

잡음과 기동 인지를 통한 적응형 확장 칼만 필터 기법에 관한 연구

An Adaptive Extended Kalman Filter Incorporating Noise Adaptation and Maneuver Awareness

박명훈 · 김 정 · 권세웅 · 황순혁 · 이소영

Myung-Hoon Park · Jeong Kim · Se-Woong Kwon · Sun-Hyeok Hwang · So-Yeong Lee

요 약

본 논문에서는 등가속도 기반 확장 칼만 필터(EKF-CA)의 한계를 보완하기 위하여, 채널별 관측 오차 통계를 반영한 측정잡음 적응과 기동 지표 기반의 비등방성 과정잡음 성형을 결합한 새로운 적응형 필터(R2-AEKF)를 제안하였다. 제안된 기법은 정상 구간에서는 EKF-CA와 동등한 성능을 유지하면서, 급격한 기동이나 잡음 분산이 변하는 상황에서는 추적 오차를 감소시키고 트랙 손실 및 회복 시간을 개선하였다. 시뮬레이션 결과, 제안된 필터는 지그재그 및 급격한 가속 구간 기동, 복합적인 S-curve와 순간적인 가속도 변화율이 포함된 기동 시나리오에서 모두 일관되게 우수한 성능을 보였다. 이를 통해 R2-AEKF는 다양한 기동 환경에서 기존 EKF-CA 대비 안정적이고 신뢰성 있는 추적 성능을 제공함을 확인하였다. 또한 제안된 기법은 기존 필터 구조에 간단히 적용 가능하여 실시간 구현 측면에서도 높은 활용 가능성을 가진다.

Abstract

This paper proposes a novel adaptive filter, termed the Range/Bearing-Rescaled, Anisotropic-Q EKF (R2-AEKF), which enhances the conventional constant-acceleration-based Extended Kalman Filter (EKF-CA). The proposed method integrates channel-wise measurement noise rescaling based on innovation statistics with maneuver-aware anisotropic process-noise shaping aligned with the velocity direction of the target. This design allows the filter to retain the computational simplicity and efficiency of EKF-CA under nominal conditions, while significantly improving robustness in scenarios involving abrupt maneuvers or time-varying noise statistics. Simulation studies are conducted using two representative scenarios: a zigzag trajectory with axial bursts and a complex maneuver including S-curves, slow-and-go decelerations, and jerks. The results demonstrate that the R2-AEKF consistently reduces position errors and tracking delays, prevents track loss, and shortens recovery time compared with the EKF-CA. Furthermore, the evolution of the adaptation scale parameters confirms that the internal logic mechanism operates as intended, thus substantiating the observed performance gains. These findings verify that the R2-AEKF provides reliable and stable tracking across diverse maneuvering environments.

Key words: Extended Kalman Filter, Adaptive Filtering, Maneuvering Target Tracking, Process Noise Shaping, Measurement Noise Adaptation

LIG넥스원(LIG Nex1)

· Manuscript received September 23, 2025 ; Revised October 22, 2025 ; Accepted November 4, 2025. (ID No. 20250923-108)

· Corresponding Author: Myung-Hoon Park (e-mail: pmh604god@gmail.com)

I. 서 론

항공 표적 추적 분야에서 확장 칼만 필터(EKF, extended Kalman filter)는 가장 널리 사용되어 온 기법 중 하나로, 다양한 센서 환경에서 기본적인 추적 성능을 보장해왔다. 특히 등가속도(CA, constant acceleration) 모델을 기반으로 하는 EKF-CA는 표적의 운동을 비교적 단순하게 근사하면서도 직선 비행이나 완만한 기동과 같이 예측 가능한 상황에서는 안정적인 성능을 제공하는 것으로 잘 알려져 있다. 이러한 특성 덕분에 EKF-CA는 레이더 추적 및 항공 표적 추적 문제에서 오랜 기간 동안 표준적인 기준으로 자리 잡아왔다^{[1][2]}.

그러나 실제 표적의 기동 양상은 매우 다양하며, 지그재그 기동, 갑작스러운 가속 구간(burst), 순간적인 가속도 변화율(jerk)과 같이 비정상적인 운동이 나타나는 경우가 빈번하다. 이러한 상황에서는 고정된 공정잡음 공분산(Q, process noise covariance)과 측정잡음 공분산(R, measurement noise covariance)을 사용하는 EKF-CA가 한계에 직면한다. 측정 노이즈가 일정하게 유지된다고 가정하거나, 기동 형태가 단순하다고 전제하는 경우에는 필터가 잘 동작하지만, 잡음 통계가 시간에 따라 변하거나 표적이 급격한 회전을 수행하면 관측 오차(innovation)의 분산이 과도하게 증가하여 추적 성능이 저하된다. 그 결과 위치 오차가 순간적으로 크게 튀거나, 트랙이 손실된 뒤 회복까지 긴 시간이 소요되는 문제가 발생할 수 있다.

이러한 문제를 극복하기 위해 다양한 적응형 필터 기법이 제안되어 왔다^{[3]-[6]}. 기존 연구들은 관측 오차의 통계량을 활용하여 Q와 R을 조정하거나, 다중모델 기법을 통해 기동 모드를 구분하는 접근을 제시하였다. 그러나 많은 방법들이 계산 복잡도가 크거나 특정 상황에만 국한되어 적용되는 한계를 가진다. 따라서 보다 간단하면서도 다양한 기동과 채널 환경 변화에 대응할 수 있는 방법이 요구된다.

본 연구에서는 이러한 요구를 반영하여 채널별 관측 오차 통계를 실시간으로 반영하는 측정잡음 공분산 조정 기법과, 표적 속도 방향을 기준으로 측방향과 횡방향을 구분하여 과정잡음을 성형하는 기법을 결합한 새로운 적응형 EKF를 제안한다. 제안된 필터는 거리와 각도 채널에서 관측 오차가 달라지는 특성을 각각 반영하여 R을 독립적으로 조정하고, 표적 기동에서 나타나는 급격한 회

전이나 가속을 지표로 삼아 Q를 비등방성 형태로 확대함으로써 기존 EKF-CA가 취약했던 상황에서 성능을 개선한다. 중요한 점은, 정상 구간에서는 EKF-CA와 유사한 성능을 유지하면서도 복잡한 기동 구간에서는 더 낮은 위치 오차와 짧은 회복 시간을 보장한다는 점이다. 즉, 제안된 방법은 기존 EKF의 기본 구조를 유지하면서도 상황인지 기반의 적응을 통해 안정성을 높이는 경량화된 접근으로 볼 수 있다.

