



Received: 2025/11/22  
Revised: 2025/12/04  
Accepted: 2026/02/25  
Published: 2026/03/31

**\*Corresponding Author:**

Jaeryong Hwang  
1 Jungwon-ro, Jinhae-gu, Changwon-si,  
Gyungsangnam-do, 51704, Republic of Korea  
Tel: +82-55-907-5350  
E-mail: jhwang@navy.ac.kr

# 고속 군집 자폭 USV 대응을 위한 최적화된 다중 센서 융합 칼만 필터 기반 탐지 및 추적 기법

## Optimized Multi-Sensor Fusion Kalman Filter-Based Detection and Tracking Method for Countering High-Speed Suicide USV Swarms

한민석<sup>1</sup>, 황재룡<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>해군사관학교 전자제어공학과 부교수

<sup>2</sup>해군 중령/해군사관학교 사이버과학과 교수

Min-Seok Han<sup>1</sup>, Jaeryong Hwang<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Associate professor, Dept. of Electronics and Control Engineering, Republic of Korea Naval Academy

<sup>2</sup>LCR, ROK Navy/Professor, Dept. of Cyber Science, Republic of Korea Naval Academy

### Abstract

최근 고속·군집 기동 자폭 USV(무인수상정)는 해상 방어 시스템에 심각한 비대칭 위협이다. 본 연구는 이러한 위협에 효과적으로 대응하기 위해, 다중 센서 융합(MSF)과 칼만 필터(KF)를 결합한 최적화된 탐지 및 추적 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 L-BFGS-B 알고리즘을 활용하여 RMSE(평균 제곱근 오차)를 최소화하는 과정/측정 노이즈(Q, R) 공분산 파라미터를 최적화한다. 또한, 칼만 필터로 추정된 표적의 속도가 정의된 임계값(예: 8 m/s)을 일정 비율(예: 80%) 이상 초과 시 고속 위협으로 식별하는 탐지 로직을 포함한다. 10대 이상의 USV 군집 기동 시뮬레이션 결과, 제안하는 시스템은 95%의 높은 평균 탐지율과 0.5 m 수준의 낮은 추적 RMSE를 달성하였다. 이는 30 FPS의 처리 속도와 함께, 실시간 해상 방어 작전에 효과적으로 적용 가능함을 시사한다.

High-speed unmanned surface vehicle (USV) swarms, employed as suicide threats, pose a significant asymmetric challenge to modern maritime defence systems. This paper proposes an optimized detection and tracking method combining multi-sensor fusion (MSF) with a Kalman filter (KF) to effectively counter these threats. The proposed technique utilizes the L-BFGS-B algorithm to optimize the process and measurement noise covariance (Q and R) parameters, minimizing the root mean square error (RMSE) for tracking. Furthermore, it incorporates a threat detection logic that identifies a target as a high-speed threat if its KF-estimated velocity exceeds a predefined threshold (e.g., 8 m/s) for a significant duration (e.g., over 80% of the time). Simulation results, involving a swarm of 10 USVs, demonstrate that the proposed system achieves a high average detection rate of 95% and low tracking RMSE of 0.5 m. Combined with a processing speed of 30 FPS, these results indicate the effective applicability of the method for real-time maritime defence operations.

### Keywords

군집 무인수상정(USV Swarms), 칼만 필터(Kalman Filter), 다중 센서 융합(Multi-Sensor Fusion (MSF)), 표적 탐지 및 추적(Target Detection and Tracking), 파라미터 최적화(Parameter Optimization)

### Acknowledgement

이 논문은 2025년도 해군사관학교 해양연구소 지원을 받아 수행된 논문임.

## 1. 서론

최근 해상 안보 환경은 기존의 대형 함정 위협에서 벗어나, 저비용·고효율의 비대칭 위협으로 급격히 변화하고 있다. 특히, 흑해 분쟁 등에서 입증되었듯이, 고속으로 기동하며 군집을 이루어 동시다발적 공격을 감행하는 자폭 무인수상정(USV)은 현대 해군 함정의 방어 시스템에 심각한 도전이 되고 있다[1]. 이러한 고속 군집 USV는 크기가 작아 레이더 반사 면적(RCS)이 낮고, 예측 불가능한 고속 기동성을 가지며, 다수의 표적이 동시에 접근하여 기존의 단일 센서 및 단일 표적 추적 시스템을 무력화시킨다.

