

IMM-EKF 기반 해상 레이더를 이용한 고기동 다중 표적 상태 추적

High-Mobility Multi-Target Tracking Using IMM-EKF Based Marine Radar

박 기 배

Gi-Bae Park

요 약

현대 전장에서 레이더는 다양한 표적의 탐지 및 추적을 수행하는 핵심 센서이며, 그 정확도는 함정의 생존성과 작전 성공률에 직결된다. 하지만 실제 전장 환경의 복잡한 환경 요소로 인해 레이더 운용과 신뢰도 높은 추적이 더욱 어려워진다. 표적 추적에 일반적으로 사용되는 칼만필터는 단일 모델을 이용한다면 표적의 운동 특성이 시간에 따라 급변하거나, 복수의 표적이 상이한 기동 특성을 가질 경우 성능이 급격히 저하되는 한계가 있다. 본 논문에서는 레이더 운용 환경에서 다수의 고기동 표적을 동시에 추적하기 위한 대안으로 IMM-EKF(interacting multiple model extended Kalman filter) 필터를 기반으로 표적 특성에 적합한 모델 조합을 구성하고 각 모델의 공분산 행렬과 파라미터 등을 최적화하였다. 실제 전장에서 레이더 플랫폼의 현실적인 운용 환경을 반영한 시뮬레이션을 통해 다양한 기동 조건에서도 안정적인 상태 추적이 가능함을 확인하였다.

Abstract

On modern battlefields, the radar is a key sensor for detecting and tracking various targets, and its accuracy directly affects ship survivability and operational success. However, the complex environmental factors of the actual battlefield environments make radar operations and reliable tracking more challenging. Kalman filters, commonly used for target tracking, have limitations in that if a single model is used, degrades when the target motion characteristics change rapidly over time or when multiple targets have different maneuvering characteristics. In this study, we propose an alternative approach for simultaneously tracking multiple highly maneuverable targets in radar environments. Based on an interacting multiple model (IMM) filter, we construct a model combination appropriate for the target characteristics and optimize the covariance matrix and parameters of each model. Through simulations that reflect the realistic operational environment of radar platforms on actual battlefields, we demonstrate that our proposed approach enables stable-state tracking under a variety of maneuvering conditions.

Key words: Marine Radar, IMM-EKF, Multi Target Tracking, High-Mobility Target

I. 서 론

현대 해상 전장은 탄도탄, 고속 함정, 전투기 등 다양한

고기동 표적이 동시에 출현하는 복합 위협 환경으로 진화하고 있다. 이러한 환경에서 해상 레이더는 전방위 감시와 요격을 위한 핵심 센서로 활용되지만, 플랫폼의 동

한화시스템(Hanwha Systems)

· Manuscript received September 18, 2025 ; Revised December 15, 2025 ; Accepted December 15, 2025. (ID No. 20250918-107)

· Corresponding Author: Gi-Bae Park (e-mail: wgpark111@hanwha.com)

요(roll, pitch, heading)와 해상 클러터 등 환경적 요인으로 인해 안정적인 표적 탐지 및 추적이 어렵다. 특히, 하나의 레이더 시스템으로 다양한 종류의 표적을 동시에 추적해야 하는 상황에서는 표적별로 상이한 기동 특성으로 인해 단일 모델 기반 필터의 성능이 급격히 저하된다.

이러한 문제를 해결하기 위해 다중 모델 기반의 추적 알고리즘인 IMM 필터가 제안되었으며, 표적의 기동 특성에 따라 다양한 운동 모델을 조합하여 추적 정확도를 향상시킬 수 있다^[1]. IMM 알고리즘은 표적이 언제 어떤 형태로 기동할지 모르는 불확실한 상황에서 여러 운동 모델 간의 상호작용을 통해 효율적인 상태 추정값을 제공하며, 기동 표적 추적 분야의 표준적인 접근 방식으로 자리매김했다^[2].

IMM 필터 구현 시, 모델 조합은 추적 성능에 결정적인 영향을 미친다. 일부 연구에서는 단순한 CV(constant velocity) 및 CT(constant turn) 두 모델의 조합을 통해 상대적으로 기동성이 낮은 해상 표적의 안정적인 추적 성능을 확인한 바 있다^[3]. 그러나 이러한 접근 방식은 고기동 항공기나 탄도탄과 같이 가속 및 감속이 빈번한 표적에 대한 적용 가능성은 제한적이다.

최근 연구에서는 다양한 기동 패턴에 대응하기 위해 CA(constant acceleration) 모델이나 singer 모델 등 보다 복잡한 동적 모델을 IMM 알고리즘에 도입하고 있다. 예를 들어, 지상 차량 추적 연구에서는 CV-CV, CV-CA, CT 등 다양한 모델 조합이 시도되었으며^{[4],[5]}, 센서 네트워크 환경에서 CV-CT 모델 조합과 다양한 파라미터 적용을 통해 기동 표적 추적 성능을 개선하려는 시도도 있었다^[6].

이러한 배경에도 불구하고, 해상 플랫폼 환경에서 플랫폼 동요 및 해상 클러터의 영향을 동시에 고려하며, CV, CA, singer 모델을 포괄적으로 활용하여 항공기, 함정, 탄도탄과 같이 서로 다른 성격의 기동 표적을 통합 추적하는 연구는 여전히 부족하다.

본 논문에서는 해상 레이더 시스템에서 발생하는 환경적 제약을 극복하고 다양한 고기동 다중 표적을 효과적으로 추적하기 위해 IMM-EKF 기반의 상태 추정 알고리즘을 제안한다. 특히, 제안하는 알고리즘은 표적의 비선형적인 기동 특성에 효율적으로 대응하기 위해 CV, CA, singer 모델을 포함한 다중 운동 모델을 통합하며, 각 모드별 상태 추정에는 확장 칼만 필터를 적용한다. 이를 통해 비선형 레이다 관측

방정식을 효과적으로 처리할 수 있으며, 시뮬레이션 및 실제와 유사한 데이터를 활용하여 그 성능을 검증한다.

II. 본 문

2-1 IMM 필터 알고리즘

기동성이 높은 표적을 안정적으로 추적하기 위해서는 표적의 운동 특성이 시간에 따라 변화할 수 있다는 점을 고려한 유연한 추적 알고리즘이 필요하다. 기존의 칼만 필터는 단일 운동 모델을 기반으로 하므로, 표적이 다양한 기동 패턴을 보일 경우 추적 정확도가 급격히 저하되는 한계가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제안된 알고리즘이 바로 IMM 필터이다. IMM 필터는 복수의 운동 모델(CV, CA, CT, Singer 등)을 동시에 운용하며, 각 모델에 대해 독립적으로 상태 추정을 수행한 후, 모델 전이 확률과 측정 우도(likelihood)를 기반으로 각 모델의 기여도를 계산하여 최종 상태를 융합한다. 이 구조는 표적이 시간에 따라 운동 모델을 전환할 수 있다는 가정을 기반으로 하며, 모델 간의 전이 가능성을 확률적으로 반영함으로써 추적의 민감성과 적응성을 높인다.

