한 종류의 고장이 발생할 경우, 큰 항법 오차가 발생한다 (Joerger & Pervan 2009).

이러한 FE/DA 단계에서 발생할 수 있는 고장으로 인한 무결성 위협 확률 산출은 DA 방식에 따라 다르다. 기존의 연구들에서는 주로 Innovation-based Nearest-Neighbor DA (NN DA) 방식을 기반한 LiDAR 항법에 대한 무결성 위협 확률을 산출한다 (Joerger et al. 2017, Joerger & Pervan 2019). NN DA는 가능한 모든 랜드마크 조합을 구하고, 해당 조합과 매칭할 랜드마크의 조합과의 distance 차이인 innovation을 계산하여 innovation이 최소가 되는 조합을 결정하여 DA를 수행한다. NN DA 방식은 랜드마크 개수가 늘어남에 따라 수행해야하는 계산량이 기하급수적으로 커지므로 실제 운영 상황에서 실시간 계산이 어려울 수 있다. 따라서 실시간 무결성 보장을 위해서는 NN DA 방식 기반 위치 추정에 사용하는 랜드마크 개수를 적절하게 선택할 필요가 있다.

이에 본 논문에서는 NN DA 방식을 사용하는 LiDAR 항법 시스템에서 항법 무결성을 보장함과 동시에 계산적 효율성을 확보하기 위한 새로운 랜드마크 제외 기법(Landmark Exclusion Method)을 제시한다. 새롭게 제시하는 랜드마크 제외 기법은 랜드마크의 기하학적 분포로부터 LiDAR 항법의 무결성 위협 확률 증가를 최소화하는 랜드마크를 예측하여 제외한다. 랜드마크의 기하학적 분포를 수치화 하기 위해서 GNSS의 Dilution Of Precision (DOP) 개념을 활용한다. DOP는 측정 기준점으로부터 측정 대상의 기하학적 분포를 수치화한 것으로, GNSS에서는 위치 측위 성능을 예상하는데 활용된다 (Misra & Enge 2010). 이를 위한 첫 단계로써, 랜드마크 개수에 따른 무결성 위협 확률 변화에 대한 분석을 통해 제외 가능한 랜드마크의 최대 개수를 판별한다. 다음으로, 각각의 랜드마크 제외 후 결정된 랜드마크 조합별 DOP 지표를 산출하고 이를 무결성 확률과 비교하여, LiDAR 항법의 무결성 위협 확률 증가가 최소화될 가능성이 높은 랜드마크를 선택한다. 마지막으로, 단순화한 시뮬레이션 환경을 기반으로 제시한 DOP 기반 랜드마크 제외 기법을 검증한다.

본 논문의 구성은 2장에서는 NN DA 방식을 활용한 LiDAR 기반 항법의 무결성 위협 확률 산출과 본 연구에서 제시하는 랜드마크 제외 기법에 대해 설명하고, 3장에서는 본 논문에서 제시하는 랜드마크 제외 기법 검증을 위한 시뮬레이터 구현에 대한 설명과 사례 연구를 통한 시뮬레이션 결과를 보이고, 최종적으로 계산적 효율 측면에서 기존의 방법론과 비교분석 결과를 제시한다.

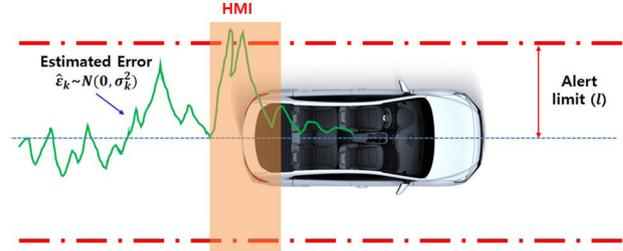


Fig. 1. Hazardous misleading information (HMI) of HAV.