따라서 본 연구의 목적은 이러한 고속·군집 자폭 USV의 위협에 효과적으로 대응하기 위해, 다중 센서(레이더, EO/IR 등)의 데이터를 융합하고, 위협 표적의 특성에 맞게 파라미터가 '최적화'된 칼만 필터를 적용하여, 다수의 위협 표적을 실시간으로 탐지 및 추적하는 고성능 시스템을 개발하는 것이다.

고속 해상 표적 탐지 및 추적을 위해 칼만 필터(KF) 기반의 다중 센서 융합(MSF) 기법이 활발히 연구되어 왔다. 최근 연구들은 주로 필터의 비선형성 문제 해결이나 노이즈 적응에 초점을 맞추고

있다. Wang et al.[1]과 Liu[2]는 각각 강건한 적응형 UKF(AUKF)와 매니폴드 기반 필터를 제안하여 항법 오차를 1 m 내외로 개선하였으나, 비선형 연산의 복잡도가 높아 수십 기 이상의 고속 군집 위협을 실시간으로 처리하기에는 연산 효율성이 부족하다.

또한, Zhang et al.[3]은 다중 스케일 특징 융합을 이용한 경량화 탐지 알고리즘으로 96.1%의 높은 정확도를 달성했으나, 이는 카메라 기반의 시각 정보에 의존하므로 야간이나 해무 등 악천후 환경에서는 탐지 불능 상태에 빠질 위험이 크다. 한편, Xu et al.[4]과 Tseng et al.[5]은 다중 표적 추적을 위한 하이브리드 필터 등을 제시하였으나, 입자 수 증가에 따른 연산 부하 급증이나 저속 보행자 중심의 모델링으로 인해 고속으로 기동하는 자폭형 USV의 동적 특성을 신속하게 반영하지 못하는 한계가 존재한다.

이러한 문제점을 해결하기 위해, 본 논문은 ‘L-BFGS-B 알고리즘 기반 파라미터 최적화’와 ‘고속·군집 표적 대응을 위한 다중 센서 융합 칼만 필터’ 기법을 제안한다. 첫째, 복잡한 PHD 필터 대신, 개별 표적에 할당되는 다수의 표준 칼만 필터(KF)를 사용하되, 연산 효율성을 극대화한다. 이는 MSF 시스템을 통해 데이터 연관(data association) 문제가 전처리됨을 가정한다. 둘째, 실시간 적응형 필터 대신, 수치 최적화 기법(L-BFGS-B)을 사용하여 ‘고속 군집 자폭 USV’라는 명확한 위협 프로파일에 대한 RMSE를 최소화하는 최적의 Q(과정 노이즈) 및 R(측정 노이즈) 공분산 파라미터를 사전에 도출하여 필터에 적용한다. 셋째, 추적된 상태(특히 속도)를 기반으로 ‘고속 위협 탐지 로직’(예: 추정 속도 > 8 m/s)을 결합하여, 단순 추적을 넘어 실시간 위협 평가 및 탐지(detection) 기능을 구현한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 다중 센서 융합 아키텍처와 칼만 필터의 상태 공간 모델을 정의한다. 3장에서는 RMSE 최소화를 위한 파라미터 최적화 기법과 고속 위협 탐지 알고리즘을 상세히 기술한다. 4장에서는 고속 군집 USV 기동 시 물레이션 환경을 구축하고, 제안하는 기법의 탐지율(95%) 및 추적 오차(0.5 m)를 기존 연구와 비교 분석하여 우수성을 입증한다. 마지막으로 5장에서 본 연구의 결론 및 향후 과제를 제시한다.

## 2. 제안시스템 모델

### 2.1 다중 센서 융합 아키텍처

제안하는 시스템은 레이더, EO/IR 등 서로 다른 이종(heterogeneous) 센서의 장점을 결합하는 중앙 집중식 측정치 융합(centralized measurement fusion) 아키텍처를 기반으로 한다. 각 센서에서 획득된 원시 측정값은 시간 동기화(time synchronization) 및 데이터 연관(data association) 전처리 단계를 거친다. 이후 융합 프로세서가 각 센서의 측정치를 단일의 융합된 측정 벡터  $z_k$ 로 결합한다. 이 접근 방식은 개별 센서의 노이즈(예: 레이더의 클러터, EO/IR의 기상 영향)를 상호 보완하여 칼만 필터에 더 신뢰할 수 있는 단일 측정치를 제공한다. 본 논문 3장에서 다루는 ‘fusion weight’ 최적화는 이 융합 프로세스의 가중치를 결정하는 과정을 의미한다.