본 논문에서는 먼저 기존 EKF-CA의 구조와 제안된 R2-AEKF의 구조를 비교 설명하고, 이후 지그재그 및 버스트 기동, 그리고 복합적인 가속도 변화율 기반 기동 시나리오에서 두 필터의 성능을 평가한다. 성능 평가는 위치 오차(RMSE), 일관성 지표(NEES), 트랙 손실 및 회복 시간과 같은 정량적 지표를 통해 이루어진다. 마지막으로 시뮬레이션 결과를 통해 제안된 기법의 장점과 응용 가능성을 논의하며, 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 시스템 구성

본 장에서는 추적 필터의 구조와 수식을 정리하여 제안된 방법의 기반을 명확히 한다. 우선 기존 EKF-CA의 상태방정식과 관측방정식을 통해 기본적인 추정 과정과 모델링 가정을 설명하고, 이어서 제안된 R2-AEKF가 이러한 틀 위에서 어떤 방식으로 확장되는지를 제시한다. EKF는 본질적으로 비선형 시스템의 상태를 추정하기 위해 선형 근사를 수행하는 확장형 칼만 필터 구조로, 본 연구에서는 표적의 2차원 위치·속도·가속도를 상태공간으로 정의하고 레이더가 측정하는 거리와 방위각을 관측공간으로 사용한다. 즉, 시스템은 물리적으로는 표적의 운동학을, 수학적으로는 비선형 상태-관측 모델을 기반으로 한다. 따라서 EKF-CA는 레이더 추적 문제의 표준적인 기반이 되며, 본 논문에서 제안하는 R2-AEKF는 이러한 구조적 틀을 유지하면서도 잡음 통계와 기동 적응성을 강화하는 방향으로 설계되었다.

2-1 기존 EKF-CA

EKF-CA는 표적의 운동을 등가속도 모델로 가정한다.

즉, 표적이 일정한 가속도를 가진다는 단순한 물리적 가정 위에서, 위치·속도·가속도를 상태변수로 포함함으로써 불확실성을 정량적으로 표현할 수 있다^{[7],[8]}. 본 연구에서는 2차원 평면 상에서 표적의 상태벡터를 다음 식 (1)과 같이 정의한다. 정의된 6차원 상태공간은 물리적으로 표적의 기하학적 궤적과 운동학적 변화를 동시에 포함한다.

$$X_k = [x_k \ v_{x,k} \ a_{x,k} \ y_k \ v_{y,k} \ a_{y,k}]^T$$

x_k, y_k : 위치(m)
 $v_{x,k}, v_{y,k}$: 속도(m/s)
 $a_{x,k}, a_{y,k}$: 가속도(m/s²)

상태전이방정식은 이산화된 등가속도 모델로 표현된다. 표본화 주기를 T (s)라 하면, 상태전이 행렬 F 는 식 (2)와 같다. 이를 통해 상태 예측은 식 (3)과 같이 계산된다. 여기서 $P_{k|k-1}$ 은 상태 추정치의 오차 공분산 행렬이며, Q 는 과정잡음 공분산(process noise covariance)이다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\hat{X}_{k|k-1} = F\hat{X}_{k-1|k-1}, \quad P_{k|k-1} = FP_{k-1|k-1}F^T + Q \quad (3)$$

과정잡음은 실제 표적이 모델에서 가정한 등가속도 운동을 따르지 않을 가능성을 보상하기 위해 도입된다. 과정잡음은 가속도 변화율(가속도의 시간 미분)이 백색잡음으로 분포한다는 물리적 가정에서 유도된다. 이때 가속도 변화율의 전력 스펙트럼 밀도를 q_j (m)라 하면, 1차원 축에 대한 과정잡음 공분산은 식 (4)와 같이 주어진다.

$$Q_{1D} = q_j \begin{bmatrix} T^5 & T^4 & T^3 \\ 20 & 8 & 6 \\ T^4 & T^3 & T^2 \\ 8 & 3 & 2 \\ T^3 & T^2 & T \\ 6 & 2 & T \end{bmatrix} \quad (4)$$

이는 시간 증가에 따라 오차 공분산이 다항식적으로 누적된다는 사실을 보여주며, 예측 단계에서 불확실성이 점차 커짐을 물리적으로 의미한다. 전체 과정잡음은 $Q_{x,y}$ 두 축에 독립적으로 적용되어 $Q = \text{blkdiag}(Q_x, Q_y)$ 로 정의된다.

관측방정식은 레이더가 원점에 위치할 때 표적의 위치를 극좌표계로 변환한 형태로 주어진다. 비선형 관측식은 다음 식 (5)와 같다. 여기서 r_k 는 레이더와 표적 사이의 거리(m), b_k 는 방위각(rad)이며, v_k 는 측정 잡음이다.

$$z_k = \begin{bmatrix} r_k \\ b_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \end{bmatrix} + v_k, \quad v_k \sim N(0, R) \quad (5)$$

측정잡음 공분산은 식 (6)과 같다. 여기서 σ_r 은 거리 측정의 표준편차(m), σ_b 는 방위각 측정의 표준편차(rad)이다. 이는 거리와 방위각 오차가 서로 독립이라는 가정을 반영하였다.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_b^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

결과적으로 EKF-CA는 상태 전이와 비선형 관측의 결합을 통해 추정치를 예측하고, 측정 관측 오차를 바탕으로 갱신한다. 이러한 구조는 단순하고 효율적이며 정상적인 운동 구간에서 안정적인 성능을 보장하지만, Q 와 R 이 고정되어 있다는 가정으로 인해 잡음 특성이 변하거나 급격한 기동이 발생하는 상황에서는 성능 저하가 불가피하다. 이러한 특성은 제안된 R2-AEKF가 개선하고자 하는 부분이기도 하다.