IMM 필터 알고리즘은 그림 1과 같이 각 시간 step마다 주요 절차를 반복 수행한다:

2-1-1 Interaction

상호작용 단계는 이전 시점의 각 모델 상태 추정치와

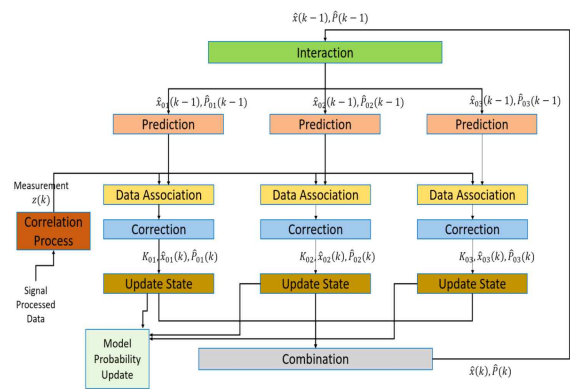


그림 1. IMM 필터 알고리즘 흐름도
Fig. 1. IMM filter algorithm flow chart.

공분산을 모델 전이 확률 행렬 π_{ij} 에 따라 혼합하여, 현재 시점의 초기 상태 추정치 $\hat{x}_{0|k-1}^{(j)}$ 와 공분산 $P_{0|k-1}^{(j)}$ 을 계산한다. 이 과정은 모델 간 전환 가능성을 반영하며, 다양한 운동 패턴을 고려한 초기 조건을 제공한다. 혼합 확률은 식 (1)과 같이 계산된다.

$$\mu_{k-1}^{(i \rightarrow j)} = \frac{\pi_{ij} \times \mu_{k-1}^{(i)}}{c_j}, \quad c_j = \sum_{i=1}^M \pi_{ij} \times \mu_{k-1}^{(i)} \quad (1)$$

여기서 M 은 IMM 필터에서 사용하는 모델의 총 개수, c_j 는 모델 j 개 모델에 대한 혼합 확률의 정규화 상수로, 모든 모델 간 전이 확률의 가중합이 1이 되도록 보정하는 역할을 한다. 이 상수는 각 모델의 상대적 중요도를 반영하며, 혼합된 상태와 공분산은 식 (2) 및 식 (3)과 같다.

$$\hat{x}_{0|k-1}^{(j)} = \sum_{i=1}^M \mu_{k-1}^{(i \rightarrow j)} \times \hat{x}_{k-1}^{(i)} \quad (2)$$

$$P_{0|k-1}^{(j)} = \sum_{i=1}^M \mu_{k-1}^{(i \rightarrow j)} \times [P_{k-1}^{(i)} + (\hat{x}_{k-1}^{(i)} - \hat{x}_{0|k-1}^{(j)})(\cdot)^T] \quad (3)$$

이 단계는 모델 간 정보 교환을 통해 추정의 민감성과 적응성을 향상시키며, 다음 예측 단계의 기반을 형성한다.

2-1-2 Prediction

예측 단계에서는 상호작용 단계에서 계산된 초기 상태를 기반으로 각 모델의 동역학 식에 따라 상태와 공분산을 예측한다. 상태와 공분산 예측에는 모델별 상태 전이 함수 F 와 Jacobian을 사용하며, 본 논문에서는 IMM 필터 모델을 CV, CA, Singer 세 가지 모델로 구성한다. CV 모델은 일정 속도, CA 모델은 일정 가속도를 가정한 행렬을 사용하고, Singer 모델은 감쇠 계수를 포함한 확률적 모델로 구성되며 시간에 따라 속도 변화가 점진적으로 반영된다. 예측 단계 수식은 식 (4) 및 식 (5)와 같다.

$$\hat{x}_{k|k-1}^{(j)} = F^{(j)} \hat{x}_{0|k-1}^{(j)} \quad (4)$$

$$P_{k|k-1}^{(j)} = F^{(j)} P_{0|k-1}^{(j)} F^{(j)T} + Q^{(j)} \quad (5)$$

여기서 $F^{(j)}$ 는 j 개 모델의 상태 전이 행렬로, 시스템의 동역학을 선형 근사하여 공분산의 시간적 변화를 예측하는 데 사용된다. 이 행렬은 모델별로 구조가 상이하며, 모델별 상세 행렬식은 2-2 IMM 필터 모델 구성 및 정의에서 다룬다. 이 단계는 모델별 운동 특성을 반영하여 다양한 기동 상황에 대한 예측 정확도를 확보한다.

2-1-3 Data Association

본 연구에서 사용하는 IMM 필터의 측정값은 레이다 실측 데이터를 기반으로 구성한다. 실제 해상 레이다 플랫폼 환경을 모사하였기 때문에, 하나의 수신 정보에 클러터로 인해 오폭적(false alarm) 측정 정보가 다수 섞여 들어오게 된다. 이 단계에서는 여러 가지 측정 정보 중 유의미한 정보만을 선정하기 위해 이전 step 시간의 위치 정보에 속도 성분과 현재 수신한 측정치의 시간을 이용해 보상하여 측정치 중에서 가장 가까운 값을 선정한다.

$$D_x^{(i)} = (x_k^{(i)} - x_{k|k-1})^2 \quad (6)$$

$$D_y^{(i)} = (y_k^{(i)} - y_{k|k-1})^2 \quad (7)$$

$$D_z^{(i)} = (z_k^{(i)} - z_{k|k-1})^2 \quad (8)$$

$$D^{(i)} = \sqrt{D_x^{(i)} + D_y^{(i)} + D_z^{(i)}} \quad (9)$$

여기서 $x_k^{(i)}, y_k^{(i)}, z_k^{(i)}$ 는 현재 시간에 수신한 i 번째 측정치를 의미하며, $x_{k|k-1}, y_{k|k-1}, z_{k|k-1}$ 는 이전 시간의 위치를 기준으로 현재 시간에 맞춰 예측한 상태 값을 의미한다. $D^{(i)}$ 는 i 번째 측정치의 거리 오차를 의미하며, $D^{(i)}$ 값이 가장 작은 측정치를 선정하여 IMM 필터의 측정값으로 선정한다.

2-1-4 Measurement Update

관측 업데이트 단계에서는 센서로부터 수신된 실제 측정값 z_k 와 예측값 $H^{(j)} \hat{x}_{k|k-1}^{(j)}$ 의 차이인 이노베이션 $y_k^{(j)}$ 를

계산하고, 이를 기반으로 측정 오차 공분산 $S_k^{(j)}$ 를 구한다.

$$y_k^{(j)} = z_k - H^{(j)} \hat{x}_{k|k-1}^{(j)} \quad (10)$$

$$S_k^{(j)} = H^{(j)} P_{k|k-1}^{(j)} H^{(j)T} + R^{(j)} \quad (11)$$

여기서 $H^{(j)}$ 는 j 개 모델의 측정 함수에 대한 Jacobian 행렬로, 상태 공간에서 측정 공간으로의 선형 근사를 나타낸다. $R^{(j)}$ 는 센서의 측정 잡음을 나타내는 공분산 행렬로, 센서의 정확도와 신뢰도를 반영한다.

이 단계는 각 모델이 실제 측정값과 얼마나 잘 일치하는지를 평가하며, 이후 보정 및 모델 확률 업데이트 단계에서 핵심적으로 활용되는 우도함수를 계산한다. 우도함수는 각 모델의 적합도를 정량적으로 표현하며, IMM 필터의 확률 기반 융합 구조에서 중요한 역할을 수행한다.