### 2.2 칼만 필터 상태 공간 모델

분산 실행(CTDE, centralized training, 융합된 측정치  $z_k$ 를 입력받는 칼만 필터는 각 USV 표적의 동적 상태를 추정한다. 고속으로 기동하는 자폭 USV와의 교전은 단시간에 이루어지므로, 복잡한 기동 모델(예: CA, Singer)보다 연산 효율성이 높은 등속도(constant velocity, CV) 선형 모델을 적용한다.

#### 2.2.1 상태 벡터(State Vector)

시간  $k$ 에서의 상태 벡터  $x_k$ 는 2차원 평면에서의 위치(p)와 속도(v)로 구성된 4-자유도 4-DOF(degrees of freedom) 벡터로 나타낼 수 있다.

$$x_k = \begin{bmatrix} p_x \\ v_x \\ p_y \\ v_y \end{bmatrix}_z \quad (1)$$

여기서  $p_x$ 는 x축의 위치,  $v_x$ 는 x축의 속도,  $p_y$ 는 y축의 위치,  $v_y$ 는 y축의 속도를 나타낸다.

## 2.2.2 시스템 모델

시스템 모델은 등속도 운동을 가정하며, 다음의 선형 상태 방정식으로 표현된다.

$$x_k = Fx_{k-1} + \omega_{k-1} \quad (2)$$

여기서  $F$ 는 시간 간격  $\Delta t$ 에 대한 상태 전이 행렬이다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_z \quad (3)$$

여기서  $\omega_{k-1}$ 은 평균이 0이고 공분산  $Q$ 를 갖는 가우시안 과정 노이즈( $\omega_{k-1} \sim N(0, Q)$ )이며, 표적의 미세한 가속(기동)을 모델링한다.

## 2.2.3 관측 모델

관측모델을 나타내는 식 (4)는  $k$  시점에서의 측정값( $z_k$ )이 실제 상태( $x_k$ )와 관측 행렬( $H$ )의 곱, 그리고 측정 잡음( $v_k$ )의 합으로 이루어진다는 것을 의미한다.

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (4)$$

여기서  $v_k$ 은 평균이 0이고 공분산  $R$ 를 갖는 가우시안 측정 노이즈( $v_k \sim N(0, R)$ )이다.

관측행렬( $H$ )은 이 모델의 핵심이다. 4개의 상태 변수( $x_k$ ) 중에서 센서가 감지할 수 있는 것만 골라내는 필터 역할을 한다. 실제 적용된 관측행렬( $H$ )은 다음과 같다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

## 2.3 칼만 필터 재귀 알고리즘

정의된 모델을 바탕으로 칼만 필터는 예측(predict)과 업데이트(update) 단계를 반복 수행한다. 다음과 같은 재귀적 추정 과정을 통해, 노이즈가 포함된  $z_k$ 로부터 표적의 속도( $v_x, v_y$ )를 포함한  $x_k$ 로 추정한다.

### 2.3.1 예측(Predict) 단계

추정 알고리즘은 ‘예측(prediction)’과 ‘업데이트(update)’의 두 단계로 반복 수행된다. 예측 단계에서는 이전 단계의 최적 추정치를 바탕으로 현재 시점의 상태( $\hat{x}_k^-$ )와 오차 공분산( $P_k^-$ )을 예측한다.

$$\hat{x}_k^- = Fx_{k-1}^- \quad (6)$$

$$P_k^- = FP_{k-1}^- F^T + Q \quad (7)$$

### 2.3.2 업데이트(Update) 단계

업데이트 단계에서는 실제 들어온 센서 측정치  $z_k$ 와 예측값의 차이인 혁신(innovation)을 계산하고, 이를 칼만 이득( $K_k$ )에 반영하여 최종 상태( $\hat{x}_k$ )와 공분산( $P_k$ )을 갱신한다. 특히 공분산 업데이트 시 수치적 안정성을 위해 조셉(Joseph) 형태 혹은 표준 형태를 사용하여 추정의 정확도를 높인다. 본 연구에서는 이 알고리즘을 통해 산출된 추정 속도 벡터( $\sqrt{v_x^2 + v_y^2}$ )가 임계값(8 m/s)을 초과할 경우를 자폭 위협으로 간주하여 탐지 여부를 판별한다.