2-2 제안한 R2-AEKF

본 연구에서 제안하는 R2-AEKF는 기존 EKF-CA의 기본 구조를 유지하면서도 측정 채널별 잡음 특성과 표적 기동 지표를 실시간으로 반영할 수 있도록 확장되었다^{[9],[10]}. 주요 기능은 첫째, 거리와 각도 채널별 관측 오차를 독립적으로 추적하여 측정잡음 공분산 R 을 적응적으로 재스케일링하고, 둘째, 표적 속도 방향을 기준으로 측방향과 횡방향을 구분하여 과정잡음 공분산 Q 를 비등방성으로 성형하는 것

이다. 이 과정을 통해 필터는 정상 구간에서는 EKF-CA와 유사한 동작을 유지하면서, 급격한 기동이나 채널 잡음 변동 구간에서는 보다 강한 추적 성능을 발휘한다.

2-2-1 채널별 R 적음

EKF-CA에서는 거리와 방위각 측정의 분산이 일정하다고 가정하여 $R = \text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_b^2)$ 로 두지만, 실제 환경에서는 채널별 잡음 통계가 시간에 따라 달라진다. 이를 반영하기 위해 제안된 필터는 각 채널의 관측 오차를 활용한다. 관측 오차(v_k)와 분산(S_k)은 식 (7)과 같이 정의되어 결정된다.

$$v_k = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}), \quad S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R \quad (7)$$

하지만 실제 관측에서는 순간적으로 잡음이 증가하거나 분산이 변화할 수 있으므로, 각 채널에 대해 순간 NIS(normalized innovation squared)를 근사적으로 계산한다. 여기서 $v_{r,b}$ 는 각각 거리(m)와 방위각(rad) 관측 오차 성분이며, $S_{rr,bb}$ 는 그에 대응하는 공분산 항이다. 이러한 순간 NIS는 해당 채널의 통계적 일관성을 반영하는 지표가 된다.

$$\tilde{\eta}_r = \frac{v_r^2}{S_{rr}}, \quad \tilde{\eta}_b = \frac{v_b^2}{S_{bb}} \quad (8)$$

식 (8)은 NIS(normalized innovation squared)의 근사식으로, 각 채널의 관측 오차가 공분산 대비 얼마나 큰지를 나타낸다. NIS는 단위가 없는 정규화된 잔차 지표로, 필터의 통계적 일관성을 평가하고 채널별 잡음 수준을 추정하는 데 효과적이므로 본 연구의 적응 기준 변수로 채택하였다.

그러나 단일 시점의 값은 잡음이나 국소적 기동에 의해 크게 변동할 수 있으며, 이를 그대로 활용할 경우 시스템이 불필요하게 과민하게 반응할 수 있다. 따라서 시스템이 순간적인 변동에 과민하게 반응하지 않도록 지수가중 이동평균(EWMA)을 식 (9)와 같이 적용한다. 여기서 $\beta_{r,b}$ 는 업데이트 비율을 조절하는 파라미터이며 무차원 값이다. 평균 NIS가 기준치(1.0)를 일정 범위 이상 초과하면 해당 채널의 분산이 증가했다고 판단하여 측정잡음을 확대한다.

$$\bar{\eta}_r = (1 - \beta_r)\bar{\eta}_r + \beta_r \tilde{\eta}_r, \quad \bar{\eta}_b = (1 - \beta_b)\bar{\eta}_b + \beta_b \tilde{\eta}_b \quad (9)$$

이를 체계적으로 반영하기 위해 목표 스케일은 식 (10)과 같이 정의하고, 이후 공분산 행렬 조정 과정에 직접 적용한다. 여기서 α_R 은 감도 계수, δ 는 데드밴드(deadband) 폭을 나타낸다. 이렇게 얻은 스케일은 $R_{\min, \max}$ 사이로 제한된다.

$$\begin{aligned} \tilde{s}_{R,r} &= 1 + \alpha_R \max(0, \bar{\eta}_r - (1 + \delta)) \\ \tilde{s}_{R,b} &= 1 + \alpha_R \max(0, \bar{\eta}_b - (1 + \delta)) \end{aligned} \quad (10)$$

또한 매 스텝에서 급격히 변하지 않도록 상승·하강률 제한(rate-limit)을 적용하여 식 (11)로 갱신한다. 여기서 u, d 는 각각 상승과 하강의 최대 비율을 뜻한다.

$$s^{(k)} = \min(\max(\tilde{s}^{(k)}, s^{(k-1)}d), s^{(k-1)}u) \quad (11)$$

각 스케일은 사전에 정의된 상·하한 범위(s_{\min}, s_{\max}) 내에서 제한되며, 상승·하강률 제한(rate-limit)을 통해 급격한 변동을 억제한다. 또한 필터의 내부 갱신 순서는 측정잡음 공분산 R 을 먼저 재조정된 뒤, 해당 결과를 반영하여 과정잡음 공분산 Q 를 비등방성으로 성형하는 순서로 수행된다. 이를 통해 두 공분산 행렬의 상호 의존성을 안정적으로 유지하고 발산을 방지할 수 있다.

최종적으로 적용된 측정잡음 공분산은 식 (12)와 같이 표현된다.

$$R_k = \begin{bmatrix} (s_{R,r}\sigma_r)^2 & 0 \\ 0 & (s_{R,b}\sigma_b)^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

만약 총 NIS, 즉 $v_k^T S_k^{-1} v_k$ 가 임계값을 초과하면 강한 게이팅(robust gating)을 발동하여 일정 배수 ρ 만큼 일시적으로 추가 확대한다. 이를 통해 급격한 측정 이상치(outlier)나 환경적 잡음 증가에 대해 강인성을 확보할 수 있다.