2. LANDMARK EXCLUSION METHOD FOR INTEGRITY EVALUATION OF LIDAR-BASED NAVIGATION

2.1 Review of Integrity Risk Evaluation for LiDAR-based Navigation using an Innovation-based Nearest-Neighbor Data Association

2.1.1 Integrity risk concept for LiDAR-based navigation

LiDAR 항법의 무결성 위협 확률 혹은 Hazardously Misleading Information (HMI) 상황이 발생할 확률은 Fig. 1과 같이 고장 모니터에서 검출하지 못한 HAV의 위치오차($\hat{\epsilon}_k$)가 안전한 운행이 가능한 범위를 나타내는 위협 경계(alert limit, l)를 벗어날 확률로 정의한다. 안전성 판단 기준은 해당 시스템이 만족해야 할 무결성 요구조건, I_{REQ} ,에 따라 식 (1)과 같다. 기존 연구 (Joerger et al. 2017, Joerger & Pervan 2019)에서는 k epoch에서의 $P(HMI_k)$ 를 식 (2~4)와 같이 산출한다. 여기서 $K(\equiv\{0, \dots, k\})$ 는 처음시간부터 k epoch까지 인덱스들을 의미하며, $I_{FE,k}$ 는 FE 단계에서 발생할 수 있는 integrity risk allocation을 의미한다. $Q\{\}$ 는 표준정규분포의 꼬리 확률(Tail Probability), σ_k 는 추정오차의 표준편차를 의미한다. $P_{\chi^2}(DOF, T)$ 는 Degree of Freedom 자유도를 가지는 χ^2 분포가 T 보다 작을 확률, n_i 는 추정에 사용되는 측정치의 수, m_i 는 칼만필터 state 변수의 수를 의미한다. 마지막으로, $L_i^2 \lambda_i^2$ 는 칼만필터 norm-innovation에 대한 확률적 lower bound를 의미한다.

$$\text{Integrity requirement: } P(HMI_k) \equiv P(|\hat{\epsilon}_k| > l) \leq I_{REQ} \quad (1)$$

$$P(HMI_k) \leq 1 - [1 - P(HMI_k | CA_k)]P(CA_k) + I_{FE,k} \quad (2)$$

$$P(HMI_k | CA_k) = 2Q\{l / \sigma_k\} \quad (3)$$

$$P(CA_k) = 1 - P(IA_k) \geq \prod_{i=1}^k P_{\chi^2} \left\{ n_i + m_i, \frac{L_i^2 \lambda_i^2}{4} \right\} \quad (4)$$

여기서 $P(HMI_k | CA_k)$ 는 항법 고장이 없는 정상상태(nominal condition)에서의 무결성 위협에 관한 항으로, 랜드마크의 수가 적으면 정상상태 위치오차가 증가하므로 값이 커진다. $P(CA_k)$ 는 랜드마크의 수가 적을수록 랜드마크 구분이 용이하기 때문에 값이 커진다. 따라서 식 (2)에서 $[1 - P(HMI_k | CA_k)]$ 와 $P(CA_k)$ 은 랜드마크 개수에 따라 서로 상반된 변화를 가짐으로 trade-off 관계에

있다 (Joerger et al. 2017, Joerger & Pervan 2019).

2.1.2 Integrity risk under correct association condition

LiDAR 항법의 정상상태 무결성 위험 확률, $P(HMI_k|CA_k)$, 산출은 LiDAR 항법 필터의 추정 공분산에 의해 결정된다. Joerger et al. (2017)과 Joerger & Pervan (2019)은 LiDAR 항법필터로서 Extended Kalman Filter (EKF)를 사용하였다. 식 (5)는 측정치 모델로서, $\hat{\mathbf{z}}_k$ 는 현재 시간 k 에서의 측정치, $\mathbf{h}_{0,k}(\mathbf{x}_k)$ 는 k 에서의 상태 벡터(\mathbf{x}_k)에 대한 비선형 관측 행렬(아래첨자 0은 CA 상황을 의미), 그리고 $\mathbf{v}_k(\sim N(0, V_k))$ 는 측정치 잡음을 나타내는 변수이다. 상태 벡터(\mathbf{x}_k)는 이동체의 위치, 방향, 랜드마크의 특징 매개변수(주로, 위치 정보)로 이루어진다. 식 (6~9)는 각각 EKF에서의 상태 예측 벡터, 예측 공분산, 상태 추정 벡터, 추정 공분산을 나타낸다. 여기서, Φ_k, W_k 는 전이 행렬 및 프로세스 잡음을 의미하고 I 는 Identity 행렬을 나타낸다. H_k 는 식 (5)의 선형화를 통해 산출된다. K_k 는 칼만 이득(Kalman gain)으로, 식 (10)과 같이 계산된다. $\gamma_{0,k}$ 는 칼만필터 Innovation vector로서, 식 (11)과 같이 정의된다. EKF로 산출된 상태 벡터에 대한 불확실성을 의미하는 추정 공분산(\hat{P}_k)으로부터 HAV 진행방향의 수직 성분 위치오차 공분산인 σ_k^2 가 산출되며, 최종적으로 식 (3)을 통해 정상상태에서의 무결성 위험을 산출할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \mathbf{h}_{0,k}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \tag{5}$$