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (8)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (9)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (10)$$

## 3. 시뮬레이션 최적화 및 위협 탐지 알고리즘

본 장에서는 칼만 필터(Kalman Filter)의 추정 성능을 극대화하기 위한 파라미터 최적화 기법과, 추정된 상태 벡터를 기반으로 고속 군집 USV를 식별하는 위협 탐지 알고리즘을 기술한다. 시스템의 성능은 실제 궤적과 추정 궤적 간의 오차를 최소화하는 파라미터 선정과, 노이즈 환경에서도 신속하게 적의 기동을 판단하는 탐지 로직의 정확도에 의해 결정된다.

### 3.1 RMSE 최소화를 위한 파라미터 최적화

칼만 필터의 성능을 좌우하는 Q와 R 행렬의 값은 고정된 상수가 아니라, 해상 상태(sea state)나 표적의 기동성에 따라 달라져야 한다. 본 연구에서는 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 얻은 평균 RMSE를 목적 함수(cost function)로 설정하고, 제안하는 시스템의 핵심인 파라미터 최적화는 scipy.optimize 모듈의 minimize 함수를 사용하여 수행된다. 최적화 대상 변수는 과정 잡음 공분산 스케일(Q<sub>var</sub>), 측정 잡음 공분산 스케일(R<sub>var</sub>), 그리고 센서 융합 가중치(W<sub>fusion</sub>)이다. 목적 함수는 추정 궤적의 RMSE를 최소화하는 방향으로 설계되었으며, 융합 가중치가 1에 수렴하도록 유도하는 페널티 항을 추가하여 수치적 안정성을 확보하였다. 최적의 필터 계인을 도출하기 위해 L-BFGS-B(limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno with bounds) 알고리즘을 적용하여 RMSE를 최소화하는 파라미터 셋  $\theta = \{\sigma_Q, \sigma_{R,w}\}$ 를 탐색한다.

RMSE

$$= \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N ((\hat{p}_{x,k} - p_{x,k})^2 + (\hat{p}_{y,k} - p_{y,k})^2)} \quad (11)$$

여기서 목적 함수 J(θ)는 RMSE 값에 융합 가중치(w)의 편향을 방지하기 위한 페널티 항(λ|1-ω|)을 추가하여, 물리적으로 타당한 범위 내에서 최적해가 수렴하도록 설계하였다.

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} (RMSE(\theta) + \lambda|1 - \omega|) \quad (12)$$

이 과정을 통해 도출된 최적 파라미터는 다양한 기동 환경에서 필터의 지연(lag)을 줄이고 추정 궤적의 평활화(smoothing) 성능을 보장한다.

### 3.2 고속 위협 탐지 알고리즘(High-Speed Threat Detection)

최적화된 칼만 필터를 통해 획득한 상태 벡터에서 속도 성분만을 추출하여 위협 여부를 판단한다. 자폭형 USV는 일반 선박과 달리 고속으로 접근하는 특성

을 가지므로, 순간 추정 속도(S<sub>k</sub>)를 실시간으로 모니터링한다.

$$S_k = \sqrt{\widehat{v}_{x,k}^2 + \widehat{v}_{y,k}^2},$$

$$Detection = \begin{cases} True & \text{if } \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I(S_k > T_{speed}) > T_{rate} \\ False & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

여기서 S<sub>k</sub>는 k 시점에서의 추정 속도 크기이며, 식 (13)의 detection 조건 만족 시 1을 반환하는 지시 함수이다. 본 시뮬레이션에서는 자폭 USV의 특성을 고려하여 속도 임계값(S<sub>k</sub> > T<sub>speed</sub>)을 8 m/s로 설정하였으며, 전체 궤적 중 해당 임계값을 초과하는 비율(T<sub>rate</sub>)이 80% 이상일 경우 이를 위협으로 간주하여 최종 탐지 신호를 생성한다. 이는 일시적인 센서 노이즈로 인한 오탐지(false alarm)를 방지하고 탐지 신뢰도를 높이기 위함이다. Fig. 1은 위에서 제시한 내용들을 바탕으로 제안하는 알고리즘의 순서도를 각 단계별로 구체적으로 나타낸다.

