

# 공면조건을 이용한 카메라 장착 오차 추정

홍경우\*, 김성중, 이호형, 김남수, 박준우, 방효충 KAIST

# Camera Calibration with Attitude Estimation Using Coplanarity Condition

Kyungwoo Hong\*, Sungjoong Kim, Hohyeong Lee, Lamsu Kim, Junwoo Park, Hyochoong Bang KAIST

Key Words : Camera Attitude(카메라 자세), Coplanarity Condition(공면 조건), Particle Filter(파티클 필터), Vision-based Navigation(영상 기반 항법)

## 서 론

GNSS의 재밍(Jamming), 기만(Spoofing) 등과 같은 취약성을 보완하기 위해 항공 영상을 활용한 항법 기법들이 널리 연구되고 있다<sup>(1)</sup>. 대표적으로 지도 대조방법의 경우, 무인 항공기에 장착된 카메라의 항공 영상과 지도를 비교하여 항공기의 위치를 추정한다. 이때 일반적으로 장착된 카메라의 자세는 알고 있다고가정하지만, 실 비행에서는 장착 오차가 발생하게 된다. 고성능 김발을 이용하여 자세를 안정화할 수 있지만, 상대적으로 값싼 구성품으로 이루어진 무인 항공기의 경우 쉽지 않다. 특히, 항공기와 특징 사이의 거리가 멀어질수록 자세 오차는 무시하기 힘들어진다.

따라서, 본 논문에서는 GNSS로 얻어진 위치 차이와 연속된 항공 영상 내 특징점 정보를 활용하여 카메라자세를 추정하는 방안을 제안한다. GNSS 신호를 잃기전 초기 운용 단계에서는 GNSS를 사용할 수 있다고가정하며, 공면조건(Coplanarity condition)(2)을 기반으로 GNSS의 위치와 영상 내 특징점과의 관계식을 도출한다. 이를 통해 얻은 방정식은 과잉 결정(Over-determined) 상태이며 비선형인 회전 행렬이 포함되어 있어서 비선형 필터인 파티클 필터(Particle filter)를 이용하여 추정하며, 몬테카를로(Monte-Carlo) 시뮬레이션을 통해 성능을 분석한다.

### 본 론

#### 공면조건

공면조건은 그림 1과 같이 관성 좌표계 상의  $O_1$ ,  $O_2$ , 그리고 지상의 임의의 점  $A(X_A,Y_A,Z_A)$ 를 포함하는 평면상에 좌/우 영상에 맺힌 점 A, 즉  $a_1$  및  $a_2$ 가 있다는 조건이다. 이를 벡터로 표현하면 아래와 같다.

$$\overrightarrow{a_1} \bullet (\overrightarrow{a_2} \times \overrightarrow{B}) = 0 \tag{1}$$

여기서  $\overrightarrow{B}$ 는  $O_1$ 에서  $O_2$ 를 바라보는 벡터로 GNSS로부터 얻은 위치 차이를 이용하여 계산할 수 있다.  $\overrightarrow{a_1}$ 

및  $a_2$ 는 카메라 중심에서 영상 내 특징점까지의 벡터로, 카메라 좌표계에서의 좌표를 화전 변환하여 얻을수 있다.

$$\overrightarrow{a_1} = R_C^N \begin{bmatrix} x_{a_1} \\ y_{a_1} \\ -f_{c_1} \end{bmatrix} \tag{2}$$

식 (2)에서 필요한 특징점들의 좌표는 ORB<sup>(3)</sup>와 같은 특징점 추출 및 매칭 기법을 이용하여 얻을 수 있다. 일반적으로 추출되는 특징점이 2개 이상이므로 미지수보다 측정값에 대한 방정식이 많은 과잉 결정 문제가 된다.

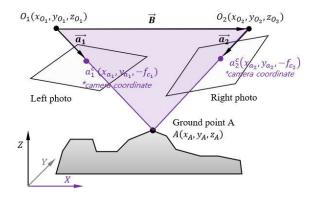


Fig. 1. Coplanarity condition

# 자세 추정 파티클 필터

공면조건으로 얻은 방정식이 과잉 결정 형태이며 식 (2)의 회전 행렬이 비선형이기 때문에 파티클 필터 $^{(4)}$ 를 이용한다. 상태 변수는 카메라의 자세([roll, pitch])로 하며, 장착 오차를 상수로 가정하여 전파 과정에서는 프로세스 잡음만 추가한다. 측정치는  $a_1$ 와 평면 벡터  $\stackrel{\longrightarrow}{a_2} \times \stackrel{\longrightarrow}{B}$ )와의 내적 값, 즉 사이 각으로 한다. 실제 자세와 유사한 파티클은 공면조건에 의해 측정치가 이에 근접할 것이며, 그렇지 않은 파티클은 이에서 벗어난 값을 가지게 된다. 이를 정규 분포로 모델링하여 갱신

