

미지의 우주물체의 형상복원 및 상대항법을 위한 LiDAR 포즈그래프 최적화 기법 연구

장보현^{1*}, 김강산², 이호형¹, 방효충¹한국과학기술원¹, 대한민국 공군²

A Study on LiDAR PGO for Geometry Reconstruction and Relative Navigation of Unknown Space Object

Bohyun Chang^{1*}, Kangsan Kim², Hohyeong Lee¹, Hyochoon Bang¹

Key Words : LiDAR(라이다), Rendezvous and Docking(랑데부 도킹), PGO(포즈 그래프 최적화), Relative Navigation(상대항법), Geometry Reconstruction(형상복원).

서 론

최근 발사체에 대한 접근성이 용이해짐에 따라 지구 궤도에 다양한 목적을 가진 위성이 투입되고 있다. 이러한 상황에서 아군 위성을 이용해 미지의 적 위성을 매우 근접한 거리에서 관측하며 표적의 상대정보를 복원하는 것은 우주 안보적으로 매우 중요한 문제이다.

이 문제는 비협조적이고 미지의 우주물체에 대한 랑데부 도킹 문제로 정의될 수 있으며 임무위성(Chaser)은 표적위성(Target)에 대한 상대항법을 통해 표적의 형상 및 궤도정보를 복원한다⁽¹⁾.

본 연구에서는 라이다(LiDAR) 센서를 장착한 임무위성의 포즈 그래프 최적화 방법을 통한 미지의 표적에 대한 형상복원 및 상대항법 기법을 소개한다. 랑데부 도킹 모사 시뮬레이터를 이용해 미지의 큐브셋 표적에 대한 Fly-around 기동을 모사하였으며 이때 획득한 라이다 측정값을 이용해 제안한 형상 복원 및 상대항법 기법을 검증하였다.

포즈 그래프 최적화(PGO)의 소개

형상정보 복원을 위해서는 여러 시간 스텝에 측정된 라이다 측정값을 최적의 방법으로 정렬해 줄 필요가 있다. 포즈 그래프 최적화는 상대변수 추정 문제를 그래프 최적화 문제로 변경해 모든 시간 스텝에서의 상대변수를 최적화한다.

포즈 그래프는 세 가지 요소로 이루어진다. 각 시간 스텝에서의 포즈를 나타내는 노드(Node)와 노드와 노드 사이의 제약조건을 나타내는 엣지(Edge), 제약조건의 불확실도를 나타내는 정보행렬(Information Matrix)로 구성되어 있다. 이때 정보행렬은 측정 잡음 공분산 행렬의 역행렬로 나타낼 수 있다.

포즈 그래프 최적화는 Front End와 Back End로 구성된다. Front End는 엣지를 등록해 주는 알고리즘으로 새로운 측정값에 대한 노드와 그 직전 노드 사이의 제약조건을 등록하는 시계열 엣지 등록과 서로 다른 시간 스텝의 노드가 비슷한 위치에 있을 때 이를 제약조건으로 등록하는 루프 엣지 등록으로 구성된다.

Back End는 새로운 루프 엣지가 등록되었을 때 동작 가능하며 그래프의 모든 노드와 엣지에 대한 오차가 최소가 되도록 사전에 정의한 잔차에 대한 비선형

최소제곱 식의 최적해를 찾는다.

라이다의 포인트 클라우드 측정값과 포인트 클라우드 정합 알고리즘을 통해 얻을 수 있는 측정값은 상대 포즈이다. i 번째 노드 \mathbf{x}_i 와 j 번째 노드 \mathbf{x}_j 사이 상대 포즈 측정값 $\mathbf{z}_{i,j}$ 에 대한 잔차를 나타내면 다음과 같다.

$$\mathbf{e}_{i,j}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_j^{-1} \oplus \mathbf{z}_{i,j} \oplus \mathbf{x}_i \quad (1)$$

이때 \oplus 는 모션 구성 연산자로 다음으로 정의된다.

$$\mathbf{x}_1 \oplus \mathbf{x}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{t}_1 \\ \mathbf{q}_1 \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{t}_2 \\ \mathbf{q}_2 \end{bmatrix} := \begin{bmatrix} A(\bar{\mathbf{q}}_1)\mathbf{t}_2 + \mathbf{t}_1 \\ \bar{\mathbf{q}}_1 \otimes \bar{\mathbf{q}}_2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