2-2-2 기동 지표 기반 Q 비등방성 성형

표적의 기동 특성은 측정 관측 오차에서 추정할 수 있다. 특히 방위각 관측 오차는 회전율과 밀접하게 연관되며, 거리 관측 오차는 축방향 가속의 불일치를 반영한다. 이를 이용해 과정잡음을 축방향과 횡방향으로 구분하여 성형한다.

우선 방위각 관측 오차를 기반으로 턴(turn) 지표를 정의하면 식 (13)과 같으며, 여기서 T 는 표본화 주기 (s)이다. 여기서 턴 지표는 단위 시간당 방위각 변화율을 정규화한 값으로, 표적의 회전 강도를 나타낸다. 해당 값이 기준 턴을 τ_0 을 초과하면 급격한 방향 전환이 발생한 것으로 판단하여 횡방향 과정잡음을 확장한다. 이를 통해 필터는 회전 기동 상황에서도 안정적인 추정을 유지할 수 있다.

$$\tau = \frac{|v_b|}{T} \quad (13)$$

이를 식 (14)와 같이 기준 턴을 τ_0 과 비교하여 횡방향 기동 지표를 정의한다. 이는 표적이 기준보다 급격히 회전할 때 양수가 되어 횡방향 잡음을 확대하도록 유도한다. 한편 거리 측정 오차의 분산은 측방향 불일치를 나타내므로, 측방향 기동 지표를 식 (15)로 정의한다.

$$\phi_{lat} = \max\left(0, \frac{\tau}{\tau_0} - 1\right) \quad (14)$$

$$\phi_{ax} = \max\left(0, \sqrt{\eta_r} - 1\right) \quad (15)$$

이는 평균 NIS가 기준보다 커질 때 측방향 과정잡음을 확대한다는 의미를 가진다. 이를 통해 측방향 및 횡방향 목표 스케일을 식 (16)과 같이 설정한다. 여기서 $\alpha_{Q_{ax}}, \alpha_{Q_{lat}}$ 은 각각 감도 계수이며, 마찬가지로 $Q_{min,max}$ 범위로 제한한다.

$$\tilde{s}_{Q_{ax}} = 1 + \alpha_{Q_{ax}}\phi_{ax}, \quad \tilde{s}_{Q_{lat}} = 1 + \alpha_{Q_{lat}}\phi_{ax} \quad (16)$$

다음으로 현재 속도 벡터 (v_x, v_y) 를 이용하여 단위 측방향 벡터 $\hat{a} = [v_x, v_y]^T / \|v\|$ 와 단위 횡방향 벡터 $\hat{t} = [-v_y, v_x]^T / \|v\|$ 를 정의한다. 이를 통해 x, y축 방향의 최종 스케일을 혼합하여 식 (17)과 같이 계산한다. 이는 각각 x축과 y축 과정잡음 블록에 적용된다.

$$\begin{aligned} s_{Q_x} &= (\hat{a}_x)^2 s_{Q_{ax}} + (\hat{t}_x)^2 s_{Q_{lat}} \\ s_{Q_y} &= (\hat{a}_y)^2 s_{Q_{ax}} + (\hat{t}_y)^2 s_{Q_{lat}} \end{aligned} \quad (17)$$

최종적으로 과정잡음 공분산은 식 (18)과 같이 구성된다.

$$Q_k = \text{blkdiag}(s_{Q_x} Q_{1D}, s_{Q_y} Q_{1D}) \quad (18)$$

이와 같은 비등방성 성형은 정상 구간에서는 $s_{Q_{ax}},$

$s_{Q_{lat}} \approx 1$ 로 수렴하여 EKF-CA와 동일한 동작을 유지한다. 그러나 급격한 회전이나 비정상적 가속이 발생하면 해당 방향의 잡음을 일시적으로 확대하여 모델 불일치를 흡수한다. 그 결과 추정 오차가 급격히 커지는 것을 방지하고, 트랙이 손실된 경우에도 더 빠른 회복을 가능하게 한다. 이러한 비등방성 성형은 정상 구간에서는 EKF-CA와 동일한 동작을 유지하지만, 급격한 회전이나 비정상적 가속이 발생할 때 불확실성을 일시적으로 확대하여 트랙 손실을 예방하고 안정적 회복을 유도한다. 다만 보수적 확장으로 인해 일부 상황에서는 복구 시간이 길어질 수 있으나, 이는 추정의 안정성을 확보하기 위한 필터 설계 특성으로 볼 수 있다.

결국, 앞서 설명한 두 필터의 구조적 차이는 그림 1과 같다. 기존 EKF-CA는 고정된 공분산 구조를 기반으로 하여 단순하고 안정적인 운용이 가능하지만, 기동 상황이나 잡음 통계가 변동할 경우에는 적절한 추종 성능을 확보하기 어렵다. 반면, 제안된 R2-AEKF는 채널별 관측 오차를 반영한 R 적응과 기동 지표 기반 Q 비등방성 성형을 결합한 구조로, 기존 EKF-CA의 단순성과 효율성을 유지하면서도 실질적인 강건성을 확보한다. 정상 구간에서는 불필요한 파라미터 변화 없이 안정적으로 동작하며, 기동 구간에서는 채널 잡음 증가와 운동 불일치를 능동적으로 보상한다. 또한 실제 연산을 단순한 산술 연산 위주로 이루

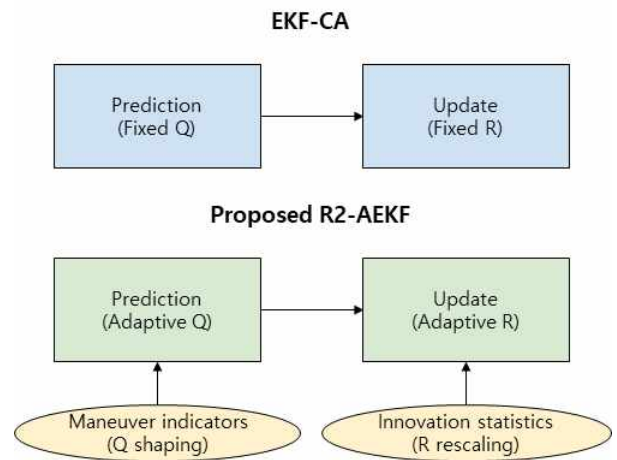


그림 1. 기존 및 제안된 필터 개념
Fig. 1. Concept of the conventional and proposed filter.