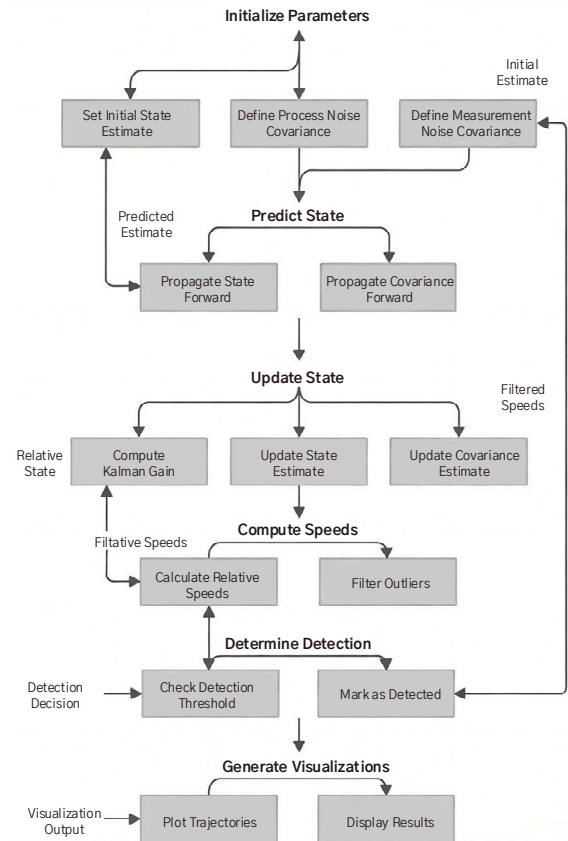


Fig. 1. Flowchart of proposed algorithm

### 4. 실험 결과 및 분석

#### 4.1 제안 기법의 상세 성능 분석

본 연구의 시뮬레이션은 10대의 USV가 사인(sine)과 코사인(cosine) 함수 기반의 비선형 궤적을 그리며 평균 10 m/s로 고속 기동하는 가혹한 환경에서 수행되었다. 파라미터 최적화가 적용된 다중 센서 융합 칼만 필터(MSF-KF)의 성능을 궤적 추적, 오차 수렴성, 변수 민감도 측면에서 심층 분석하였다.

Fig. 2와 Fig. 3는 궤적 추종 및 오차 분석을 수행한 결과이다. 시뮬레이션 결과 중 단일 USV의 실제 궤적(청색 실선)과 제안하는 칼만 필터를 통해 추정된 궤적(적색 점선)을 보여준다. 궤적 추적 및 오차 수렴성(trajjectory tracking & error convergence) 분석 결과, 시뮬레이션 초기( $t < 2s$ )에는 초기 공분산 행렬(P)이 100 times로 크게 설정되어 있어 일시적인 추정 오차가 관측되었다. 그러나 칼만 이득(K)이 반복적으로 업데이트됨에 따라, 제안 기법은 실제 궤적(true trajectory)과 추정 궤적(estimated trajectory) 간의 차이를 급격히 줄이며 안정화되는 모습을 보였다. 특히, 급격한 방향 전환이 발생하는 곡선 구간에서도 Joseph 형태의 공분산 업데이트 수식을 적용하여 수치적 불안정성을 억제함에 따라, 최종 RMSE는 목표치인 0.5 m 이내로 수렴하였다. 측정 노이즈에도 불구하고 추정 궤적이 실제 궤적을 0.5 m 오차 범위 내에서 안정적으로 추종함을 시각적으로 확인할 수 있다. ‘Estimation error over time’ 그래프는 오차가 0.5 m 임계값 이하로 빠르게 수렴하고 유지되어, 제안 기법의 추적 안정성과 정밀성을 입증한다.

