

# 기계 학습을 이용한 저가 관성 측정장치 항법 필터 설계

## Navigation Filter Design for Low Cost IMUs Using Machine Learning

황현수\* · 김효중 · 전하민 · 이학태 · 김종한  
 인하대학교 항공우주공학과 항공우주제어시스템 연구실

Hyeon-su Hwang\* · Hyo-jung Kim · Ha-min Jeon · Hak-tae Lee · Jong-han Kim

Aerospace Control & System Laboratory, Department of Aerospace Engineering, Inha University, Incheon 22212, Korea

### [Abstract]

Recently, research has been actively conducted to reduce costs while showing the performance of a single expensive sensor through the convergence of low-cost sensors. This paper introduces a technique that fuses low-cost sensors with different cycles through asynchronous filters and calculates parameters of asynchronous filters through machine learning(CVXPY).

### I. 서론

최근 저가형 센서의 융합을 통해 고가형 단일 센서의 성능을 보임과 동시에 비용 절감을 도모하려는 연구가 활발하게 진행되고 있다 [1]. 본 논문에서는 주기가 다른 저가형 센서를 비동기 필터를 통해 융합하고, 기계 학습을 통해 비동기 필터의 파라미터를 산출하는 기법을 소개한다.

### II. 본론

#### 1. 비동기 필터

비동기 필터는 이종 센서들로부터 획득한 서로 다른 주기의 측정치들을 융합하여 상태 변수를 추정하는 기법으로, RMSE 측면에서 최적해를 산출한다. 주기가 느리지만 정확한 센서 데이터를 빠른 주기로 획득할 수 있는 장점이 있다 [2].

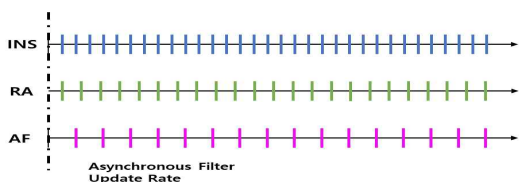


그림 1. 비동기 필터 개념도

비동기 필터는 식 (1)을 통해 추정 해를 예측하고, 식 (2)를 통해 갱신한다. 식 (1)의  $q$ 는 시스템 오차를 나타내는 공분산 행렬이며 일반적으로 반복적인 시행오차를 통해 찾아내지만, 본 논문에서는 기계 학습을 이용하여 최적의  $q$ 를 산출하고자 한다.

$$\hat{x}_{k|k-1} = \Phi \hat{x}_{k-1} \quad (1)$$

$$Q = \begin{bmatrix} (t_k - t_l)^3 / 3 & (t_k - t_l)^2 / 2 \\ (t_k - t_l)^2 / 2 & t_k - t_l \end{bmatrix} q$$

$$P_{k|k-1} = \Phi P_k \Phi^T + Q$$

$$SH = [H_k + S_k^T P_{k|k-1}^{-1}] \quad (2)$$

$$RP = [\bar{R}_k - S_k^T P_{k|k-1}^{-1} S_k]$$

$$P_k^{-1} = P_{k|k-1}^{-1} + SH^T RP^{-1} SH$$

$$\hat{x} = \hat{x}_{k|k-1} + P_k SH^T RP^{-1} (z_m - h(\hat{x}_{k|k-1}))$$

$$z_m = [z_{skr_{m,l}}^T, z_{\in s_{m,n}}^T]^T$$

#### 2. CVXPY를 이용한 학습 기반 필터 파라미터 추정

CVXPY는 볼록 최적화 문제를 위한 오픈 소스 파이썬 기반 모델링 언어이다. 이를 통하여 원하는 조건을 기입 후 그에 만족하는 변수들을 반환한다 [3]. 본 논문에서 CVXPY를 통해 해결하고자 하는 문제는 식 (3)과 같다. 최적화 변수는  $x, w, v$ 로 설정하였고, 이를 통해 복잡한 비동기 필터와 칼만 필터를 포함하여 최적화 문제를 구성하였다. 목적함수의  $w, v$ 는 식 (1),(2)의  $Q, R$ 를 산출하기 위한 가중치이며, 구속조건에는 추정해와 참값의 차이를 최소화하는 조건을 포함하였다.

$$\text{minimize}_{x, w, v} \sum_{k=0}^{N-1} w_k^T Q w_k + v_k^T R v_k \quad (3)$$

$$\text{subject to: } x_{k+1} = \Phi x_k + w_k$$

$$y = Cx_k + v_k$$

$$|x_{k, true} - x_k| \leq 0.01m$$

$$Q \geq 0$$

\* Corresponding Author

CVXPY를 통해 해결하고자 하는 비동기 필터 동역학은 식 (4)와 같다.  $x_k$ 는 비동기 필터에서 추정하고자 할 상태 변수를 나타내고,  $x_{true}$ 는 비동기 필터 추정 해의 목표 값이다.  $P_z$ 와  $x_{true}$ 의 차이를 최소화하도록  $Q, R$ 을 최적화하였다.  $\Phi$ 는 비동기 필터의 상태전이행렬이고,  $H$ 는 관측 행렬을 의미한다.  $x_{true}$ 와  $z_k$ 는 실험을 통해 획득하며 아래 절에서 논의하기로 한다.