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \Phi_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \tag{6}$$

$$\bar{P}_k = \Phi_{k-1} \hat{P}_{k-1} \Phi_{k-1}^T + W_{k-1} \tag{7}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + K_k \gamma_{0,k} \tag{8}$$

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \bar{P}_k \tag{9}$$

$$K_k = \bar{P}_k H_k^T (H_k \bar{P}_k H_k^T + V_k)^{-1} \tag{10}$$

$$\gamma_{0,k} \equiv \hat{\mathbf{z}}_k - \mathbf{h}_{0,k}(\hat{\mathbf{x}}_k) \tag{11}$$

본 논문에서 적용하는 칼만필터의 상태 변수는 식 (12)와 같다. \mathbf{x}_{EN} 은 HAV의 동/남 방향의 위치좌표, ψ 는 선수각(Heading Angle), 는 각 랜드마크의 동/남 방향의 위치좌표를 나타낸다. 각각의 벡터를 구성하는 변수는 Fig. 2와 같다. HAV의 역학 모델(Dynamic Model) 및 관측 모델(Observation Model)은 각각 식 (13~14)와 같다. 본 논문에서는 항법 센서로서 LiDAR만 사용하기 때문에 역학적 정보가 없는 Identity 행렬을 역학 모델로 사용하는 대신 HAV 위치와 선수각에 대한 칼만필터 프로세스 잡음(\mathbf{W}_k)을 시뮬레이션에서 설정된 속도를 고려하여, 충분히 크게 설정한다. 랜드마크 위치에 대한 칼만필터 프로세스 잡음은 랜드마크가 고정되어 있으므로, 0으로 설정한다. 본 시뮬레이션에 적용된 프로세스 잡음은 Table 1과 같다. 관측 모델은 Newton-Raphson 방법을 통해 선형화(linearization)한 모델을 나타낸다. 해당 식의

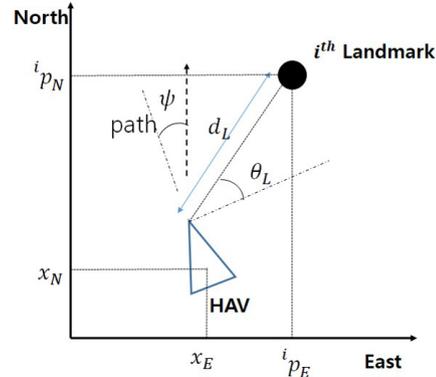


Fig. 2. HAV and landmark model used for the simulation. Position of HAV (x_E, x_N), position of i^{th} landmark ($i p_E, i p_N$), heading angle between the HAV and the landmark (ψ), measurements obtained from LiDAR (d_L, θ_L).

Table 1. Simulation parameters.

System parameters	Values
Std. on raw laser ranging measurement	0.05 m
Std. on raw laser angular measurement	0.5 deg
Kalman filter process noise (w_{en})	$N(0, 10 \text{ m}^2)$
Kalman filter process noise (w_{ψ})	$N(0, 1 \text{ deg}^2)$
Vehicle speed	2 m/s
Alert limit l	0.4 m
Laser data sampling interval	0.5 s
Integrity risk allocation for FE	10^{-9}

유도 과정은 Joerger & Pervan (2009)에 자세히 기술되어 있다.

$$\mathbf{x}_k = [\mathbf{x}_{EN} \quad \psi \quad \mathbf{p}]^T = [x_E \quad x_N \quad \psi \quad i p_E \quad i p_N \quad \dots \quad n_l p_E \quad n_l p_N]^T \tag{12}$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \underbrace{\begin{bmatrix} I_2 & 0 \\ & 1 \\ 0 & & I_{n_l} \end{bmatrix}}_{\Phi_k} \mathbf{x}_k + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{w}_{EN} \\ \mathbf{w}_{\psi} \\ 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{W}_k} \tag{13}$$

$$i d_L = \frac{i \bar{p}_E - \bar{x}_E}{\|i \bar{\mathbf{p}} - \bar{\mathbf{x}}_{EN}\|} (i \bar{p}_E - \bar{x}_E) + \frac{i \bar{p}_N - \bar{x}_N}{\|i \bar{\mathbf{p}} - \bar{\mathbf{x}}_{EN}\|} (i \bar{p}_N - \bar{x}_N) + v_d$$

$$i \theta_L = -\frac{i \bar{p}_N - \bar{x}_N}{\|i \bar{\mathbf{p}} - \bar{\mathbf{x}}_{EN}\|} (i \bar{p}_E - \bar{x}_E) + \frac{i \bar{p}_E - \bar{x}_E}{\|i \bar{\mathbf{p}} - \bar{\mathbf{x}}_{EN}\|} (i \bar{p}_N - \bar{x}_N) - \psi + v_d \tag{14}$$