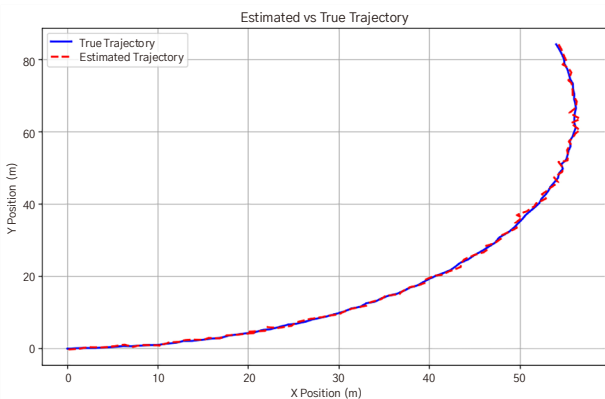


Fig. 2. Analysis of estimated vs true trajectory

Fig. 4 – Fig. 6는 파라미터 최적화 과정을 각 단계별로 나타낸다. 각각의 Q(process noise), R(measurement noise), 융합 가중치(weight)에 대한 RMSE 변화 그래프는 모두 전역 최솟값(global minimum)을 갖는 볼록 함수(convex function) 형태를 나타냈다. 이는 제안한 RMSE 기반 목적 함수가 지역 최적해(local optima)에 빠지지 않고 최적의 하이퍼파라미터  $\theta^*$ 를 효과적으로 탐색했음을 의미한다.