$$\begin{aligned}
 x_k &= [P_z \ V_z \ A_z]^T \\
 z_k &= [P_{z, RA} \ A_{z, IMU}]^T \\
 x_{true} &= P_{z, GNSS} \\
 \Phi &= \begin{bmatrix} 1 & (t_k - t_i) & \frac{1}{2}(t_k - t_i)^2 \\ 0 & 1 & (t_k - t_i) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 \hat{H} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 H &= \hat{H}^T A^{-1} \\
 Q &= [3 \times 3] \\
 R &= [2 \times 2]
 \end{aligned} \tag{4}$$

### 3. 학습을 위한 실험 데이터 수집



그림 2. Microstrain 3DMGQ7-GNSS/INS 및 MRD-1000-v2



그림 3. Phidgets 1044\_1 IMU 및 Ainstein RA US-D1

$P_{z, GNSS}$ 는 그림 2와 같은 센서 구성을 통해 획득하였다. Microstrain 3DMGQ7은 위성 측위 시스템(GNSS; Global Navigation Satellite System)과 관성 항법 장치(INS; Inertial Navigation System)가 강결합된 센서이며 고도 오차 약 1m의 성능을 가진다. 또한, MRD 1000-v2는 고정밀 측위 (RTK; Real Time Kinematic) 장치로 GNSS의 위치 정보를 보정시켜 오차를 약 0.02m까지 낮춘다.  $A_{z, IMU}$ 는 그림 3의 왼쪽 Phidgets 1044\_1 관성 측정장치 (IMU; Inertial Measurement Unit)를 통해 획득하였고,  $P_{z, RA}$ 는 그림 3의 오른쪽 Ainstein US-D1 레이더 고도계(RA; Radar Altimeter)를 이용하여 획득하였다.

저가형 IMU만 이용하여 위치 정보를 추정하면 오차가 누적되어 드리프트가 발생하므로 이를 보정시키기 위해 RA를 사용하였다. 센서 사양에 따라  $P_{z, GNSS}$ 와  $P_{z, RA}$ 는 100 Hz,  $A_{z, IMU}$ 는 125 Hz 주기로 획득하였다.

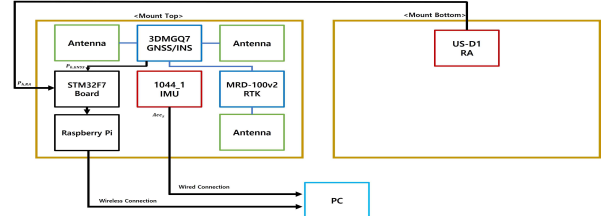


그림 4. 실험 데이터 수집 장치 설계도

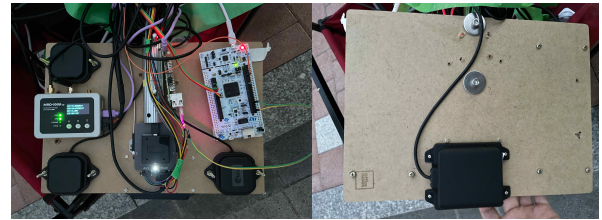


그림 5. 실험 데이터 수집 장치(상단/하단)

위에서 소개한 센서들의 데이터를 획득하기 위한 구성은 그림 4와 같다. US-D1은 지면과의 거리를 측정할 수 있도록 마운트 하단에 장착하였고 3DMGQ7 및 1044\_1는 마운트 상단에 장착하였다. 3DMGQ7과 US-D1은 임베디드 보드인 STM F7보드로 데이터를 수집 후 라즈베리파이로 재송신한다. 그 후 무선으로 SSH 파일 전송 프로토콜(SSH; SSH File Transfer Protocol)로 데이터를 저장하였다. 다만, 1044\_1은 제작사에서 임베디드에 대한 데이터 시트를 제공하지 않아 PC로 유선 연결을 이용하여 센서 값을 수집 및 저장하였다.

실험 방법은 15초간 도수 운동을 통해 데이터를 수집하였고 그 결과 그림 6와 같은 결과를 얻을 수 있었다. 푸른 선은 3DMGQ7에서 획득한 값을 나타내고, 붉은 선은 각각 US-D1, 1044\_1에서 획득한 값을 나타낸다.