2.1.3 Innovation-based nearest-neighbor data association and integrity risk under incorrect association condition

EKF 기법은 CA 상황을 가정한다. 따라서, 정확한 위치 추정을 위해서 정확한 DA이 선행 되어야한다. DA는 FE 단계에서 구분한 랜드마크를 기존의 맵이나 이전 epoch의 랜드마크들과 매칭하는 과정을 의미한다. 본 연구에서는 기존 연구에서 개발된 NN DA 기법을 사용한다 (Joerger et al. 2017, Joerger & Pervan 2019). NN DA 방식은 관측된 랜드마크의 모든 조합을 검사하여, 가장 작은 칼만필터 Innovation vector를 갖는 조합을 찾는 방식이다. 식 (15)은 NN DA 기법을 수식화한 것이다. i 는 이전 epoch의 랜

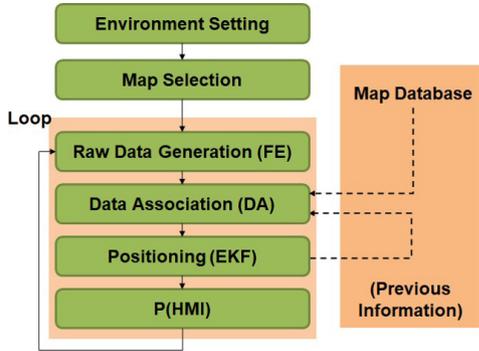


Fig. 5. Simulator algorithm (Function block diagram).

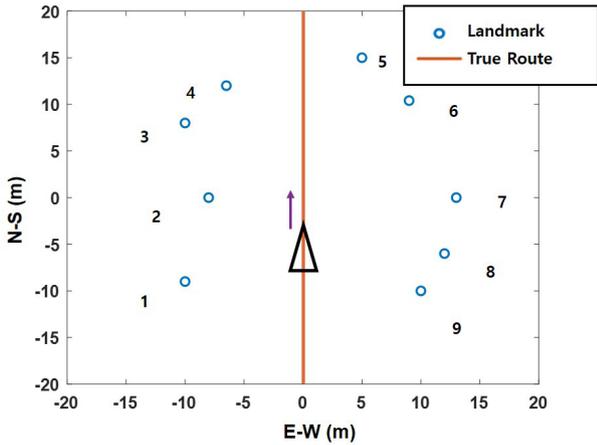


Fig. 6. Simulation scenario.

을 ‘DOP별 최소 랜드마크 수 모델’로 지칭한다.

3. SIMULATIONS

3.1 Simulation Scenario

랜드마크 제의 기법의 유효성을 확인하기 위해서 본 연구에서는 LiDAR 센서를 단독으로 사용한 2D 시뮬레이션을 구성한다. 본 연구에서 구현한 시뮬레이터의 알고리즘은 Fig. 5와 같다. 시뮬레이터는 랜드마크와 HAV 이동경로를 생성하고, HAV의 이동 경로에 따라 각 랜드마크별 측정치를 생성한다. 시뮬레이션 중에는 추가적인 랜드마크가 생성되지 않으며, 랜드마크는 고정되어 있다. 랜드마크는 지름 30 cm인 원통을 가정하며, LiDAR 센서는 각 랜드마크의 표면을 감지하여 측정치를 생성한다. 랜드마크 표면 측정치는 실제 랜드마크 표면과 HAV 간의 거리 및 방향 정보에 센서 랜덤노이즈를 더하여 생성한다. 최종적으로 생성된 측정치를 기반으로 HAV 이동 경로에 따른 $P(HMI)$ 를 산출한다.