모든 노드 \mathbf{X} 에 대해 식(1)에 대한 비선형 최소제곱 식을 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$F(\mathbf{X}^*) = \min_{\mathbf{X}^*} \sum_i \sum_j \mathbf{e}_{i,j}^T \boldsymbol{\Omega}_{i,j} \mathbf{e}_{i,j} \quad (3)$$

이때 $\boldsymbol{\Omega}_{i,j}$ 는 상대포즈 측정값에 대한 정보행렬을 나타낸다. 식(3)의 최적해는 테일러 1차 급수 근사를 통한 가우스-뉴턴 방법과 같은 순차적인 수치적 기법을 이용해 구해 줄 수 있다. 또한 식(1)은 회전 성분을 포함하는 식으로 최소의 파라미터로 포즈를 업데이트하기 위해 가우스-뉴턴 알고리즘은 $SE(3)$ 군에 대응되는 리 대수(Lie Algebra) 벡터 공간에서 진행된다⁽²⁾.

궤도상 형상복원 및 상대항법을 위한 PGO

본 연구에서 제안하는 상대항법 기법은 임무위성이 표적 주위를 선회하는 Fly-around 기동 중에 이루어지는 것을 가정한다. 또 선회 기동 중 임무위성은 라이다 센서 FOV 안에 표적이 항상 존재하도록 본체의 자세를 제어함을 가정한다.

이때 포즈 그래프는 표적의 동체 좌표계를 기준으로 설계해 줄 수 있다. 노드는 표적 동체 좌표계에서 표적에서 임무위성까지의 벡터 ${}^t\mathbf{t}_d$ 와 표적 동체 좌표계에서 임무위성 좌표계까지의 자세 쿼터니언 $\bar{\mathbf{q}}_{cd}$ 로 구성해 줄 수 있다.

Front End에서는 각 노드에 대응되는 라이다의 포인트 클라우드 측정값끼리의 ICP 알고리즘을 이용해

상대포즈를 측정해 줄 수 있다. 시계열 엷지는 새로운 라이다 측정값과 직전의 측정값 사이 정합 결과로 등록해 줄 수 있으며 루프 엷지는 근접한 노드끼리의 정합 결과를 이용해 등록해 줄 수 있다.

Back End는 Front End의 그래프로부터 계산된 식 (3)의 잔차를 최소화하는 알고리즘으로 동작한다. 이상치에 대한 강건성을 확보하기 위해 큰 오차값에 낮은 가중치를 부여해주는 Dynamic Covariance Scaling⁽³⁾ 방법을 사용하였다. Φ 를 설계 변수로 하여 이를 적용하면 식(3)을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F(\mathbf{X}^*) = \min_{\mathbf{X}^*} \sum_i \sum_j \mathbf{e}_{i,j}^\top (s_{i,j}^2 \mathbf{\Omega}_{i,j}) \mathbf{e}_{i,j} \quad (4)$$

$$s_{i,j} = \min \left(1, \frac{2\Phi}{\Phi + \mathbf{e}_{i,j}^\top \mathbf{e}_{i,j}} \right) \quad (5)$$

시뮬레이션 및 결과

시뮬레이션 설정

제안한 기법을 검증하기 위해 Fig.1의 형상을 가진 임의의 2U 큐브셋 표적 주위를 장반경 4m의 타원 궤도로 상대운동을 하는 임무위성의 시나리오를 시뮬레이션하였다.



Fig. 1. Target CubeSat

표적은 Table.1과 같은 궤도 6요소 초기 조건을 가지며 표적은 ECI 좌표계에서 $\omega = (0.5, 0.5, 1.0)^\top$ [deg/sec]의 일정한 각속도를 가짐을 가정하였다. 또 초기 자세는 ECI 좌표계에 대해 Table.2와 같은 오일러 각도를 가짐을 가정하였다.

