

중앙집중형 및 분산형 확장 칼만 필터 기반 도심 항공기 위치추적 성능 평가

진재동^a, 이한결^b, 최상원^a, 정진곤^{b,*}

^a경기대학교, ^b중앙대학교

rkawk2@kyonggi.ac.kr, forener@cau.ac.kr, swchoi20@kyonggi.ac.kr, *jgjong@cau.ac.kr

Performance Evaluation of Urban Airborne Position Tracking Based on Centralized and Decentralized Extended Kalman Filters

Jaedong Jin^a, Han-Gyeol Lee^b, Sang Won Choi^a, Jingon Joung^{b,*}

^aKyonggi University, ^bChung-Ang University

요약

본 논문은 도심 항공 교통(UAM: urban air mobility) 통제를 위해 중앙집중형 및 분산형 확장 칼만 필터(EKF: extended Kalman filter) 기반 항공기 위치추적 성능을 평가한다. 추적 향상을 위해 다중 기지국 환경에서 두 가지 데이터 융합 방식인 중앙집중형 EKF와 분산형 EKF를 적용한다. 모의실험 결과, 두 방식 모두 기지국이 셋 이상일 때 0.3 m 이내 평균 제곱근 오차 성능을 달성함을 확인하였다.

I. 서론

도심 항공 교통(UAM: urban air mobility)은 저고도 도심 공역에서 전기 동력 수직이착륙기 등을 활용해 사람이나 화물을 운송하는 항공 교통 체계로, 최근 차세대 운송 기술로써 연구가 활발히 진행 중이다 [1]. UAM 항공기는 고정 항로를 따라 비행하므로, 항로 이탈 여부를 신뢰성 있게 판단할 수 있는 정밀 추적 기술을 요구한다. 드론 등을 추적하기 위해 이미 지 센서를 활용한 기술이 제안된 바 있으나 [2], 광범위한 도심 공역을 운항하는 UAM 항공기를 관제하기 위해서는 시각적 탐지 범위를 벗어나도 추적 가능한 기술이 필요하다. 이를 위하여, 본 연구에선 확장 칼만 필터(EKF: extended Kalman filter)를 활용한 UAM 항공기 추적 기법을 제안한다. 추적 성능 향상을 위하여 다중 기지국 환경에서 중앙집중형 EKF와 분산형 EKF 두 가지 데이터 융합 방식을 적용하고, 그 성능을 평가한다. 모의실험 결과, 기지국이 셋 이상일 때 중앙집중형과 분산형 방식 모두 0.3 m 이내 평균 제곱근 오차(RMSE: root mean squared error)를 달성함을 확인하였다.

II. 신호 및 시스템 모델

본 연구에선 M 개 지상 기지국이 3차원 공간에서 비행하는 UAM 항공기를 추적하는 환경을 고려한다. UAM 항공기 상태 벡터는 위치, 속도, 가속도로 구성되며, 구면 좌표계 기반 측정 모델을 고려한다.

시간 k 에서 항공기 위치 벡터 $\mathbf{p}_k = [p_{x,k}, p_{y,k}, p_{z,k}]^T$, 속도 벡터 $\mathbf{v}_k = [v_{x,k}, v_{y,k}, v_{z,k}]^T$, 가속도 벡터 $\mathbf{a}_k = [a_{x,k}, a_{y,k}, a_{z,k}]^T$ 에 대해 UAM 항공기 상태 벡터는 $\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k^T, \mathbf{v}_k^T, \mathbf{a}_k^T]^T$ 로 정의한다. UAM 항공기는 이산 시간 등가속도 모델을 따르며, 샘플링 간격 Δt 에 대해 상태 전이 방정식은 다음과 같다:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k. \quad (1)$$

여기서, $\mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q})$ 는 모델링 오차를 나타내는 공정 잡음이며, 각 상태 벡터 성분이 독립적이라 가정할 때 위치, 속도, 가속도 공분산 행렬 $\mathbf{Q}_p, \mathbf{Q}_v, \mathbf{Q}_a$ 에 대해 공정 잡음 공분산 행렬은 $\mathbf{Q} = \text{blkd}(\mathbf{Q}_p, \mathbf{Q}_v, \mathbf{Q}_a)$ 이