랜드마크 제의 기법의 유효성 확인을 위한 절차는 다음과 같다. 시뮬레이터를 통해 임의의 랜드마크를 생성하고, 설정된 HAV 이동 경로에 따른 $P(HMI)$ 를 산출한다. 다음으로, 제거할 랜드마크의 개수를 정하고, 정해진 개수만큼 임의의 랜드마크를 제외하

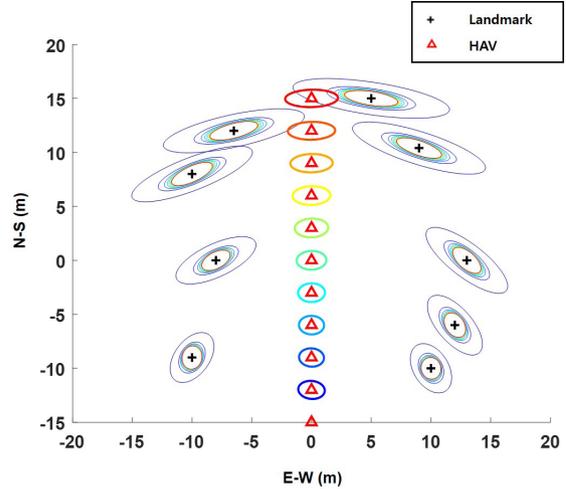


Fig. 7. The standard deviations of HAV position estimates and landmarks according to the HAV path (1).

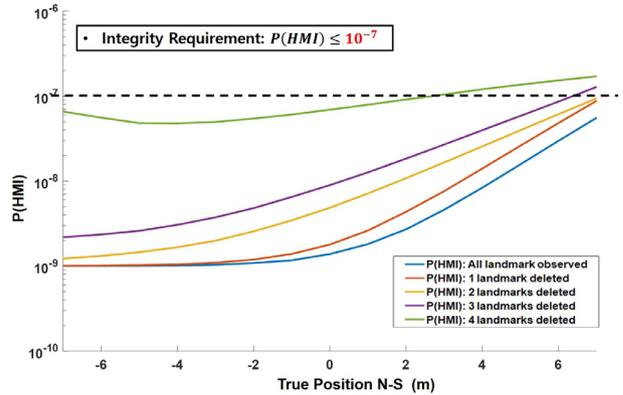


Fig. 8. $P(HMI)$ according to the number of landmarks.

여 각 경우에 대한 HAV 이동 경로에 따른 $P(HMI)$ 를 산출한다. 제거되는 랜드마크들의 DOP와 $P(HMI)$ 비교를 통해 랜드마크 제외 기법의 유효성을 확인한다.

Fig. 6은 시뮬레이션 시나리오를 나타낸다. 해당 시나리오에서는 9개의 랜드마크가 분포되어 있으며, HAV가 남북방향으로 40 m를 이동한다. 초기 HAV 위치의 참값은 알고(HAV 위치 및 선수각에 대한 공분산은 0으로 가정함), 랜드마크의 위치는 모른다고 가정(랜드마크 위치에 대한 공분산은 측정치 오차에 대한 공분산으로 결정됨)한다. 센서의 특징(오차 정보) 및 무결성 요구조건과 같은 시뮬레이션 파라미터는 Table 1과 같다. 무결성 위험 평가는 동서 방향의 항법 오차에 대해서 이루어진다.

3.2 Simulation Results

Fig. 7은 HAV의 이동 경로에 따른 HAV와 랜드마크의 추정 표준 편차 (1) 값을 나타낸다. Fig. 7에서 진한 파란색 원은 시뮬레이션 시작 시의 추정 표준편차를 나타내며, 빨간색 원은 HAV 이동 종료 시의 추정 표준편차를 나타낸다. Fig. 7에서 확인할 수 있듯이, 추정을 거듭할수록 랜드마크 위치 추정 공분산은 줄어드는

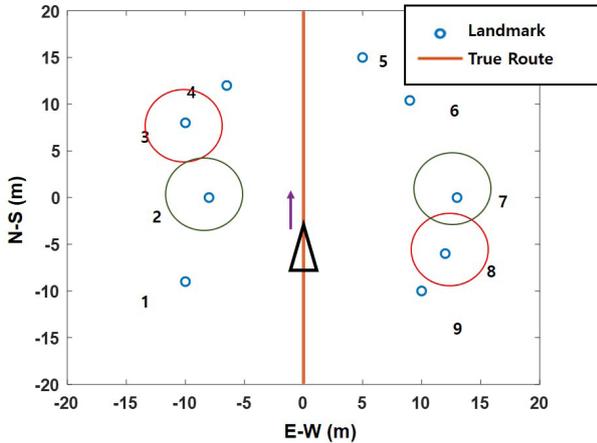


Fig. 9. Path of HAV and location of landmarks.