표 1. 기존 및 제안된 필터 비교
Table 1. Comparison of EKF-CA and proposed R2-AEKF.

Category	EKF-CA [Conventional]	R2-AEKF [Proposed]
Process noise Q	Fixed, derived from white-jerk PSD, identical for x/y axes	Anisotropic shaping based on maneuver indicator (axial vs. lateral, velocity-based)
Measurement noise R	Fixed variances for range and bearing	Channel-wise adaptive rescaling (innovation EWMA, deadband, rate-limit, robust gating)
Estimation property	Stable in nominal conditions, degraded under abrupt maneuvers	Similar to EKF-CA in nominal conditions, more robust during rapid turn or bursts
Computational cost	Low	Slightly increased (scale adaptation overhead), still real-time feasible
Suitable scenarios	Straight flight, smooth turns	Abrupt turns, bursts, jerk, varying, noise statistics

어져 계산량이 기존 필터와 큰 차이 없이 개선된 기능을 갖추고 있다. 이는 실시간성이 요구되는 레이다 추적 환경에서 매우 중요한 장점이며, 복잡한 확정형 필터나 입자 기반 기법과 비교하였을 때 운용 효율성을 확보할 수 있다. 이러한 특성을 요약하면 표 1과 같으며, 본 논문에서 제시하는 시뮬레이션을 통해 정량적으로 확인할 수 있다.

연산 복잡도는 시뮬레이터 기준으로 300 step 시뮬레이션 수행 시 EKF-CA의 평균 연산 시간이 약 0.72 ms/step, R2-AEKF는 0.78 ms/step으로 측정되었다. 즉, 적응 스케일 계산 및 공분산 재조정 과정으로 인해 약 8% 증가하였으나, 실시간 처리에는 영향을 주지 않는 수준이다.

III. 시뮬레이션 및 분석 결과

본 장에서는 제안된 R2-AEKF의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션을 수행하고, 기존 EKF-CA와의 비교 결과를 제시한다. 분석은 크게 두 부분으로 나누어 진행된다. 먼저 3-1절에서는 시뮬레이션 조건과 두 가지 대표 시나리오를

설명하며, 이어지는 3-2절에서는 각 시나리오에서 두 필터의 추적 결과를 비교하고 제안된 적응 로직의 동작을 평가한다. 이를 통해 제안된 기법이 정상 구간에서는 EKF-CA와 동등한 성능을 유지하면서도, 급격한 기동 구간이나 잡음 통계 변화 구간에서 더 우수한 성능을 발휘함을 확인한다.

3-1 시나리오 설정

시뮬레이션은 표적의 위치, 속도, 가속도를 상태변수로 두고 레이다가 표적을 측정하는 환경에서 수행되었다. 샘플링 주기는 $T=0.5$ s로 설정하였으며, 총 시뮬레이션 길이는 300 step(=150 s)이다. 측정 노이즈는 거리 표준편차 3.0 m, 방위각 표준편차 0.30 deg로 설정하였다. 과정잡음 공분산은 가속도 변화율 전력 스펙트럼 밀도 $1.6 \text{ m}^2/\text{s}^5$ 를 사용하였고, EKF-CA와 제안된 R2-AEKF 모두 동일한 초기 조건하에서 비교되었다.

성능 평가는 두 가지 대표적인 기동 시나리오에서 수행되었다. 첫 번째 시나리오(scenario 1)는 지그재그(zig-zag) 운동과 측방향 가속이 결합된 복합 궤적이다. 표적은 초기 속도 200 m/s로 직진하다가, 횡방향으로 ± 300 m 진폭과 15 s 주기의 지그재그 회전을 반복한다. 이 과정 중 약 80 s 구간에서 측방향으로 5 m/s^2 의 순간 가속이 추가되어, 급격한 속도 변화와 회전이 동시에 발생한다. 이러한 설정은 일반적인 항공 표적의 회피 기동을 모사하며, 급격한 횡·축 방향 불확실성이 공존하는 환경에서 필터의 강건성을 검증하기 적합하다. 두 번째 시나리오(scenario 2)는 복합 S-curve 기동과 감속 구간이 포함된 형태로, 초기 속도 180 m/s에서 반경 1.5 km 규모의 S자 곡선을 따라 선회하며 특정 구간에서 0.2 m/s^2 의 감속이 수행된다. 또한 3 s간 지속되는 짧은 순간적인 가속도 변화 구간이 삽입되어 비선형적 가속도 변화가 반복된다. 이는 느린 회전과 순간적인 가속이 교차하는 상황을 재현함으로써, 제안된 R2-AEKF가 다양한 동적 특성에 얼마나 안정적으로 적응하는지를 평가하기 위한 것이다.

두 시나리오는 동일한 측정잡음 수준(거리 3.0 m, 방위각 0.30 deg 표준편차), 표본화 주기 0.5 s, 총 시뮬레이션 150 s 조건하에서 수행되었다. 모든 설정은 시뮬레이션 기반 가상 센서 모델을 이용해 생성되었으며, 실제 센서

의 통상적 오차 범위를 반영하도록 조정하였다.

이러한 설정을 통해, 본 논문에서는 제안된 R2-AEKF가 EKF-CA 대비 기동 구간에서 추적 오차를 얼마나 효과적으로 억제하며, 트랙 손실 발생 후 얼마나 신속히 회복하는지를 정량적으로 비교·분석한다.