다. 상태 전이 행렬은 $\mathbf{F} = \mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_3$ 이며 \otimes 와 \mathbf{I}_3 는 각각 크로네커 곱과 3×3 단위 행렬을 의미하고, 단일 축에 대한 상태 전이 행렬 \mathbf{A} 는 다음과 같다:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

시간 k 에서 항공기와 기지국 사이 거리 $r_{k,i}$, 방위각 $\phi_{k,i}$, 고각 $\theta_{k,i}$ 에 대해, i 제 기지국($i \in 1, \dots, M$) 측정 벡터는 $\mathbf{z}_{k,i} = [r_{k,i}, \phi_{k,i}, \theta_{k,i}]^T$ 로 정의한다. 이때, 측정 모델 벡터는 기지국 위치를 $\mathbf{p}_{\text{BS},i} = [x_{\text{BS},i}, y_{\text{BS},i}, z_{\text{BS},i}]^T$ 라 할 때, $\mathbf{z}_{k,i}$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다:

$$\mathbf{z}_{k,i} = [\|\mathbf{d}_{k,i}\|_2, \tan^{-1}(d_{y,k}/d_{z,k}), \sin^{-1}(d_z/\|\mathbf{d}_{k,i}\|_2)]^T + \mathbf{v}_{k,i} \quad (3)$$

여기서, $\mathbf{d}_k = [d_{x,k}, d_{y,k}, d_{z,k}]^T$ 는 UAM 항공기와 기지국 간 위치 차이 $\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_{\text{BS},i}$ 이며, $\mathbf{v}_{k,i} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_i)$ 는 센서 측정 오차를 나타내는 측정 잡음이다. 각 측정 벡터 성분이 독립적이라 가정할 때, 거리, 방위각, 고도 표준편차 $\sigma_{r,i}, \sigma_{\phi,i}, \sigma_{\theta,i}$ 에 대해 i 제 기지국 측정 공분산 행렬은 $\mathbf{R}_i = \text{diag}(\sigma_{r,i}^2, \sigma_{\phi,i}^2, \sigma_{\theta,i}^2)$ 이다.

III. EKF 기반 UAM 항공기 위치 추적 기법

측정 모델 비선형성을 다루기 위해 EKF를 적용하여 UAM 항공기 위치를 추적한다. EKF 기반 위치 추적 알고리즘은 크게 예측과 갱신 단계로 구성되는데, 다중 기지국에서 획득한 측정 데이터를 처리하는 데이터 융합 방식에 따라 갱신 단계 절차가 달라진다. 데이터 융합 방식은 모든 측정값을 중앙처리장치에서 일괄 처리하는 중앙집중형 방식과 각 기지국이 개별적으로 EKF를 수행한 후 정보 증분을 교환하여 융합하는 분산형 방식을 고려한다.

모든 기지국은 $k-1$ 번째 사후 추정값 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1,i}^+$ 와 오차 공분산 $\mathbf{P}_{k-1,i}^+$ 로 다음 사후 추정값 $\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^+$ 를 계산하여 UAM 항공기 위치를 예측한다. 이를

위하여, 상태 예측값 $\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^-$ 와 오차 공분산 행렬 $\mathbf{P}_{k,i}^-$ 를 각각 $\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^- = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1,i}^+$, $\mathbf{P}_{k,i}^- = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1,i}^+\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}$ 로 계산한다. 그다음, (3)에 나타난 측정 모델 비선형 함수 $h_i(\cdot) = [\|\mathbf{d}_{k,i}\|_2, \tan^{-1}(d_y/d_z), \sin^{-1}(d_z/\|\mathbf{d}_{k,i}\|_2)]^T$ 를 선형화하기 위해, 자코비안 행렬 $\mathbf{H}_i = \frac{\partial h_i}{\partial \mathbf{x}}|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^-}$ 를 계산한다. 측정 갱신 단계에서는 $\mathbf{z}_{k,i}$, \mathbf{R}_i , 그리고 \mathbf{H}_i 를 활용하여, 시간 k 에 대한 칼만 이득 \mathbf{G}_k , 사후 추정값 $\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^+$, 오차 공분산 $\mathbf{P}_{k,i}^+$ 를 다음과 같이 갱신한다 [3]:

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_i^T (\mathbf{H}_i \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_i^T + \mathbf{R}_i)^{-1}, \quad (4a)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^+ = \hat{\mathbf{x}}_{k,i}^- + \mathbf{G}_k (\mathbf{z}_{k,i} - h_i(\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^-)), \quad (4b)$$

$$\mathbf{P}_{k,i}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_k \mathbf{H}_i) \mathbf{P}_{k,i}^-. \quad (4c)$$

이후, 갱신한 $\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^+$ 로부터 항공기 위치 추정치 $\hat{\mathbf{p}}_{k,i}$ 를 얻는다.