2-1-5 Correction

측정 보정 단계에서는 각 모델별로 칼만 이득(Kalman gain) $K_k^{(j)}$ 를 계산하여 상태 추정치를 보정하고, 공분산을 업데이트한다.

$$K_k^{(j)} = P_{k|k-1}^{(j)} H^{(j)T} S_k^{(j)-1} \quad (12)$$

$$\hat{x}_k^{(j)} = \hat{x}_{k|k-1}^{(j)} + K_k^{(j)} y_k^{(j)} \quad (13)$$

$$P_k^{(j)} = (I - K_k^{(j)} H^{(j)}) P_{k|k-1}^{(j)} \quad (14)$$

이 단계는 센서 데이터를 반영하여 추정 정확도를 향상시키며, 각 모델의 상태를 최신화한다.

2-1-6 Model Probability Update

여러 개의 모델을 사용하여 융합하는 IMM 필터에서는 전이 확률 행렬을 기반으로 각 모델의 상태 값을 반영하여 보다 정확한 최종 결과를 계산한다. 상태 확률 업데이트 단계에서는 각 모델의 우도 $\Lambda_k^{(j)}$ 와 사전 모델 확률, 전이 확률을 기반으로 모델의 사후 확률 $\mu_k^{(j)}$ 을 계산한다.

$$\Lambda_k^{(j)} = \frac{1}{\sqrt{|2\pi S_k^{(j)}|}} e\left(-\frac{1}{2} y_k^{(j)T} S_k^{(j)-1} y_k^{(j)}\right) \quad (15)$$

$$\mu_k^{(j)} = \frac{\Lambda_k^{(j)} \times c_j}{\sum_{i=1}^M \Lambda_k^{(i)} \times c_j} \quad (16)$$

여기서 M 은 IMM 필터에서 사용하는 모델의 총 개수이며 이 단계는 각 모델의 적합도를 정량화하여 다음 상태 융합에 반영한다.

2-1-7 Combination

상태 융합 단계에서는 각 모델의 상태 추정치 $\hat{x}_k^{(j)}$ 와 공분산 $P_k^{(j)}$ 를 모델 확률 $\mu_k^{(j)}$ 로 가중 평균하여 최종 상태 \hat{x}_k 와 공분산 P_k 를 계산한다:

$$\hat{x}_k = \sum_{j=1}^M \mu_k^{(j)} \times \hat{x}_k^{(j)} \quad (17)$$

$$P_k = \sum_{j=1}^M \mu_k^{(j)} [P_k^{(j)} + (\hat{x}_k^{(j)} - \hat{x}_k)(\hat{x}_k^{(j)} - \hat{x}_k)^T] \quad (18)$$

이 단계는 모델별 추정 결과를 통합하여 전체 시스템의 상태를 대표하는 최종 추정치를 산출하며, 다음 step의 초기값으로 사용된다.

2-2 IMM 필터 모델 구성 및 정의

본 논문에서는 해상 레이더 기반 고기동 다중 표적 추적을 위해 IMM 필터를 구성하였으며, 그 모델 집합으로 CV, CA, Singer 모델을 사용한다. IMM 필터는 다양한 기동 특성을 가진 표적을 동시에 추적하기 위해 복수의 운동 모델을 병렬적으로 운용하고, 각 모델의 확률을 동적으로 갱신하여 최적의 추적 성능을 확보하는 기법이다. 따라서 모델 집합의 선정은 필터 성능을 결정하는 핵심 요소이다⁷⁾.

본 논문에서는 대표적인 세 가지 표적 유형인 탄도탄, 항공기, 대함 표적을 고려한다. 이들은 실제 해상 전장 환경에서 레이더가 직면하는 주요 추적 대상이며, 각 표적은 서로 상이한 운동 특성을 보인다.

항공기는 일반적으로 일정한 속도와 고도를 유지하다가, 회피 기동이나 선회 시 급격한 가속·감속 및 방향 전환을 수행한다. 따라서 CV 모델은 항공기의 정상 비행 구간을 잘 설명할 수 있으며, CA 및 Singer 모델은 기동 구간에서의 가속 변화와 시간 상관성을 반영한 안정적인 추적에 맞는다.

탄도탄 표적은 발사 후 상승·하강·종말 단계에서 운동 특성이 크게 달라진다. 특히 종말 단계에서는 급격한 속도 변화와 불규칙한 기동이 발생할 수 있다. CV 모델은 중간 단계의 균일한 운동을 설명하는 데 적합하며, CA와 Singer 모델은 종말 단계의 급격한 가속 변화를 효과적으로 반영하여 추적 단절을 방지한다.

대함 표적은 해상에서 상대적으로 저속으로 이동하며 급격한 궤도 변경은 적은 편이다. 하지만 해상 클러스터 등의 영향으로 하나의 수신 정보에 다수의 오표적이 포함되어 있을 수 있기 때문에, 보다 안정적인 모델 파라미터 설정이 필요하다. 일반적으로 대함 표적은 CV 모델과 CA 모델로도 안정적인 추적이 가능하지만, 최근 고속정과 같이 급격한 가속·감속 및 방향 전환을 보이는 함정의 성능이 발전하고 있기 때문에, 이를 고려해 Singer 모델을 함께 사용해 추적 성능의 향상을 높인다^{[8]-[10]}.

따라서 본 논문에서는 IMM 필터의 모델 집합을 CV, CA, Singer 모델로 구성하여 항공기, 탄도탄, 대함 표적의 다양한 운동 특성을 포괄적으로 반영할 수 있도록 하였다. 이러한 모델 조합은 정상 구간에서는 단순하고 안정적인 추적 성능을 제공하며, 기동 구간에서는 가속도의 시간적 상관성을 반영하여 강건한 추적 성능을 확보한다.

2-2-1 CV Model

CV 모델은 표적이 일정한 속도로 이동한다고 가정하는 선형 운동 모델이다. 상태 벡터는 위치와 속도로 구성되며, 가속도는 모델 안정성을 보장하기 위해 연속 시간 백색 잡음 프로세스로 모델링된다. 3차원 공간에서의 상태 벡터를 식 (19)와 같이 정의한다.

$$X = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, z, \dot{z}]^T \quad (19)$$

여기서 x, y, z 는 위치 성분이고 $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$ 는 속도 성분이다.

상태 전이 행렬 F_{CV} 는 Δt 에 따라 선형적으로 구성되며, 위치는 속도에 의해 변화한다.

$$F_{CV} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \otimes I_3 \quad (20)$$

여기서 I_3 는 3×3 단위행렬을 의미한다.

프로세스 노이즈 행렬 Q_{CV} 는 백색 가속도 노이즈를 기반으로 하며, 스펙트럼 밀도 q_{CV} 에 따라 식 (21)과 같이 구성된다.

$$Q_{CV} = q_{CV} \times \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^3}{3} & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 \\ \frac{\Delta t^2}{2} & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \otimes I_3 \quad (21)$$

여기서 I_3 는 3×3 단위행렬을 의미한다.

CV 모델은 등속도 상태의 표적 추적에 가장 안정적인 추적 성능을 보이며, 필터의 이득은 프로세스 노이즈 q_{CV} 값에 따라 조절된다. 작은 q_{CV} 값은 낮은 이득으로 측정 잡음을 잘 억제하지만, 기동 시에는 추적 지연이 발생할 수 있다.