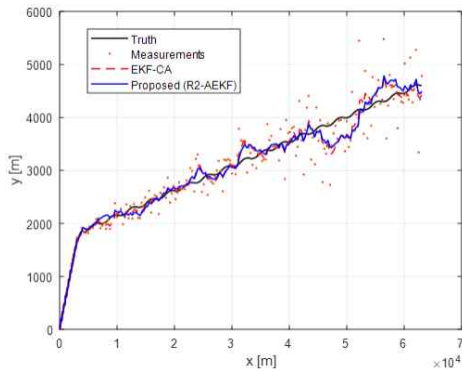
3-2 분석 결과

먼저 궤적 비교 결과를 통해 두 필터의 추정 경향을 보면 그림 2와 같으며, 시나리오 1과 2에서의 실제 표적 궤적, 레이더 측정값, EKF-CA 추적 궤적, 그리고 제안된

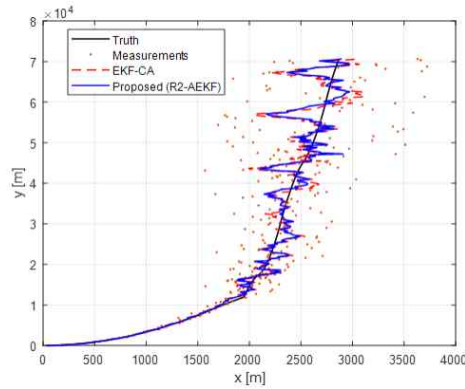
R2-AEKF의 추적 궤적을 함께 나타낸 것이다.

정상 구간에서는 두 필터 모두 실제 궤적을 잘 추적하지만, 급격한 기동 구간에서는 차이가 두드러진다. EKF-CA는 측정 노이즈와 모델 불일치에 민감하게 반응하여 추적 궤적이 크게 이탈하거나 흔들리는 모습을 보인다. 반면 제안된 R2-AEKF는 관측 오차 기반의 R 재스케일링과 기동 지표 기반의 Q 성형을 통해 과도한 반응을 억제하며, 궤적 이탈 폭이 감소한 것을 확인할 수 있다. 이는 제안된 필터가 기동 상황에서 안정성을 높여주는 효과를 보여준다.

두 시나리오에 대해 시간에 따른 위치 오차의 변화를 보면 그림 3과 같다. EKF-CA는 지그재그 또는 순간적인 가속



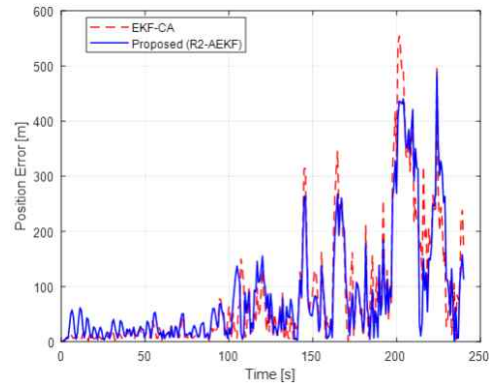
(a) 시나리오 1
(a) Scenario 1



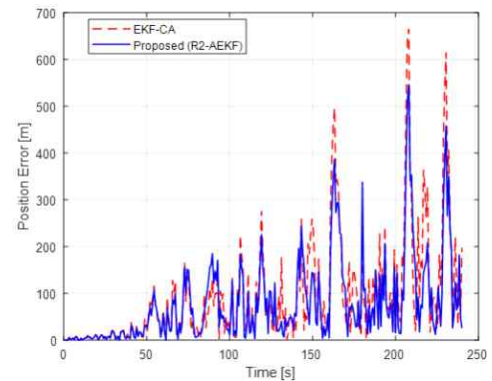
(b) 시나리오 2
(b) Scenario 2

그림 2. 시나리오 1과 2에서의 실제 궤적, 측정값, EKF-CA 및 R2-AEKF 추적 궤적

Fig. 2. True trajectory, measurements, and tracking results of EKF-CA and R2-AEKF in scenarios 1 and 2.



(a) 시나리오 1
(a) Scenario 1



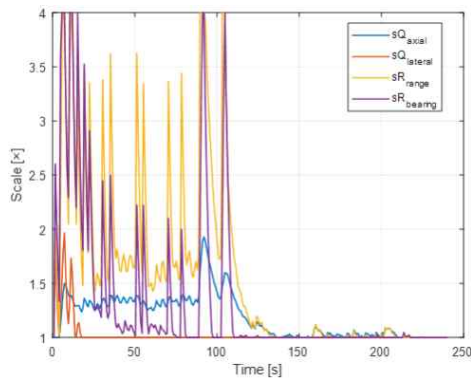
(b) 시나리오 2
(b) Scenario 2

그림 3. 시나리오 1과 2에서의 EKF-CA 및 R2-AEKF 위치 오차 비교

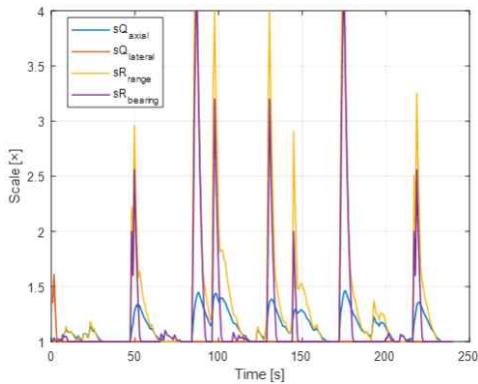
Fig. 3. Position error comparison between EKF-CA and R2-AEKF in scenarios 1 and 2.

도 변화가 발생하는 순간에 오차가 급격히 상승하며, 회복까지 상당한 시간이 소요된다. 이는 고정된 Q와 R이 기동 상황의 불확실성을 충분히 흡수하지 못하기 때문이다. 반면 제안된 R2-AEKF는 같은 순간에도 오차가 상대적으로 낮게 유지되며, 회복 또한 빠르게 이루어진다. 시나리오 1과 2 모두에서 이러한 경향이 일관되게 관찰되므로, 제안된 방법이 특정한 경우에만 효과적인 것이 아니라 다양한 기동 환경에서 안정적으로 성능 향상을 제공할 수 있음을 알 수 있다.