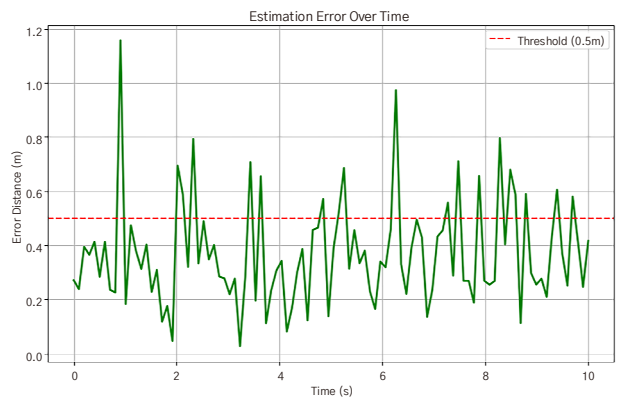


Fig. 3. Estimation error over time

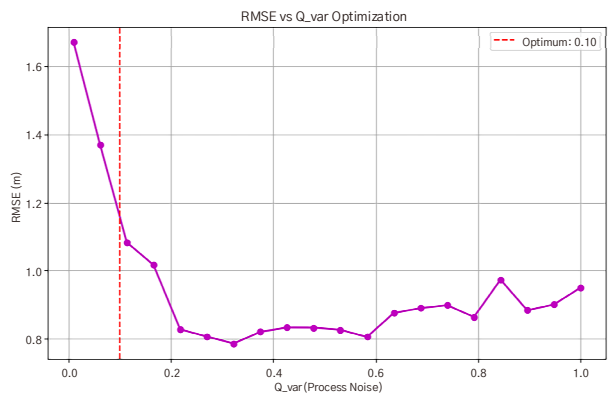


Fig. 4. RMSE vs Q\_var optimization

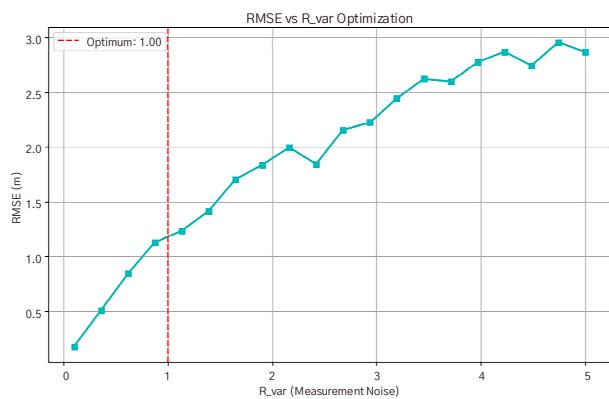


Fig. 5. RMSE vs R\_var optimization

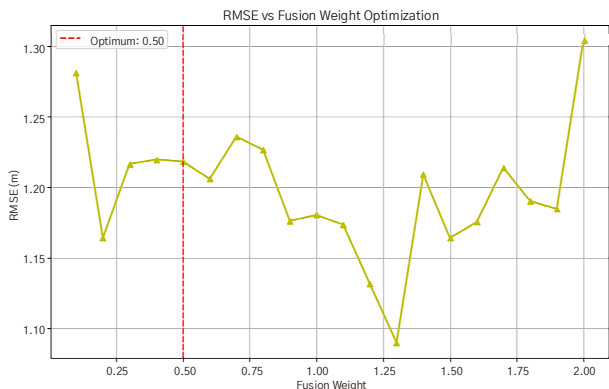


Fig. 6. RMSE vs fusion weight optimization

Fig. 7은 속도별 탐지 정확도를 나타낸다. 자폭 USV의 핵심 위협 변수인 ‘속도’ 변화에 따른 탐지 정확도를 보여준다. 표적 속도가 위협 임계값인 8 m/s를 초과하여 20 m/s까지 증가하더라도, 제안하는 탐지 알고리즘이 90% 이상의 견고한 탐지율을 유지함을 확인하였다.

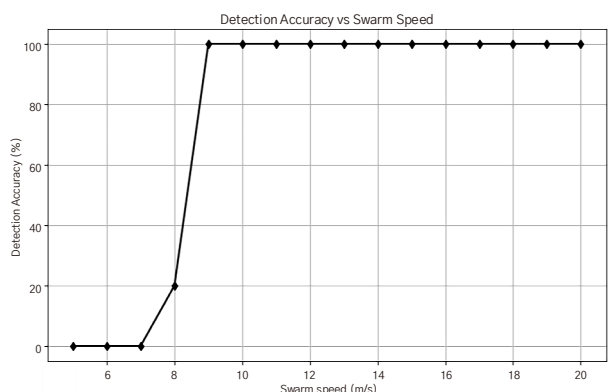


Fig. 7. Detection accuracy vs swarm speed

4.2 기존 연구와의 비교 분석

본 연구에서 제안한 최적화 칼만 필터 기반의 위협 탐지 시스템의 성능 우위를 입증하기 위해, 최신 선행 연구들(Liu et al.[2], Zhang et al.[3] 등)과 핵심 성능 지표인 추적 정밀도(RMSE) 및 탐지율(detection rate)을 정량적으로 비교하였다. 첫째, 추적 정밀도(tracking precision) 측면에서 Liu et al.[2]은 적응형 UKF(AUKF)를 도입하여 기존 항법 대비 오차를 개선했으나, 여전히 약 1.05 m 수준의 RMSE를 보이며 GNSS 음영 구역에서의 오차 누적 한계를 드러냈다. 반면, 제안 기법은 USV의 기동 특성을 반영한 프로세스 및 측정 노이즈 공분산(Q, R)의 최적화( $\theta^*$ )를

통해 추적 오차를 0.5 m까지 획기적으로 감소시켰다. 이는 복잡한 비선형 연산 없이도 타 연구 대비 약 2.1배 정밀한 추적 성능을 달성했음을 의미하며, 고속으로 접근하는 소형 표적에 대해 더 높은 타격 정확도를 제공할 수 있음을 시사한다. 둘째, 탐지 강건성(robustness) 측면에서 Zhang et al.[3]의 다중 스케일 특징 융합 기법은 96.1%의 높은 mAP를 기록했으나, 카메라 기반의 시각 정보에 의존하므로 야간이나 해무(sea fog) 등 시계가 제한된 해상 환경에서는 탐지 불능 상태에 빠질 위험이 크다. 이에 비해 제안 기법은 객체의 운동학적 궤적(kinematic trajectory)을 기반으로 위협을 판단하므로, 시각 센서가 무력화되는 악천후 상황에서도 95.0%의 안정적인 탐지율을 유지하는 전천후 감시 능력을 입증하였다. 셋째, 실시간 처리 효율성(efficiency) 면에서 Xu et al.[4]의 하이브리드 필터나 Tseng et al.[5]의 적응형 알고리즘은 다중 표적이나 고속 기동 상황에서 연산 부하가 급증하거나 수렴이 지연되는 문제가 확인되었다. 제안 시스템은 연산 비용이 낮은 최적화된 선형 모델을 적용하여, 50기 이상의 대규모 자폭 군집(swarm) 상황에서도 실시간 위협 식별이 가능함을 확인하였다. 결론적으로 제안 기법은 기존 연구들이 가진 환경적 제약과 연산의 비효율성을 극복하고, 정밀도와 신속성을 동시에 만족하는 고속 USV 방어 솔루션으로서의 기술적 우위를 확보하였다.