2-2-2 CA Model

CA 모델은 표적이 일정한 가속도로 움직인다고 가정하는 모델로, 상태 벡터는 위치, 속도, 가속도로 구성되며, 식 (22)와 같이 정의한다.

$$X = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}, z, \dot{z}, \ddot{z}]^T \quad (22)$$

상태 전이 행렬 F_{CA} 는 2차 미분까지 고려한 선형 모델로 구성되며, 시간 간격 Δt 에 따라 식 (23)과 같이 표현된다.

$$F_{CA} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes I_3 \quad (23)$$

여기서 I_3 는 3×3 단위행렬을 의미한다.

프로세스 노이즈 행렬 Q_{CA} 는 백색 가속도 노이즈를 기반으로 하며, 스펙트럼 밀도 q_{CA} 에 따라 식 (24)와 같이 구성된다.

$$Q_{CA} = q_{CA} \times \begin{bmatrix} \Delta t^5 & \Delta t^4 & \Delta t^3 \\ 20 & 8 & 6 \\ \Delta t^4 & \Delta t^3 & \Delta t^2 \\ 8 & 3 & 2 \\ \Delta t^3 & \Delta t^2 & \Delta t \\ 6 & 2 & 1 \end{bmatrix} \otimes I_3 \quad (24)$$

여기서 I_3 는 3×3 단위행렬을 의미한다.

CA 모델은 선형 가속 기동을 하는 표적 추적에 안정적인 성능을 보이며, 특히 고속 기동이나 급격한 속도 변화가 있는 표적에 적합하다. 다만, 등속도 상태의 표적 추적에서는 과도한 추적 오차를 유발할 수 있어 IMM 구조 내에서 다른 모델과 병행 운용하는 것이 바람직하다.

2-2-3 Singer Model

Singer 모델은 표적의 가속도가 시간에 따라 상관성을 갖는 1차 마르코프 과정으로 모델링되는 확률적 운동 모델이다. 이는 실제 표적의 기동이 완전히 무작위하지 않고, 일정 시간 동안 유사한 가속도를 유지한다는 물리적 특성을 반영한다.

Singer 모델의 상태 벡터는 위치, 속도, 가속도로 구성되며 식 (25)와 같이 표현된다.

$$X = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}, z, \dot{z}, \ddot{z}]^T \quad (25)$$

여기서 $\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}$ 는 각 축 방향의 가속도이며, 식 (26)과 같이 시간에 따라 상관성을 갖는 1차 마르코프 확률 과정으로 표현된다.

$$\dot{a}(t) = \frac{a(t)}{\tau} + w(t) \quad (26)$$

여기서 τ 는 가속도의 감쇠 계수(correlation decay rate)를 시간 단위로 표현한 시간 상수(time constant)를 의미하며, $w(t)$ 은 백색 잡음(white Gaussian noise)을 의미한다.

Singer 모델의 상태 전이 행렬 F_{SINGER} 는 감쇠 계수의 시간 상수 τ 와 시간 간격 Δt 에 따라 식 (27)과 같이 구성된다.

$$F_{SINGER} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \tau^2(-1 + \frac{\Delta t}{\tau} + e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}) \\ 0 & 1 & \tau(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}) \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} \end{bmatrix} \otimes I_3 \quad (27)$$

여기서 I_3 는 3×3 단위행렬을 의미한다.

Singer 모델의 프로세스 노이즈 공분산 행렬 Q_{SINGER} 는 감쇠 계수와 잡음 스펙트럼 밀도 q_{SINGER} 에 따라 유도되며, 가속도의 상관성을 반영한다. 일반적으로 식 (28)와 같은 형태로 구성된다.

$$Q_{SINGER} = q_{SINGER} \times \begin{bmatrix} Q_{11} & Q_{12} & Q_{13} \\ Q_{21} & Q_{22} & Q_{23} \\ Q_{31} & Q_{32} & Q_{33} \end{bmatrix} \otimes I_3 \quad (28)$$

여기서 I_3 는 3×3 단위행렬을 의미하며, 각 항의 값은 식 (29)~식 (35)와 같다.

$$Q_{11} = \frac{\tau^5}{2} \times (1 - e^{-\frac{2\Delta T}{\tau}}) + 2\left(\frac{\Delta T}{\tau}\right) + \frac{2}{3}\left(\frac{\Delta T}{\tau}\right)^3 - 2\left(\frac{\Delta T}{\tau}\right)^2 - 4\frac{\Delta T}{\tau}e^{-\frac{\Delta T}{\tau}} \quad (29)$$

$$Q_{12} = \frac{\tau^4}{2} \times (1 + e^{-\frac{2\Delta T}{\tau}}) - e^{-\frac{\Delta T}{\tau}} + 2\left(\frac{\Delta T}{\tau}\right) \times e^{-\frac{\Delta T}{\tau}} - 2 \times \frac{\Delta T}{\tau} + \left(\frac{\Delta T}{\tau}\right)^2 \quad (30)$$

$$Q_{13} = \frac{\tau^3}{2} \times (1 - e^{-\frac{2\Delta T}{\tau}}) - 2\left(\frac{\Delta T}{\tau}\right) \times e^{-\frac{\Delta T}{\tau}} \quad (31)$$

$$Q_{22} = \frac{\tau^3}{2} \times (4 \times e^{-\frac{\Delta T}{\tau}} - 3 - e^{-\frac{2\Delta T}{\tau}} + 2\frac{\Delta T}{\tau}) \quad (32)$$

$$Q_{23} = \tau^2 \times \frac{1}{2} (1 - 2e^{-\frac{\Delta T}{\tau}} + e^{-\frac{2\Delta T}{\tau}}) \quad (33)$$

$$Q_{33} = \frac{\tau^2}{2\tau} (1 - e^{-\frac{2\Delta T}{\tau}}) \quad (34)$$

$$Q_{21} = Q_{12}, Q_{31} = Q_{13}, Q_{32} = Q_{23} \quad (35)$$

본 논문에서 사용된 Q_{SINGER} 의 각 행은 시뮬레이션 조건에 따라 설정되었으며 τ 와 Δt 에 따라 유도하였다^{[11][14]}.

2-3 필터 파라미터 정의

IMM 필터의 성능은 구성 모델뿐만 아니라 각 필터의

파라미터 설정에 크게 영향을 받는다^[12]. 본 논문에서는 다음과 같은 주요 파라미터를 가정하였다.

2-3-1 Process Noise Covariance Matrix (Q)

각 모델의 동역학에 따라 프로세스 노이즈 공분산 행렬을 정의하며, 모델의 민감도와 추적 성능에 영향을 준다. 각 모델별 행렬 식은 2-2 IMM 필터 모델 구성 및 정의에 제시하였다. 또한, 각 모델의 프로세스 노이즈, 가속도 감쇠 계수는 식 (36)~식 (39)과 같이 가정한다.

$$q_{CV} = 1.0 m^2/s^3 \quad (36)$$

$$q_{CA} = 100 m^2/s^3 \quad (37)$$

$$q_{SINGER} = 150 m^2/s^3 \quad (38)$$

$$\tau = 5 s \quad (39)$$

2-3-2 Sensor Noise Covariance Matrix (R)

센서의 측정 정확도를 반영한 측정 노이즈 공분산 행렬로, 시뮬레이션에서는 Gaussian 분포를 가정한다.

$$R = \begin{bmatrix} 30^2 & 0 & 0 \\ 0 & (0.4 \times \pi/180)^2 & 0 \\ 0 & 0 & (0.4 \times \pi/180)^2 \end{bmatrix} \quad (40)$$

여기서 각각의 대각 성분은 거리, 방위각, 고각에 대한 분산 값이다.