반면, HAV의 위치에 대한 추정 공분산은 커진다.

Fig. 8은 이동 경로에 따른 $P(HMI)$ 값을 나타낸다. 각각의 선은 각 랜드마크 개수 별 가능한 모든 랜드마크 조합들 중 최소의 $P(HMI)$ 을 가지는 경우를 나타낸다. 우선 모든 경우에 대하여 HAV가 진행할수록 $P(HMI)$ 가 커지는 것을 확인할 수 있다. 이는 식 (3)에서 확인할 수 있듯이 추정 공분산의 증가로 $P(HMI|CA)$ 값이 커지기 때문이다. 본 시뮬레이션은 단순화된 랜드마크 시나리오를 기반으로 하기 때문에, $P(CA)$ 의 경우 HAV 이동경로 전 구간에서 1에 매우 가까운 값을 가지며 변화가 매우 적다. 따라서 본 시나리오에서는 $P(HMI|CA)$ 가 $P(HMI)$ 변화에 주요한 영향을 미친다.

랜드마크 개수에 따른 변화의 경우, 추정에 사용되는 랜드마크 개수가 작아질수록 추정 공분산은 감소하여 $P(HMI|CA)$ 가 작아져 $P(HMI)$ 가 커지는 것을 확인할 수 있다. 하지만 $P(HMI)$ 가 미리 정해진 항법 무결성 요구조건(10^{-7})보다 낮은 값을 가지는 경우, HAV 무결성을 만족하는 것으로 판단한다. 따라서, 정해진 요구조건 보다 낮은 $P(HMI)$ 를 가지는 랜드마크 개수에 대하여 무결성이 보장된 운행이 가능하다고 볼 수 있다. 따라서 Fig. 8에서 확인할 수 있듯이 본 시뮬레이션에서는 항법 무결성 요구조건을 만족하는 제거 가능한 최대 랜드마크 수는 2개로 결정한다.

제거할 랜드마크를 선택하기 위하여, 본 연구에서는 랜드마크의 기하학적 분포(DOP)와 그에 따른 $P(HMI)$ 변화를 분석하였다. Fig. 9에 표시된 각 랜드마크를 검사 대상으로 선정하고, 이에 대한 HAV가 가지는 DOP를 Fig. 10에 나타낸다. Fig. 10의 범례에 표시된 # 숫자1 - 숫자2 - 숫자3은 HAV를 중심으로 숫자 1, 2, 3 랜드마크 조합에 대한 DOP를 의미한다. 여기서 숫자 2가 검사의 대상이 되는 랜드마크이다.

Fig. 11은 랜드마크 2개를 제거했을 때의 모든 경우에 대한 $P(HMI)$ 그래프를 나타낸 것이다. Fig. 11의 파란색 선은 모든 랜드마크를 사용했을 때의 경우이며, 빨간색 선은 랜드마크 2개를 제거하는 경우 중 가장 낮은 무결성 위협 확률을 가지는 경우이다. 해당 경우는 Fig. 9에서 3번, 8번 랜드마크를 제거하였을 때이며, 이 경우는 모든 검사대상 랜드마크에 대하여 가장 높은 DOP를 가진다. 반면 낮은 DOP를 가지는 랜드마크 2와 7을 제거하면 Fig. 10의 초록색 선과 같이 상대적으로 높은 $P(HMI)$ 를 가짐을

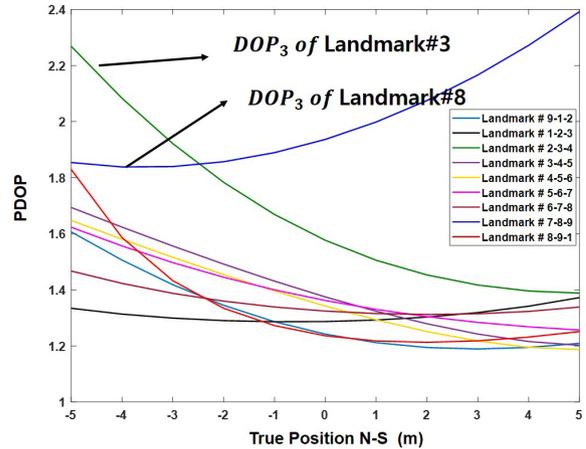


Fig. 10. DOP_i by each target according to the path of HAV.