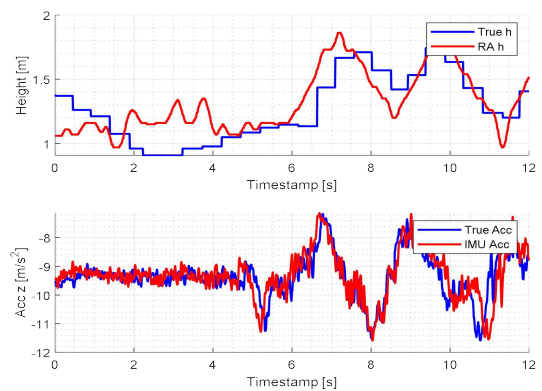


그림 6. 수집된 데이터

#### 4. CVXPY 기반 기계학습 수행 결과

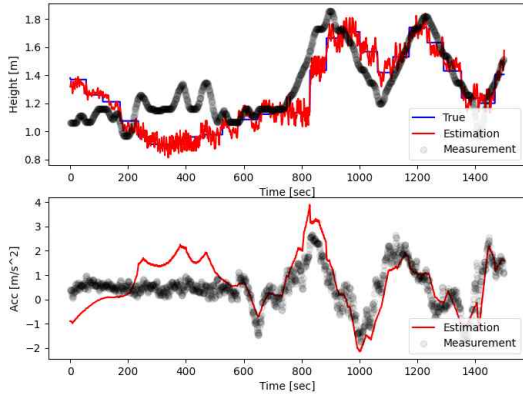


그림 7. 학습 결과 고도/가속도 그래프

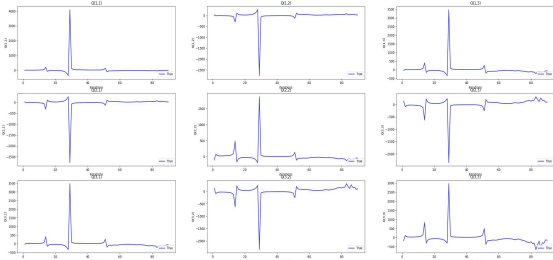


그림 8. 학습 결과 Q 그래프

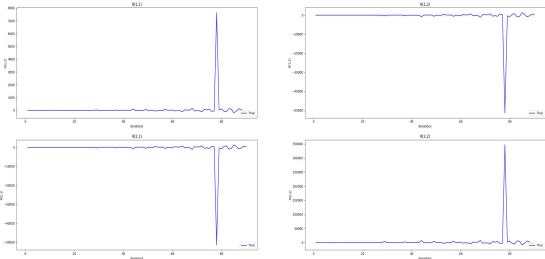


그림 9. 학습 결과 R 그래프

그림 7은 그림 6의 데이터를 이용하여 100번의 학습 후 최종 결과이다. 붉은색의 그래프가  $x_{true}$ 의 성분인 푸른색 그래프 개형과 유사하게 학습이 된 것을 알 수 있다.

그림 8과 그림 9는 학습 과정 중  $Q, R$ 의 변화 그래프이다. 학습 차수가 높아질수록  $Q, R$ 이 수렴하는 것을 알 수 있다. 식 (5)는 CVXPY로 산출한 최적  $Q, R$ 의 값이다.

$$R = \begin{bmatrix} 0.6543803 & 0.104371764 \\ 0.104371764 & 0.017135952 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$Q = \begin{bmatrix} 0.342058 & 0.24873975 & 0.008302485 \\ 0.24873975 & 0.22355226 & 0.06745174 \\ 0.008302485 & 0.06745174 & 0.029754804 \end{bmatrix}$$

### III. 결 론

본 논문에서는 서로 다른 주기의 센서들을 융합하기 위해 비동기 필터를 설계하였고, 비동기 필터의 파라미터는 기계학습을 통해 산출하였다. 기계학습에 필요한 데이터는 직접 센서 데이터를 수집하였다. 그러나 학습 결과로 산출된 비동기 필터의 파라미터가 모든 동역학적 상황에서 적용할 수 있는지는 검증이 필요하다. 향후 연구에서는 2차원로의 확장을 위한 비동기필터 재설계 및 학습된 파라미터의 검증을 수행할 예정이다.

### Acknowledgments

본 논문은 2023년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 스페이스챌린지사업 (NRF-2022M1 A3B8074247)와 (RS-2023-00258573)의 지원을 받아 수행된 연구입니다.

### References

- [1] H. H. Hwang, S. S. Han, H. J. Kim, H. M. Jeon, and J. H. Kim, "Learning-based Filter Optimization for Reusable Launch Vehicles", in *Proceeding of the 1st Space Conference*, Yeosu, pp.126, 2023.
- [2] J. S. Park, Y. Y. Kim, S. H. Park, and Y. H. Kim, "Asynchronous Guidance Filter Design Based on Strapdown Seeker and INS Information", *The Journal of Korea Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 48, No. 11, pp. 873-880, Oct. 2020.
- [3] CVXPY Official Webpage [Internet]. Available: <http://cvxpy.org>