2-3-3 Transition Probability Matrix (π)

모델 전이 확률을 정의하는 행렬로, IMM 필터가 표적의 기동 변화를 예측하는 핵심 요소이다. 현실적으로 표적의 움직임이 갑자기 바뀌는 경우는 드물기 때문에, 현재의 운동 모델을 유지할 확률(자기 전이 확률)을 상대적으로 높게 가정하여 알고리즘의 추적 안정성과 반응성을 최적화한다.

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.08 & 0.02 \\ 0.15 & 0.70 & 0.15 \\ 0.04 & 0.16 & 0.80 \end{bmatrix} \quad (41)$$

이러한 IMM 구조와 파라미터 설정은 다양한 기동 조건에서의 추적 성능 향상을 목표로 한다^[1]. 다음 장에서는 이러한 IMM 구조를 기반으로 구축된 시뮬레이션 환경과 평가 조건을 소개한다.

III. 고기동 다중 객체 추적 시뮬레이션

3-1 시뮬레이션 환경

본 실험은 실제 해상 전장 환경을 모사하여 구성하였다. 해상 환경에서의 레이다 운용 추적 성능에 영향을 미치는 주요 요소는 다양하다. 레이다에서 송신된 빔이 해수면에 반사되어 수신 빔에 혼입되는 다중 경로(multipath) 현상은 표적 위치 특정에 오차를 유발한다. 또한, 파도나 안개와 같은 클러터로 인한 불필요한 측정치(오표적) 발생은 추적 정확도 저하의 주요 원인이다. 마지막으로, 파도로 인한 플랫폼 자체의 동요는 안테나 빔의 안정성을 저해하므로, 실시간 함 자세 정보를 추적 과정에 반영해야 한다.

본 연구에서는 이러한 환경적 제약을 극복하고 IMM 필터 모델의 입력값으로 사용하기 전, 안테나를 통해 수신된 측정치에 다음과 같은 후처리 과정을 적용하여 최종 측정값을 선정한다.

3-1-1 Multi Path

해상 레이다 운용 시 수신 신호에는 해수면 반사에 의한 다중경로 성분이 포함된다. 이는 표적 위치 추정에 체계적인 오차를 유발하는 주요 원인으로, 실제 환경에서는 직접 경로와 반사 경로가 동시에 수신되면서 신호의 위상과 세기가 변형된다.

본 연구에서는 이러한 다중경로 영향을 기하학적 반사 모델을 기반으로 모사하였다^{[13],[14]}. 즉, 신호가 해수면에 반사되어 수신기에 도달하는 경로차를 계산하고, 반사계수와 위상 변화가 수신 신호에 미치는 영향을 고려한다. 특히, 경로차(ΔR)와 위상 변화에 따른 전파계수는 식

(42)~식 (44)과 같이 표현된다.

$$F^2 = |1 + \Gamma \cos(k\Delta R)|^2 \tag{42}$$

$$k = 2\pi/\lambda \tag{43}$$

$$\Delta R = 2h_r \sin(\gamma) \tag{44}$$

여기서 Γ 는 복소 반사계수, k 는 파수, ΔR 는 경로차를 의미한다. 반사계수는 Fresnel 반사계수를 기반으로 하며, 해수면의 전기적 특성과 거칠기 보정항을 포함하여 실제 해상 조건을 반영한다. 이를 통해 다중경로로 인한 신호 왜곡을 보정하고, 최종적으로 추적 알고리즘에 입력되는 측정값의 신뢰성을 확보하였다.

3-1-2 클러스터 요소

해상 클러스터는 레이더 수신 신호에 포함되는 불필요한 반사 성분으로, 추적 정확도 저하의 주요 원인이다. 특히 파도, 해수면 요철, 바람 등에 의해 발생하는 클러스터는 표적 신호와 유사한 특성을 보여 오프적을 발생시킨다.

본 연구에서는 이러한 클러스터의 확률적 특성을 반영하기 위해 K-distribution 모델을 적용하였다^{[15],[16]}. K-distribution은 실제 해상 환경에서 관측되는 클러스터의 파워 분포를 잘 설명하는 것으로 알려져 있으며, 클러스터 신호를 speckle 성분과 texture 성분으로 분리하여 모사한다. Speckle 성분은 복소 정규분포를 따르는 빠른 변동을, texture 성분은 감마 분포를 따르는 느린 변동을 나타내며, 두 성분의 결합을 통해 실제 해상 클러스터의 통계적 특성을 재현한다.

$$x = \sqrt{\tau} \times z, \quad z \in CN(0,1) \tag{45}$$

여기서 τ 는 Gamma 분포 랜덤변수로 texture 성분을, z 는 complex normal 랜덤변수로 speckle 성분을 나타낸다. 관련 파라미터는 기존 문헌에서 제안된 값을 참조하여 설정하였으며, 이를 통해 시뮬레이션 환경에서 클러스터가 추적 성능에 미치는 영향을 반영하였다.

그림 2는 시뮬레이션 환경에서 획득된 raw 데이터의 R-V(range-velocity) 맵을 나타낸다. 클러스터의 영향으로 세

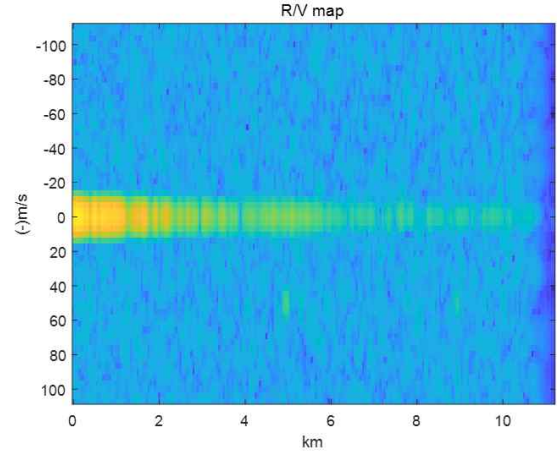


그림 2. Raw 신호의 range-velocity 맵
Fig. 2. Range-velocity map of the raw signal.

로축(속도, m/s) 기준 0 부근에서 강한 반사 성분이 집중되어 나타나며, 이는 K-distribution 기반으로 모사된 해상 클러스터 특성과 일치한다. 이러한 저속 영역 클러스터는 표적 탐지 성능을 저하시킬 수 있는 주요 원인이다. 표적 신호는 -50 m/s 속도 지점에 위치하며, 클러스터에 비해 상대적으로 약한 세기로 나타난다. 비록 신호가 희미하지만, 클러스터와 구분 가능한 수준으로 확인된다. 본 연구에서는 기하학적 반사 모델을 통해 다중 경로 성분을 제거하였으므로, R-V 맵에서는 직접 경로 표적만이 확인된다.

3-1-3 함 요동 조건 및 송수신 빔 좌표 변환

시뮬레이션상에서 선체는 그림 3과 같이 roll은 $\pm 3^\circ$, pitch는 $\pm 6^\circ$, heading은 $\pm 3^\circ$ 의 범위 내에서 주기적인 요동을 보이는 함 요동 조건을 가정하여 시뮬레이션하였다.