추가적으로 제안된 필터 내부의 적응 동작을 살펴보면, 결과의 차이가 설계 의도에 따른 것임을 확인할 수 있다. 그림 4는 시나리오 1과 2에서 제안된 필터 내부에서 공정



(a) 시나리오 1
(a) Scenario 1



(b) 시나리오 2
(b) Scenario 2

그림 4. 시나리오 1과 2에서 제안된 R2-AEKF 내부 적응 스케일 변화

Fig. 4. Adaptation scale dynamics of the proposed R2-AEKF in scenarios 1 and 2.

잡음과 측정잡음의 스케일이 시간에 따라 적응하는 양상을 보여준다. 측방향 스케일 $s_{Q_{ax}}$ 은 급격한 가속이 발생한 구간에서 크게 상승하여, 모델 불일치를 공정잡음으로 흡수하는 동작을 보여준다. 횡방향 스케일 $s_{Q_{lat}}$ 은 지그재그 기동이나 회전이 나타날 때 증가하여, 횡방향 기동에 대한 불확실성을 보상하는 궤적 곡률 급증에 대한 완충 작용을 의미한다. 한편, 측정 채널 스케일 s_{R_r}, s_{R_b} 는 관측 오차 분산이 증가한 순간에 확대되어, 과도한 측정 반응을 억제함으로써 안정적인 추정을 가능하게 한다. 거리-방위각 잔차가 커진 순간마다 불규칙하게 튀어 올라 필터 이득을 낮추는데, 시나리오 1에서는 이러한 반응이 지그재그와 버스트 시점 근방에서 한두 차례 발생한 뒤 안정화되었다. 반면 시나리오 2에서는 S-곡선 전환 지점과 짧은 저크가 반복되면서 네 스케일 곡선 모두에서 주기적인 봉우리가 연속적으로 형성되었고, 이는 복잡한 기동 상황에 맞춰 필터가 반복적으로 적응했음을 잘 보여준다. 결국 그림 4는 제안된 필터가 특정 기동의 발생 순간마다 불확실성을 재조정함으로써, 제안된 필터가 단순히 결과적으로 좋은 성능을 낸 것이 아닌 내부 로직이 실제로 의도대로 반응했음을 보여주는 결과라 할 수 있다.

마지막으로 그림 5는 두 시나리오에서 EKF-CA와 제안된 R2-AEKF의 성능을 RMSE, 최대 오차(peak error), 평균 NEES로 비교한 것이다. 모든 지표에서 제안된 필터가 기

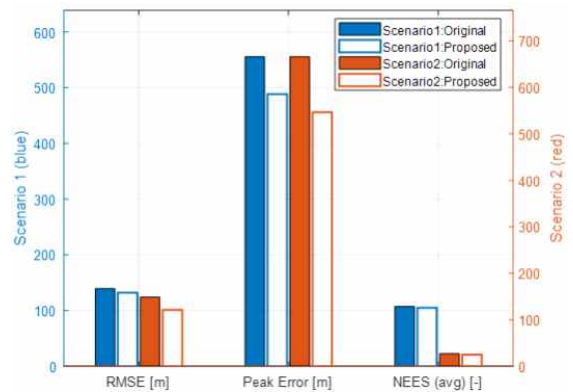


그림 5. 시나리오 1과 2에서의 성능 지표 비교(RMSE, track-loss, recovery)

Fig. 5. Comparative performance metrics (RMSE, track-loss, recovery) between EKF-CA and R2-AEKF in scenarios 1 and 2.

표 2. 기존 및 제안된 필터 결과 비교
Table 2. Summary of analysis scenario.

Scenario		EKF-CA (conventional)	R2-AEKF (proposed)
1	RMSE (m)	139.439	132.114
	Peak error (m)	555.127	488.312
	NEES (avg)	107.233	104.816
	Track-loss time (s)	94.4	102.4
	Recovery time (s)	3.2	4.8
2	RMSE (m)	148.706	121.257
	Peak error (m)	665.608	546.364
	NEES (avg)	27.192	24.799
	Track-loss time (s)	53.6	53.8
	Recovery time (s)	4.0	4.8

존 대비 개선된 결과를 보였으며, 특히 최대 오차가 크게 줄어든 점은 기동 변화나 측정 이상치 상황에서도 안정적인 추정이 가능함을 보여준다.

표 2는 그림 5의 주요 성능 지표들을 포함하여 추가적으로 추적 손실 시간과 복구 시간을 정리한 결과이다. RMSE, 최대 오차, 평균 NEES는 제안된 필터가 일관되게 우수했으나, 추적 손실 시간과 복구 시간은 기존 EKF-CA가 더 짧게 나타났다. 이는 제안된 필터가 Q와 R을 상황에 따라 확대하는 보수적 전략을 취하기 때문에, 작은 오차에도 추적 손실을 선언하는 경우가 더 자주 발생하기 때문이다. 이러한 동작은 측정 이상치나 급격한 기동으로 인한 모델 불일치를 신속히 완충하는 장점이 있지만, 결과적으로는 추적의 연속성이 다소 희생되는 양상을 보인다. 따라서 제안된 필터는 평균 오차와 통계적 일관성 측면에서 뚜렷한 우위를 보이지만, 연속 추적 유지 성능에서는 일정한 trade-off가 존재함을 확인할 수 있다. 이는 곧 운용 환경과 임무 목적에 따라 필터의 선택과 파라미터 조정이 달라져야 함을 의미한다. 예를 들어, 높은 정확도가 중요한 감시·정밀 추적 임무에서는 제안된 필터가 적합하며, 반대로 긴 연속 추적이 요구되는 상황에서는 보수성을 완화하거나 기존 EKF-CA 구조가 더 유리할 수 있다.

따라서 제안된 필터는 평균 정확도와 통계적 일관성을 중시하는 임무 환경에 적합하며, 장시간 연속 추적이 중요한 상황에서는 보수성 완화나 기존 필터 구조가 더 유리할 수 있다. 결과적으로 본 연구에서 제안한 기법은 잡음 적응과 기동 인지를 결합하여 다양한 시나리오에서 유의미한 성능 개선을 제공함을 확인하였다.