과정을 수행하며, 측정치 갱신은 아래 식과 같다.

$$w_{k} = w_{k-1} \times \prod_{i=1}^{N_{\textit{fastive}}} \frac{1}{\sigma_{\textit{z}} \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{m_{i}^{2}}{2\sigma_{\textit{z}}^{2}}\right)$$

$$m_i = \overrightarrow{a_{k,p_i}} \cdot (\overrightarrow{a_{k-1,p_i}} \times \overrightarrow{B}) = \cos(\theta_i)$$
 (3)

 $N_{feature}$ 는 특징점의 개수,  $p_i$ 는 영상 내 i번째 추출된 특징점,  $\sigma_z$ 는 측정치 분포의 표준편차를 의미한다.

### 시뮬레이션 결과

필터의 수렴성을 확인하기 위해 가상의 특징점들을 생성하여 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한다. 영상 내특징점 오차의  $1\sigma$ 는 3 pixel, GNSS 위치 오차는 0.1m이다. 파티클의 개수는 100개이며,  $P_0$ 는 5°,  $\sigma_z$ 는 0.002, 프로세스 잡음의  $1\sigma$ 는 0.1°이다. 초기 자세는 시뮬레이션마다 평균이 0이고 표준편차가 0.1°인정규 분포에서 추출한다. 시뮬레이션 시간은 200초로카메라의 자세, 즉 장착 오차는 roll, pitch 각각 2°, -4°로 고정하였다. 항공기는 북동 방향으로 10m/s속도로 정속 비행한다. 몬테카를로 시뮬레이션 횟수는 100번이다.

그림 2와 3은 각각 roll과 pitch 각에 대한 필터의 추정 오차를 보여준다. 첫 갱신 이후 roll, pitch 각각 표준편차가 약 1.62°, 1.25°를 보이지만 100초대 각각 0.35°, 0.24°로 수렴하였으며 비행 종료까지 유지하는 것을 확인할 수 있다. RMSE(Root mean square error) 측면에서도 초기 각각 1.77°, 1.42°에서 종료 시 0.32°, 0.33°로 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

## 결 론

GNSS 위치 정보와 영상 내 특징점 정보를 이용하여 항공기에 장착된 카메라의 장착 오차를 추정하였다. 공면조건을 이용하여 GNSS 위치 정보가 포함된과잉 결정 형태의 방정식을 도출, 자세를 추정하는 파티클 필터를 제안하였으며, 몬테카를로 시뮬레이션을통해 수렴성을 확인하였다.

### 참고문헌

- 1) Hong, K., Kim, S., Park, J., Bang, H., Hea, J., Kim, J. W., and Seo, S., "Vision-based Navigation using Semantically Segmented Aerial Images," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 48, No. 10, 2020, pp. 783~789.
- 2) 김의명, *사진측량과 컴퓨터비전의 기술*, 구 미서관, 2020
- 3) Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., and Bradski, G., "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF," *2011 International conference on computer vision*, 2011, pp. 2564–2571.

4) Arulampalam, M, S., Maskell, S., Gordon, N., and Clapp, T., "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," *IEEE Transactions on signal precessing*, 2002, pp. 174-188.

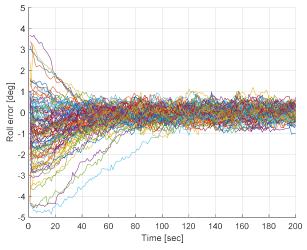


Fig. 2. Time history of the roll error

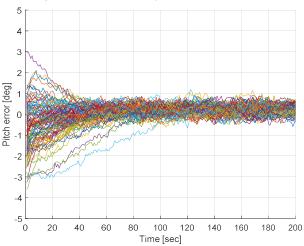


Fig. 3. Time history of the pitch error

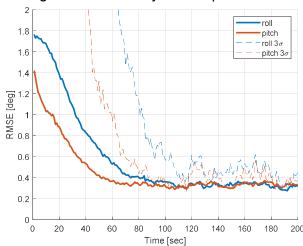


Fig. 4. Time history of the root mean squared error of the Monte-Carlo simulation