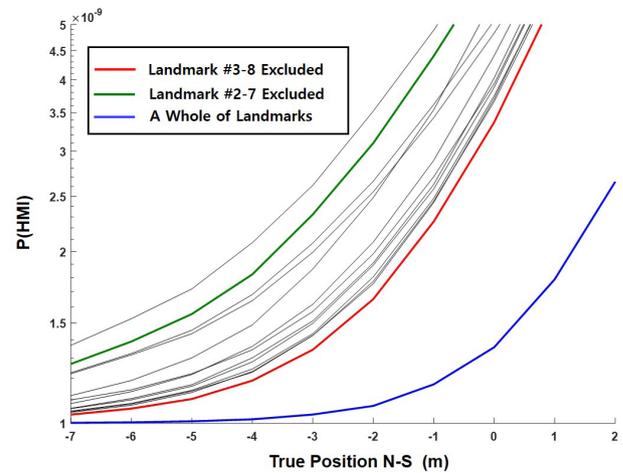


Fig. 11. $P(HMI)$ according to the number of landmarks when 2 landmarks are excluded.

확인할 수 있다. 따라서 모든 경우의 $P(HMI)$ 을 확인하지 않고도, 단순히 DOP 지표를 통하여 낮은 $P(HMI)$ 를 갖는 조합을 선택할 수 있다.

하지만 가장 높은 DOP를 제거하는 방법이 가장 낮은 $P(HMI)$ 를 가지는 것을 항상 보장하지는 않는다. 이는 추정공분산에 영향을 미치는 요인이 기하학적 분포뿐만 아니라, 측정치의 품질 등에도 영향을 받기 때문이다. 그러나 무결성 위협 요구조건을 만족하는 상황 하에서 본 랜드마크 제거 기법은 기존 기법 대비 계산량을 감소시키는 이득을 줄 수 있기 때문에 효용성을 가진다.

본 시뮬레이션 결과를 토대로 랜드마크 제외 기법은 다음과 같은 순서로 구현될 수 있다. i^{th} epoch에서 랜드마크 제외 기법을 적용한다면, i^{th} epoch에서 구한 HAV와 모든 랜드마크 간의 DOP를 ‘DOP별 최소 랜드마크 수 모델’에 대입하여 제외할 랜드마크 개수를 정한다. 정한 개수만큼 본 연구에서 제시한 랜드마크 제외 기법으로 최적의 랜드마크를 선별하여 제외한다.

이 과정은 랜드마크 제외 기법을 적용하고자 하는 i^{th} epoch에서만 이루어진다. 만약 i^{th} epoch에서 관측된 랜드마크의 수가 n

개이고 이때 m 개의 랜드마크를 제거한 경우, $(i+1)^{th}$ 번째 epoch에서는 마찬가지로 n 개의 랜드마크가 관측되지만 실제로는 $(n-m)$ 개의 DA만을 수행한다. 최종적으로 DA 단계에서 $n C_{n-m} \times (n-m)!$ (즉, $n!/m!$) 번의 연산을 수행하게 된다.

기존 연구에서는 DA 단계에서 $n!$ 번의 iteration을 수행해야 한다. 본 연구에서 제시하는 랜드마크 제외 기법을 이용한다면 DA 단계에서 $n!/m!$ (m : 제거한 랜드마크 개수)번의 iteration만 수행하면 된다. 예를 들어, 만약 2개의 랜드마크를 제거하는 경우, 기존 계산량을 약 50% 개선할 수 있다.