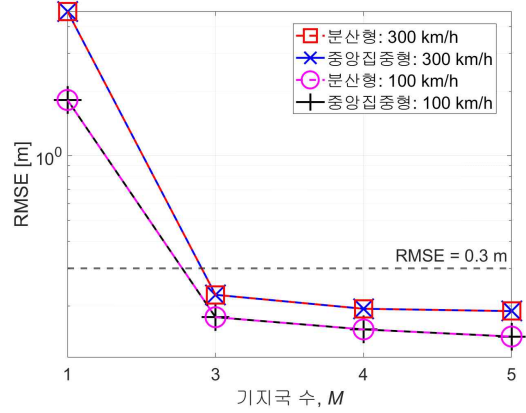
분산형 EKF 방식은 사전 예측값을 토대로 각 기지국이 EKF를 실행한 후, 기지국 간 peer-to-peer 통신을 통해 정보 증분을 이웃 기지국과 교환하여 데이터를 융합한다. 이를 위해 기존 EKF를 정보 필터 구조로 변환한다. 정보 필터는 상태 추정을 확률밀도 곱셈 형태로 누적하며, 이 곱셈은 정보 행렬과 정보 벡터의 합산으로 표현할 수 있다 [3]. 우선, 모든 기지국은 공통 사전 예측값 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 와 오차 공분산 행렬 \mathbf{P}_k^- 를 정보 행렬 $\boldsymbol{\Omega}_k^- = (\mathbf{P}_k^-)^{-1}$ 와 정보 벡터 $\mathbf{y}_k^- = \boldsymbol{\Omega}_k^- \hat{\mathbf{x}}_k^-$ 로 변환한다. 각 기지국은 $\mathbf{z}_{k,i}$, \mathbf{R}_i , \mathbf{H}_i 를 (4)에 나타난 갱신 수식에 적용하여 로컬 사후 추정값 $\hat{\mathbf{x}}_{k,i}^+$ 과 오차 공분산 $\mathbf{P}_{k,i}^+$ 를 구한다. 그다음, 정보 증분을 $\Delta \boldsymbol{\Omega}_{k,i} = (\mathbf{P}_{k,i}^+)^{-1} - \boldsymbol{\Omega}_k^-$ 와 $\Delta \mathbf{y}_{k,i} = (\mathbf{P}_{k,i}^+)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k,i}^+ - \mathbf{y}_k^-$ 로 구한다. 브로드캐스트 통신을 통해 로컬 정보 증분을 교환한 후, 각 기지국은 가중치 w_i 를 곱한 후 합산하여 최종 정보 행렬 $\boldsymbol{\Omega}_k = \boldsymbol{\Omega}_k^- + \sum_{i=1}^M w_i \Delta \boldsymbol{\Omega}_{k,i}$ 와 정보

벡터 $\mathbf{y}_k = \mathbf{y}_k^- + \sum_{i=1}^M w_i \Delta \mathbf{y}_{k,i}$ 를 얻는다. 정보 행렬을 역변환하여 오차 공분산 $\mathbf{P}_k = (\boldsymbol{\Omega}_k)^{-1}$ 를 얻고, 이를 활용하여 공통 상태 추정값 $\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{y}_k$ 을 구한 후 항공기 위치를 예측한다. 이후 과정을 위해 다음 상태 예측값 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^-$ 와 오차 공분산 행렬 \mathbf{P}_{k+1}^- 을 각각 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_k^+$, $\mathbf{P}_{k+1}^- = \mathbf{F}\mathbf{P}_k^+\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}$ 로 계산한다.