Table 1. Target Initial Orbital Parameters

a	e	i
$600+R_e$ [km]	0.0	98.0 [deg]
Ω	ω	ν
0.0 [deg]	0.0 [deg]	60.0 [deg]

Table 2. Target Initial Attitude

Roll	Pitch	Yaw
0.0 [deg]	30.0 [deg]	120.0 [deg]

임무위성의 라이다는 항상 표적을 지향함을 가정하였으며 임무위성은 유도 및 제어는 완전함을 가정하였다. 라이다 센서는 20sec에 한번 씩 측정됨을 가정하였다.

라이다 측정값은 유니티-매트랩 랑데부 도킹 모사 시뮬레이터에서 위성 간 상대운동을 모사해 획득하였으며 이때 라이다의 성능은 Table.3과 같이 설정해주었다.

Table 3. LiDAR configuration

FOV	$10^\circ \times 10^\circ$	Type	Scanning LiDAR
Azimuth Step Angle	0.1°	Altitude Step Angle	0.1°
Pointing Accuracy	$\sigma = 0.03^\circ$	Distance Noise	$\sigma = 1\text{ mm}$
Intensity Noise	$\sigma = 0.001$	Number of Points	10000

시뮬레이션 결과

1000초 동안 시뮬레이션 결과 Fig.2와 같은 형상복원 결과를 얻을 수 있었으며 원래 형상과 유사하게 복원이 잘 이루어진 것을 확인할 수 있었다.

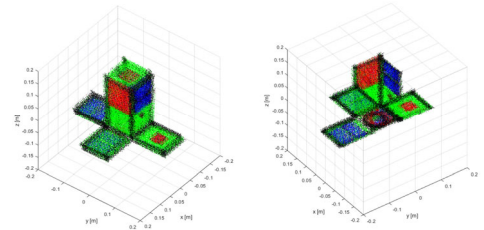


Fig. 2. Geometry reconstruction results.

또 각 축에 대한 모든 노드의 상대 위치와 자세의 오차를 각각 Fig.3, Fig.4와 같이 나타냈으며 대부분의 노드에서 위치 오차 0.1m 이내, 자세 오차 1.5deg 이내의 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있었다.

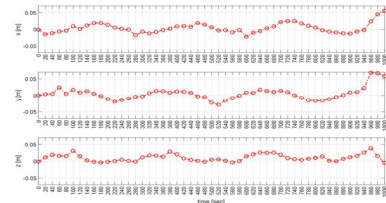


Fig. 3. Relative position error [m]

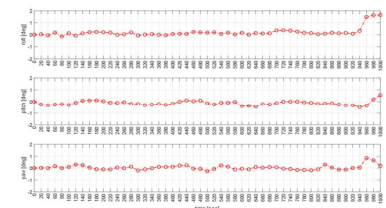


Fig. 4. Relative attitude error [deg]

결론

본 연구에서는 포즈 그래프 최적화 방법을 이용해 미지의 우주물체의 형상을 복원하고 상대항법을 수행하는 기법을 제안했다. 또 제안한 기법을 임의의 큐브셋 표적에 대한 Fly-around 시나리오에 대한 라이다 센서 측정값을 이용해 형상복원 및 상대항법 성능을 검증하였다. 이후 연구에서는 상대운동 동역학 등을 고려한 제약조건을 추가해 좀 더 강건한 복원 성능을 가진 포즈 그래프 최적화 프레임워크를 연구할 예정이다.

후 기

본 연구는 한국 연구재단의 스페이스 챌린지 사업의 일환으로 과학기술정보통신부의 지원을 받아 수행되었습니다.

참고문헌

- 1) Opromolla R., Fasano G., Rufino G., Grassi M., "A review of cooperative and uncooperative spacecraft pose determination techniques for close-proximity operations," *Progress in Aerospace Sciences*, 93, 2017, pp. 53~72.
- 2) Grisetti, Giorgio, Rainer Kümmerle, Cyrill Stachniss, Wolfram Burgard. "A tutorial on graph-based SLAM." *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2.4, 2010, pp. 31-43.
- 3) Agarwal, Pratik, Gian Diego Tipaldi, Luciano Spinello, Cyrill Stachniss, Wolfram Burgard. "Robust map optimization using dynamic covariance scaling." *2013 IEEE international conference on robotics and automation*. IEEE, 2013.