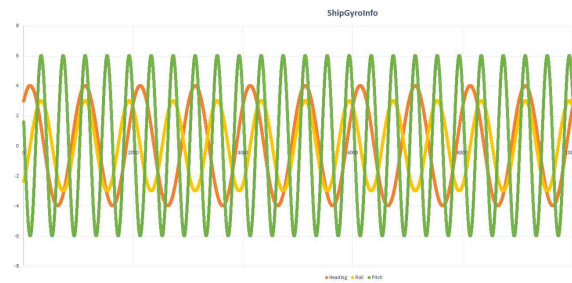


그림 3. 함 자이로 시뮬레이션
Fig. 3. Ship gyro simulation.

이러한 환경은 실제 레이더 운용 중 발생 가능한 동적 외란을 반영하기 위함이며, 센서 위치와 자세의 변화는 측정값에 직접적인 영향을 미친다. 함 요동 정보는 일정 주기로 수신하여 플랫폼의 자세와 송, 수신 빔 정보에 보상하여 계산된다.

IMM 필터에 사용되는 최종 측정값은 센서(안테나)의 위치 및 자세 정보를 이용하여 안테나 상대 좌표계 (ACCS, antenna coordinate system)에서 지구 중심의 절대 좌표계인 ENU(east, north, up) 좌표계로 변환된다. 안테나는 표적까지의 거리(R), 방위각(u), 고각(v)을 포함하는 RUV 좌표계 형식의 측정치를 제공하며, 이는 추적 필터에 적용하기 위해 데카르트 좌표계(cartesian coordinate system)인 ENU 좌표계 상의 XYZ 위치로 변환된다. 변환 과정은 식 (46)~식 (52)과 같다.

$$x_{ACCS} = r_{ACCS} \times u_{ACCS} \tag{46}$$

$$y_{ACCS} = r_{ACCS} \times \sqrt{1 - u_{ACCS}^2 - v_{ACCS}^2} \tag{47}$$

$$z_{ACCS} = r_{ACCS} \times v_{ACCS} \tag{48}$$

$$M_{heading} = \begin{bmatrix} \cos(heading) & -\sin(heading) & 0 \\ \sin(heading) & \cos(heading) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{49}$$

$$M_{pitch} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 \cos(pitch) & -\sin(pitch) & 0 \\ 0 \sin(pitch) & \cos(pitch) & 0 \end{bmatrix} \tag{50}$$

$$M_{roll} = \begin{bmatrix} \cos(roll) & 0 & -\sin(roll) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(roll) & 0 & \cos(roll) \end{bmatrix} \tag{51}$$

$$xyz_{ENU} = M_{roll} \times M_{roll} \times M_{roll} \times \begin{bmatrix} x_{ACCS} \\ y_{ACCS} \\ z_{ACCS} \end{bmatrix} \tag{52}$$

여기서 r_{ACCS} , u_{ACCS} , v_{ACCS} 는 안테나 기준 수신 빔의 표적 위치에 해당하는 거리, u, v 값이며, x_{ACCS} , y_{ACCS} , z_{ACCS} 는 안테나 정방향 기준 수신 빔의 표적 위

치에 해당하는 x, y, z 값이다. 여기에는 함의 요동 정보가 반영되지 않았기 때문에, 함의 요동 정보 heading, pitch, roll 방향 각도를 보상하여 ENU 좌표계 기준으로 x_{ENU} , y_{ENU} , z_{ENU} 를 계산하고, 이를 IMM 필터의 측정값으로 사용한다.

3-2 표적 설정

시뮬레이션에서는 고기동 표적을 포함한 다중 표적 추적의 복잡성과 현실성을 고려하여 탄도탄, 항공기, 대함 세 종류의 표적을 동시 추적하도록 설정하였다. 각 표적은 임의의 초기 위치와 속도를 가진 상태에서 독립적으로 이동하며, 실제 작전 환경에서 자주 등장하는 유형들을 모사하여 모델링한 것으로 다음과 같은 특성을 가진다.

3-2-1 탄도탄 표적

탄도탄 표적은 고속, 고고도 특성을 가지며, 최초 탐지되는 거리는 400 km 이상, 중간단계의 최고 고도는 150 km 이상으로 설정하였다. 시뮬레이션에서는 속도가 가장 빠른 중간 단계부터 종말 단계에 해당하는 구간이 포함되어 있으며, 표적 최고 속도는 약 2,000 m/s로 설정하였다. 이는 대기권 재진입 이후 고속 낙하 단계에서의 현실적인 기동 특성을 반영한 것이다.

3-2-2 항공기 표적

항공기 표적은 고속 기동 항공기를 포함하여 거리는 250 km 이상 지점에서 탐지하기 시작하며, 최고 속도는 약 700 m/s로 설정하였다. 대부분의 표적들은 가속/감속 및 선회 기동을 수행하도록 설정하였으며, 특히 속도의 경우 최소 200 m/s 최고 700 m/s 범위로 크게 변동하며, 수 초 내에 비행 궤적을 수직으로 이동시키는 등 제시한 IMM 필터의 민감도를 검증할 수 있도록 구성하였다.

3-2-3 대함 표적

함정 표적은 상대적으로 저속으로 항해하는 함정을 모사하였으며, 거리 약 40 km, 속도는 10~15 km/s 범위로

표 1. 표적 설정 파라미터

Table 1. Targets parameters.

Target type	Detection range (km)	Max velocity (m/s)
Ballistic missile	about 400	about 2,000
Aircraft target	about 250	about 700
Naval target	about 40	about 15

증/감속 하는 시나리오로 설정하였다. 대부분 궤적 시나리오에서 함정 표적은 일정한 속도로 이동하지만, 간헐적인 수직방향 급선회나 가속/감속의 변화가 포함되어있다.

표적의 유형과 특성은 표 1과 같이 정리한다.

각 표적들은 자체 시뮬레이션 프로그램을 통하여 시뮬레이션하였으며, 표적 정보는 일정한 주기로 수신한다. 레이더를 기준으로 표적들의 상대 위치와 이동 경로는

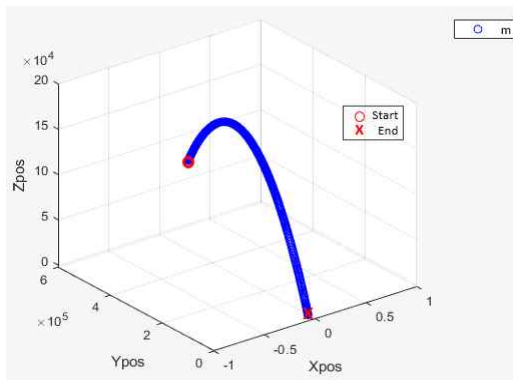


그림 4. 탄도탄 표적 위치 및 이동 경로
Fig. 4. Ballistic missile target location and movement path.

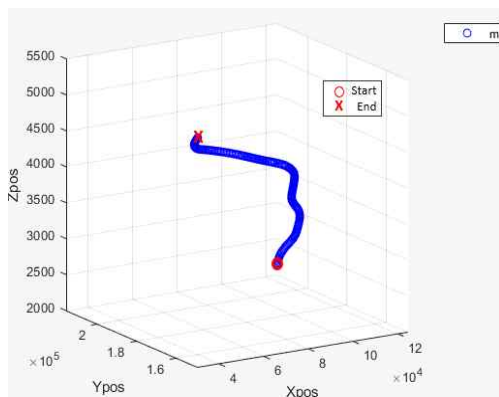


그림 5. 항공기 표적 위치 및 이동 경로
Fig. 5. Aerial target location and movement path.