중앙집중형 EKF 방식은 별도 중앙처리장치가 존재하며, M 개 기지국 데이터를 모두 수신하여 처리한다. 중앙처리장치는 수신한 개별 측정값으로부터 전체 측정 벡터 $\mathbf{z}_k = [\mathbf{z}_{k,1} \cdots \mathbf{z}_{k,M}]^T$ 와 블록 대각 형태의 전체 측정 잡음 공분산 행렬 $\mathbf{R} = \text{blkdiag}(\mathbf{R}_1, \cdots, \mathbf{R}_M)$ 을 구성한 후, 전체 자코비안 행렬 $\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1, \cdots, \mathbf{H}_M]^T$ 를 계산한다. 그다음, \mathbf{z}_k , \mathbf{R} , \mathbf{H} 와 이전 시간 상태 예측값 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^-$ 및 오차 공분산 행렬 \mathbf{P}_{k-1}^- 를 (4)에 나타난 EKF 갱신 과정에 대입하여 UAM 항공기 위치를 추적한다.

IV. 모의실험 결과

본 장에선 모의실험을 통해, 중앙집중형 방식과 분산형 방식의 RMSE 성능을 확인한다. 성능 지표는 실제 UAM 항공기 경로 위치와 추정 위치 간 RMSE로, $\sqrt{\sum_{k=1}^K (\|\mathbf{p}_{k,i} - \hat{\mathbf{p}}_{k,i}\|_2)^2 / K}$ 로 정의한다. 이때, K 는 전체



[그림 1] 기지국 수 M 에 따른 RMSE 성능 비교.

관측 수를 의미한다. 실험 파라미터는 다음과 같다: $\Delta t = 0.02$ sec; $K = 2000$; $\mathbf{Q} = \text{blkdiag}(0.5^2 \mathbf{I}_3, 0.1^2 \mathbf{I}_3, 0.05^2 \mathbf{I}_3)$; 초기 오차 공분산 $\mathbf{P}_0 = \mathbf{I}_9$, 기지국 별 잡음 편차 $\delta_i \sim N(0,1)$ 에 대해 $\mathbf{R}_i = (1 + \delta_i) \text{diag}(0.1^2, 0.01^2, 0.01^2)$. 또한, 기지국 간 중복 정보가 없는 이상적 정보 공유를 고려하여 $w_i = 1$ 로 설정하였고, UAM 항공기 초기 속도 100 km/h와 300 km/h에 대해 실험을 수행했다.

그림 1은 기지국 수에 따른 RMSE 결과를 나타낸다. 모의실험 결과, 중앙집중형 기법과 분산형 기법 모두 기지국이 셋 이상일 때 0.3 m 이내 RMSE 성능을 달성함을 확인할 수 있다. 이때, 두 기법은 동일한 성능을 달성하는데, 그 이유는 가중치를 1로 고정할 때 중앙집중형 방식과 분산형 방식은 동일하기 때문이다 [3]. 한편, 중앙집중형 방식은 기지국 수가 증가할수록 큰 측정 차원의 역행렬 연산이 요구되어 계산 복잡도가 급격히 증가하는 한계가 있다. 반면, 분산형 방식은 역행렬 연산을 단순한 행렬 합산으로 대체함으로써 계산 복잡도를 줄일 수 있다.

V. 결론

본 논문에선 다중 기지국 환경에서 UAM 항공기 추적을 위한 중앙집중형 방식과 분산형 방식 EKF를 적용하였다. 모의실험 결과, 두 데이터 융합 방식 모두 기지국이 셋 이상인 경우에서 0.3 m 이내 RMSE 성능을 달성함을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구성과는 과학기술정보통신부(RS-2024-00405510)와 2025년도 교육부(RS-2025-25397301) 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.

참고 문헌

- [1] 5G Forum, "UAM technology white paper: A new paradigm of transportation convergence," Apr. 22, 2022. [Online]. Available: www.5gforum.org
- [2] K. Kim, J. Kim, H.-G. Lee, J. Choi, J. Fan, and J. Joung, "UAV chasing based on YOLOv3 and object tracker for counter UAV systems," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 34659–34673, Apr. 2023.
- [3] H. Durrant-Whyte, B. Rao, and H. Hu, "Toward a fully decentralized architecture for multi-sensor data fusion," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, 1990, vol. 2, pp. 1331–1336.