4. CONCLUSIONS

본 논문에서는 NN DA 기법을 적용하는 LiDAR 기반 항법 시스템의 무결성 확률 산출 알고리즘 계산 효율성을 높이기 위하여, DOP 기반 랜드마크 제외 기법을 설계 및 구현하고 이에 대한 성능 분석을 수행하였다. DOP 기반 랜드마크 제외 기법은 랜드마크의 개수와 기하학적 분포에 따른 LiDAR 항법 무결성 성능 변화의 특징을 활용한다. 기하학적 분포에 대한 기여도가 떨어지는 랜드마크를 제거할 경우 무결성 성능 손실이 최소화된다는 가설을 세우고, 이를 시뮬레이션을 통해 검증하였다. 시뮬레이션을 통해, 무결성 요구조건을 만족시킬 수 있는 제거 가능한 랜드마크 개수를 분석하여 제외 가능한 최대 랜드마크 수를 결정하였다. 다음으로, 제외할 랜드마크를 정하기 위하여 랜드마크의 기하학적 분포가 무결성 성능에 미치는 영향을 분석하였다. 분석 결과, 상대적으로 큰 DOP를 가지는 랜드마크를 제거할 경우, 무결성 위협 확률의 증가 폭이 더 작음을 확인하였다. 즉, DOP을 기반으로 하여 무결성 위협 확률 증가를 최소화할 수 있는 랜드마크를 결정하여 제외시킬 수 있다. 최종적으로, DOP 기반 랜드마크 제외 기법은 무결성 요구조건을 충족시킴과 동시에 계산적 효율성을 가져올 수 있음을 확인하였다. 본 LiDAR 기반 항법 시스템의 무결성 위협 계산 효율 향상 기법은 실제 운용 어플리케이션의 실시간 항법 안전성 보장을 가능하게 하는 데에 기여할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENTS

이 논문은 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2020R1A2C1011745).

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Pil Hun Choi contributed to the conceptualization of the idea, implemented the software and wrote the original draft of the manuscript. Jinsil Lee supervised the research and assisted writing the original draft preparation. Jiyun Lee supervised the research and reviewed the manuscript as a project administrator. All authors discussed the proposed

approach and results.

CONFLICTS OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest.

REFERENCES

- Joerger, M., Arana, G., Spenko, M., & Pervan, B. 2017, Landmark Data Selection and Unmapped Obstacle Detection in Lidar-Based Navigation, 30th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2017), Portland, Oregon, September 25-29, 2017, pp.1886-1903. <https://doi.org/10.33012/2017.15406>
- Joerger, M., Arana, G., Spenko, M., & Pervan, B. 2018, A New Approach to Unwanted-Object Detection in GNSS/LiDAR-Based Navigation, *Sensors*, 18, 2740. <https://doi.org/10.3390/s18082740>
- Joerger, M. & Pervan, B. 2009, Measurement-level integration of carrier-phase GPS and laser-scanner for outdoor ground vehicle navigation, *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control*, 131, 021004. <https://doi.org/10.1115/1.3072122>
- Joerger, M. & Pervan, B. 2019, Quantifying Safety of Laser-Based Navigation, *IEEE Transactions on aerospace and electronic systems*, 55, 273-288. <https://doi.org/10.1109/TAES.2018.2850381>
- Joerger, M. & Spenko, M. 2017, Towards navigation safety for autonomous cars, *Inside GNSS*, pp.40-49, available from: <https://insidegnss.com/towards-navigation-safety-for-autonomous-cars/>
- Kalra, N. & Paddock, S. 2016, Driving to Safety: How Many Miles of Driving Would It Take to Demonstrate Autonomous Vehicle Reliability?, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 94, 182-193. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.09.010>
- Misra, P. & Enge, P. 2010, *Global Positioning System: Signals, Measurements, and Performance*, 2nd ed. (Lincoln: Ganga-Jamuna Press)
- Rhee, J. H. & Seo, J. 2019, Low-cost curb detection and localization system using multiple ultrasonic sensors, *Sensors*, 19, 1389. <https://doi.org/10.3390/s19061389>
- Shin, Y. H., Lee, S., & Seo, J. 2017, Autonomous safe landing-area determination for rotorcraft UAVs using multiple IR-UWB radars, *Aerospace Science and Technology*, 69, 617-624. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2017.07.018>



Pil Hun Choi received the B.S. degree in Department of Aerospace Engineering from Korea Advanced Institute of Science and Technology, S. Korea, in 2015. He is the Ph.D. candidates in Department of Aerospace Engineering from Korea Advanced Institute of Science and Technology, S. Korea. His research interests include GNSS/LiDAR-based navigation system.



Jinsil Lee received the B.S. degree in civil and environmental engineering and Ph.D. degree in aerospace engineering from Korea Advanced Institute of Science and Technology in 2012 and 2019, respectively. Her current research interest is a multi-sensor navigation integrity system for unmanned vehicles.



Jiyun Lee received the Ph.D. degrees in aeronautics and astronautics from Stanford University, Stanford, CA, USA, in 2005. She is an Associate Professor with the Department of Aerospace Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology. She has authored over 100 research papers in the field of GNSS applications, safety-critical systems.