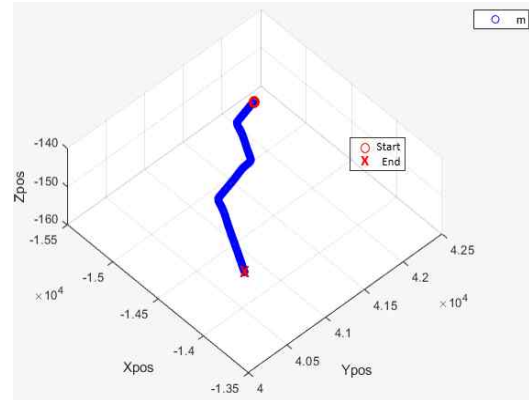


그림 6. 대함 표적 위치 및 이동 경로
Fig. 6. Naval target location and movement path.

그림 4~그림 6과 같다. 또한, 현실적인 센서 환경을 반영하기 위해 모든 표적의 측정값에는 일정 수준의 측정 잡음이 포함되도록 하였다. 이는 실제 레이더 시스템이 거리, 방위각, 고도 측정 시 수반하는 오차를 모사한 것으로 가우시안 분포를 따르는 랜덤 노이즈를 각 관측 축(x, y, z)에 주입하였다. 거리 측정에는 평균 0, 표준편차 20 m 수준의 잡음을, 방위각 및 고도 각에는 각 0.05도 수준의 각도 잡음을 고려하였다. 이와 같은 설정을 통해 실제 센서 특성과 유사한 수준의 측정 오차를 반영하여, 알고리즘의 추적 성능을 보다 엄밀하게 검증하고자 하였다. 이러한 각각의 표적 유형의 실제 기동 특성을 반영하기 위해 IMM 필터에 동역학 모델(CV, CA, singer)에 적절한 값을 반영하였으며, 표적 간 경로상 교차나 근접한 기동을 일부 포함하여 다중 추적 안전성과 분해능을 평가할 수 있도록 구성하였다. 또한, 시뮬레이션은 제안된 알고리즘의 통계적으로 유의미한 성능 분석을 위해 500회의 몬테 카를로 시뮬레이션을 독립적으로 수행하였으며, 평균 제곱근 오차(RMSE)를 계산하였다.

3-3 실험 결과

실험에서는 본 논문에서 제시한 IMM 필터의 성능을 검증하기 위해 동일한 시나리오와 환경하에 CV-CA 모델, CV-CT 모델, IMM 필터의 결과와 비교 검증하였다. 수치상 비교를 위해 RMSE를 이용하였으며 추정된 x, y,

z 좌표 위치 $\hat{x}(k)$ 와 실제 위치 $x(k)$ 간의 오차를 표적 추적 주기마다 계산하였다.

$$RMSE_{\text{position}} = \sqrt{\|x_k - \hat{x}_k\|^2 + \|y_k - \hat{y}_k\|^2 + \|z_k - \hat{z}_k\|^2} \quad (53)$$

식 (53)을 이용하여 표적별 x, y, z 좌표 위치 값의 RMSE를 비교하였으며, 각각 탄도탄 표적, 항공기 표적, 대함 표적별 비교는 그림 7~그림 9와 같다.

탄도탄 표적의 경우 궤적 시나리오는 그림 4와 같이 초

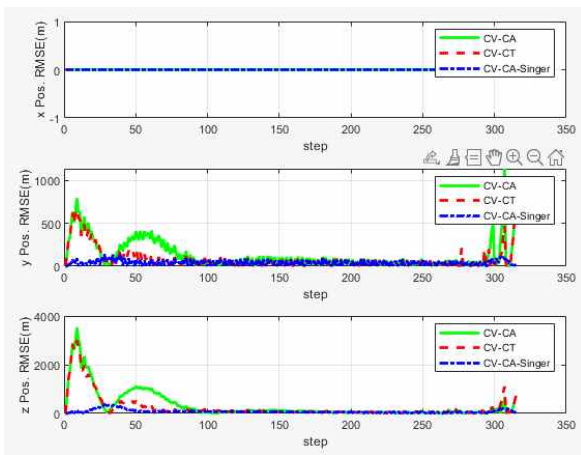


그림 7. 탄도탄 표적 step별 x, y, z 위치 RMSE
Fig. 7. RMSE of ballistic missile target x, y, z position over steps.

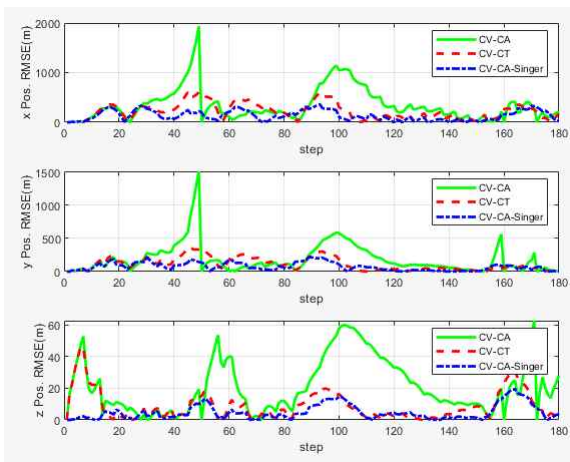


그림 8. 항공기 표적 step별 x, y, z 위치 RMSE
Fig. 8. RMSE of aerial target x, y, z position over steps.

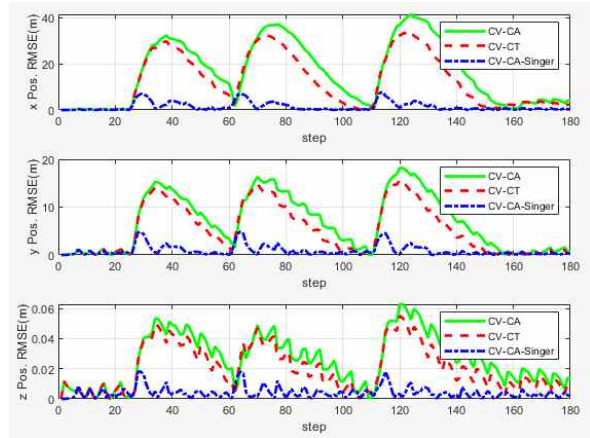


그림 9. 대함 표적 step별 x, y, z 위치 RMSE
Fig. 9. RMSE of naval target x, y, z position over steps.

기 상승 구간에서 가속도가 점점 증가하고 x-위치 값은 거의 일정하게 유지되지만, y-위치 값과 z-위치 값이 급격하게 상승한다. 이 구간에서 CV-CA 모델과 CV-CT 모델의 RMSE 값이 크게 튀는 현상을 보였지만, 본 논문에서 제시한 CV-CA-Singer 모델은 RMSE 값이 소폭 상승하지만 빠르게 수렴하여 일정하게 안정적인 수치를 보였다. 또한, 속도가 가장 빠르게 변화하는 종말 단계에서 CV-CA 모델과 CV-CT 모델은 CV-CA-Singer 모델에 비해 y-위치와 z-위치의 RMSE 값이 불안정하였다.