IV. 결 론

본 논문에서는 등가속도 기반 EKF-CA가 갖는 고정 공정잡음 및 측정잡음 모델의 한계를 보완하기 위하여, 채널별 관측 오차 통계를 반영한 측정잡음 재스케일링과 기동 지표 기반의 비등방성 과정잡음 성형을 결합한 새로운 적응형 필터(R2-AEKF)를 제안하였다. 제안된 기법은 기존 EKF-CA의 단순성과 효율성을 유지하면서도, 급격한 기동이나 잡음 특성이 변하는 상황에서 필터의 강건성을 높이는 데 중점을 두었다.

시뮬레이션 결과, 제안된 R2-AEKF는 정상 구간에서는 EKF-CA와 유사한 추적 성능을 유지하였으며, 지그재그와 급격한 가속 구간이 결합된 시나리오, 그리고 S-curve와 순간적인 가속도 변화율이 혼합된 복합 기동 시나리오 모두에서 위치 오차가 감소하고 트랙 손실 발생이 줄어들었음을 확인하였다. 특히 오차 피크 억제와 빠른 회복 성능은 RMSE, track-loss time, recovery time 지표에서 일관되게 나타났으며, 이는 제안된 적응 로직이 실제로 의도한 대로 동작했음을 뒷받침한다. 내부 스케일 동역학 분석 또한, 필터가 관측 오차와 기동 지표에 따라 Q와 R을 실시간으로 조정하여 모델 불일치를 흡수하고 과도한 반응을 억제하는 과정을 명확히 보여주었다.

이와 같은 결과는 제안된 R2-AEKF가 기존 EKF-CA 대비 다양한 기동 환경에서 안정적이고 신뢰성 있는 추적 성능을 제공할 수 있음을 입증한다. 향후 연구에서는 다중 표적 환경, 실제 시험 데이터 적용, 및 다른 적응형 필터 기법(예: IMM, UKF, PF)과의 비교를 통해 본 기법의 확장성과 일반성을 보다 심층적으로 검증할 예정이다.

References

- [1] L. Dong, H. Xu, X. Feng, X. Han, and C. Yu, "An adaptive target tracking algorithm based on EKF for AUV with unknown non-Gaussian process noise," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 10, p. 3413, May 2020.
- [2] T. Uhm, K. Jo, and S. Kim, "Estimation of battery state of charge for UAV using adaptive extended Kalman filter," *Journal of the Korean Society for Aeronautical & Space Sciences*, vol. 51, no. 4, pp. 243-251, Apr. 2023.
- [3] Z. Yin, J. Yang, Y. Ma, S. Wang, D. Chai, and H. Cui, "A robust adaptive extended Kalman filter based on an improved measurement noise covariance matrix for the monitoring and isolation of abnormal disturbances in GNSS/INS vehicle navigation," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 17, p. 4125, Aug. 2023.
- [4] A. Chhabra, J. R. Venepally, and D. Kim, "Measurement noise covariance-adapting Kalman filters for varying sensor noise situations," *Sensors*, vol. 21, no. 24, p. 8304, Dec. 2021.
- [5] Z. Zhang, J. Qiu, and W. Ma, "Adaptive extended Kalman filter with correntropy loss for robust power system state estimation," *Entropy*, vol. 21, no. 3, p. 293, Mar. 2019.
- [6] Y. Fu, B. Zhai, Z. Shi, J. Liang, and Z. Peng, "State of charge estimation of lithium-ion batteries based on an adaptive iterative extended Kalman filter for AUVs," *Sensors*, vol. 22, no. 23, p. 9277, Nov. 2022.
- [7] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan, *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms and Software*, Hoboken, NJ, John Wiley & Sons, 2001.
- [8] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*, Ankara, YBS Publishing, 1995.
- [9] S. Akhlaghi, N. Zhou, and Z. Huang, "Adaptive adjustment of noise covariance in Kalman filter for dynamic state estimation," in *2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, Chicago, IL, Jul. 2017, pp. 6755-6766.
- [10] N. Stacey, S. D'Amico, "Adaptive and dynamically constrained process noise estimation for orbit determination," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 57, no. 5, pp. 2920-2937, Oct. 2021.

박 명 훈 [LIG넥스원/수석연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-5217-0365>



2014년 2월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학사)

2016년 2월: 한국항공대학교 항공전자정보공학과 (공학석사)

2016년 1월~현재: LIG넥스원 M&S팀 수석연구원

[주 관심분야] 레이더 체계설계, M&S, 안테나, 전파환경, 전파전파 등

김 정 [LIG넥스원/수석연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-4720-1374>



2004년 2월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학사)

2011년 2월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학석사)

2017년 2월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학박사)

2016년 1월~현재: LIG넥스원 M&S팀 수석연구원

[주 관심분야] 빔 포밍, 영상 레이더, 레이더 신호처리 등

권 세 응 [LIG넥스원/수석연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-8959-4452>



1999년 2월: 연세대학교 전파공학과 (공학사)
2002년 2월: 연세대학교 전기컴퓨터공학과 (공학석사)
2009년 8월: 연세대학교 전기전자공학과 (공학박사)
2009년 7월~현재: LIG넥스원 레이더연구

소 수석연구원

[주 관심분야] 능동위상배열레이더, 전파전파 등

이 소 영 [LIG넥스원/선임연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-4850-6268>



2019년 2월: 아주대학교 전자공학과 (공학사)
2021년 2월: 아주대학교 AI 융합네트워크학과 (공학석사)
2025년 2월: 아주대학교 AI 융합네트워크학과 (공학박사)
2025년 3월~현재: LIG넥스원 레이더연구

소 선임연구원

[주 관심분야] 레이더 체계설계, M&S, 안테나 등

황 순 혁 [LIG넥스원/선임연구원]

<https://orcid.org/0009-0004-8202-5208>



2021년 2월: 광운대학교 로봇학부 정보제어전공 (공학사)
2023년 2월: 울산과학기술원 기계공학과 (공학석사)
2023년 1월~현재: LIG넥스원 레이더연구소 선임연구원

[주 관심분야] 레이더 체계설계, M&S 등