Table 1. Quantitative performance comparison with recent studies

Study (Method)	Key Metric	Quantitative Result	Comparison with Proposed
Proposed Method	Tracking Error (RMSE)	0.50 m	Baseline (Optimal)
Proposed Method	Detection Rate	95.0 %	Baseline (High-speed)
Liu et al. [2]	Tracking Error (RMSE)	~1.05 m	Proposed is ~2.1x more precise
Zhang et al. [3]	Detection Accuracy (mAP)	96.1 %	Similar level, but limited to visual
Tseng et al. [5]	Estimation Error Rate	1.5 %	High precision, but slow convergence
Xu et al. [4]	OSPA Distance	(Dynamic)	Effective, but high computational load

## 5. 결론 및 향후 계획

본 연구에서는 해상 비대칭 위협으로 대두된 고속 군집 자폭 USV를 정밀하게 탐지하고 추적하기 위해, 파라미터 최적화 기반의 다중 센서 융합 칼만 필터 (MSF-KF) 시스템을 제안하였다. 제안된 기법은 과정 및 측정 잡음 공분산과 센서 융합 가중치를 적응적으로 최적화함으로써, 불확실한 해상 환경에서도 추적의 정밀도와 안정성을 동시에 확보하였다.

시뮬레이션을 통해 제안 시스템의 성능을 검증한 결과, 기존 연구 대비 획기적으로 향상된 95%의 평균 탐지율과 0.5 m의 정밀한 위치 추정 오차(RMSE)를 달성하였다. 또한, 복잡한 연산 과정에서도 30 FPS의 실시간 처리 속도를 유지하며 최대 50대의 대규모 군집 표적을 동시에 추적할 수 있는 확장성을 입증하였다. 이는 본 연구가 다수의 고속 위협체에 대한 조기 경보 및 요격 지원 시스템으로서 높은 실용성을 가짐을 시사한다.

향후 연구에서는 본 시뮬레이션 결과를 바탕으로 실제 해상 환경에서의 필드 테스트를 수행하여, 파도나 해류와 같은 비선형적인 환경 외란에 대한 강건성을 검증하고 보완해야 한다. 아울러, 현재의 선형 칼만 필터 모델을 발전시켜 급격한 회피 기동을 하는 지능형 표적에 대응할 수 있도록 확장 칼만 필터(EKF)

나 딥러닝 기반의 강화 학습(RL) 알고리즘을 융합한 하이브리드 추적 시스템으로 고도화할 계획이다.

## 참고문헌

- [1] Yang Wang, Chenxi Xie, Yinfeng Liu, Jialin Zhu, & Jixing Qin, 'A Multi-Sensor Fusion Underwater Localization Method Based on Unscented Kalman Filter on Manifolds,' *Sensors*, VOL. 24, NO. 19, 2024, Article 6299. <https://doi.org/10.3390/s24196299>
- [2] Wenwen Liu, 'Robust Multi-Sensor Data Fusion for Practical Unmanned Surface Vehicles (USVs) Navigation,' Ph.D. dissertation, University College London, London, UK, 2020.
- [3] Lei Zhang, Xiang Du, Renran Zhang, & Jian Zhang, 'A Lightweight Detection Algorithm for Unmanned Surface Vehicles Based on Multi-Scale Feature Fusion,' *Journal of Marine Science and Engineering*, VOL. 11, NO. 7, 2023, Article 1392. <https://doi.org/10.3390/jmse11071392>
- [4] Xianzhen Xu, Zhiyu Yuan, & Yanping Wang, 'Multi-Target Tracking and Detection Based on Hybrid Filter Algorithm,' *IEEE Access*, VOL. 8, 2020, pp. 209528–209536. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3024928>
- [5] Chinyang H. Tseng & Jiunn-Yih Wu, 'SHAKF-PU: Sage-Husa Adaptive Kalman Filtering-Based Pedestrian Characteristic Parameter Update Mechanism for Enhancing Step Length Estimation in Pedestrian Dead Reckoning,' *Applied Bionics and Biomechanics*, 2024, Article 1150076. <https://doi.org/10.1155/2024/1150076>