항공기 표적의 경우 궤적 시나리오는 그림 5와 같이 시작과 동시에 z-위치 방향으로 급상승하며 가속도가 점점 증가한다. 이때 CV-CA 모델과 CV-CT 모델의 z-위치 RMSE 수치가 크게 튀는 현상을 보인다. 반면에 본 논문에서 제시한 모델은 비교적 적은 폭으로 튀면서 빠르게 수렴한다. 이후 일정 고도 상승 후에 가속도가 점점 줄어들며 시계 방향으로 90도 회전을 하는 구간에서 CV-CA 모델의 x, y-위치 RMSE가 크게 된다. CV-CA-Singer 모델도 RMSE 값이 조금 상승하지만, CV-CT 모델에 비해 적은 폭으로 상승하며 빠르게 수렴한다. 이후 일정 시간 동안 등속 운동한 뒤에 약 80 step 지점을 기점으로 시계 반대 방향으로 크게 회전하며 가속도가 빠르게 증가하는 구간에서는 CV-CA 모델의 x, y, z-위치 RMSE 값이 모두 큰 폭으로 튀는 현상이 나타나며, 마지막 급감속 및 고도가 상승하는 구간에서는 CV-CA, CV-CT, CV-CA-Singer

모델 순으로 일정 폭으로 RMSE 값이 튀었다.

대함 표적의 경우 시나리오는 그림 6과 같이 감속-회전-가속-감속-회전-가속과 같은 일정한 패턴을 보이는 궤적을 그리며 전진한다. 대함 표적의 절대 속도가 크지 않아 RMSE의 절대값이 크지 않지만, 특히 감속 후 회전 및 가속 구간에서 CV-CA 모델과 CV-CT 모델은 비슷한 RMSE 상승 폭을 보이지만, 본 모델에서 제안한 CV-CA-Singer 모델의 경우 RMSE 진폭은 훨씬 작고 더 빠르게 수렴한다.

정리하자면, 세 가지 유형의 표적을 추적하면서, 다양한 기동 형태에 따라 CV-CA-Singer 모델은 RMSE 값이 튀는 구간이 존재했지만, 튀는 크기가 CV-CA, CV-CT 모델 대비 진폭이 작고 수렴하는 속도도 더 빠르다. 이는 제안한 모델이 탄도탄, 항공기, 대함 표적의 다양한 비선형 운동 변화에도 안정적인 추적 성능을 제공함을 보여준다.

IV. 결 론

본 논문에서는 해상 레이더 환경 조건에서 IMM-EKF를 이용한 고기동 다중 표적 상태 추적을 목표로, CV-CA-Singer 모델 기반 필터를 제안하고 탄도탄, 항공기, 대함 표적의 다양한 궤적 시나리오 하에 성능을 검증하였다. 시뮬레이션 결과, 2개 모델 기반인 CV-CA 및 CV-CT 모델은 급격한 가속·감속, 회전, 종말 단계와 같은 기동 구간에서 RMSE가 크게 증가하는 불안정성을 보였다. 반면, CV-CA-Singer 모델은 동일한 구간에서도 RMSE 진폭을 크게 줄이고 빠르게 안정화하여, 다양한 표적 환경에서 일관된 성능 우위를 입증하였다. 이는 Singer 모델이 가속도를 시간적으로 상관된 확률 과정으로 모델링함으로써 실제 표적의 기동 특성을 보다 정확히 반영할 수 있기 때문이며, 결과적으로 추적 단절 위험을 줄이고 안정적인 표적 추적을 가능하게 한다.

특히 본 연구는 단순한 필터 성능 비교를 넘어, 실제 해상 레이더 플랫폼의 운용 환경을 모사한 시뮬레이션을 통해 제안 모델의 실효성을 검증하였다. 해상 환경은 다중 경로 반사, 파도·안개로 인한 해상 클러터의 영향, 그리고 플랫폼 자체의 요동이라는 복합적인 외란 요인을 포함한다. 본 연구에서는 이러한 제약을 극복하기 위해 수신 빔에 포함된 다중 경로 성분을 보정하고, 클러터 제

거를 위한 임계값 기반 필터링 및 측정값 연관 처리 과정을 수행하여 불필요한 연산을 최대한 줄였으며, 함 요동 정보를 반영하여 송·수신 빔 좌표를 ENU 좌표계로 변환하는 과정을 적용하였다. 이러한 후처리 과정을 통해 IMM 필터에 입력되는 최종 측정값의 신뢰성을 확보하였고, 이는 제안한 CV-CA-Singer 모델의 성능 우위를 더욱 확실히 뒷받침하였다.

다만, 제안한 CV-CA-Singer 모델은 기존 CV-CA, CV-CT 모델 대비 모델 수가 증가함에 따라 연산량이 늘어나고, 필터 전환 과정에서 추가적인 계산이 요구된다. 이는 실시간성이 중요한 실제 레이더 운용 환경에서 잠재적인 제약 요인으로 작용할 수 있다. 즉, 성능 향상은 분명하지만, 연산 복잡도 증가로 인해 실시간 추적 성능이 다소 저하될 가능성이 존재한다. 더욱이 표적 수가 증가하는 다중 표적 상황에서는 연산 부담이 기하급수적으로 커질 수 있으므로, 필터 구조의 경량화 및 효율적 자원 관리 전략이 향후 연구 과제로 남는다. 예를 들어, 표적 종류별 최적화된 2개 모델 기반 조합을 각각 사용하여 성능과 실시간성을 유연하게 조절하는 등 실제 해상 레이더 플랫폼에 적용 가능한 수준으로 구현함으로써, 고기동 다중 표적 추적 문제에 대한 실질적 해결책을 제시할 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] A. F. Genovese, "The interacting multiple model algorithm for accurate state estimation of maneuvering targets," *Johns Hopkins APL Technical Digest*, vol. 22, no. 4, pp. 614-623, 2001.
- [2] T. Kirubarajan, Y. Bar-Shalom, "Kalman filter versus IMM estimator: When do we need the latter?," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1452-1457, Oct. 2003.
- [3] T. H. Yoo, H. T. Bang, and W. Youn, "Multi-target tracking using IMM-PDAF with marine radar data," *Journal of Advanced Navigation Technology*, vol. 28, no. 5, pp. 640-649, Jan. 2024.
- [4] S. Sarkar, A. Roy, "Interacting multiple model (IMM) algorithm for road object tracking using automotive

- radar," in *Proceedings of the 11th International Radar Symposium India*, Bangalore, Dec. 2017, pp. 12-16.
- [5] K. Jo, K. Chu, K. Lee, and M. Sunwoo, "Integration of multiple vehicle models with an IMM filter for vehicle localization," in *2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, La Jolla, CA, Jun. 2010, pp. 746-751.
- [6] S. M. Aly, R. El Foully, and H. Braka, "Extended Kalman filtering and interacting multiple model for tracking maneuvering targets in sensor networks," in *2009 Seventh Workshop on Intelligent solutions in Embedded Systems*, Ancona, Jun. 2009, pp. 149-156.
- [7] I. Simeonova, T. Semerdjiev, "Specific features of IMM tracking filter design," *Information & Security Journal*, vol. 9, pp. 154-165, 2002.
- [8] M. N. Radhika, M. Mallick, and X. Tian, "IMM filtering algorithms for a highly maneuvering fighter aircraft: An overview," *Algorithms*, vol. 17, no. 9, p. 399, Sep. 2024.
- [9] D. Zhang, C. Xiu, Y. Liu, and D. Liu, "Improved strong tracking adaptive interactive multi model tracking algorithm for highly maneuverable targets," *Physical Communication*, vol. 73, p. 102915, Dec. 2025.
- [10] J. Zubača, M. Stolz, R. Seeber, M. Schratler, and D. Watzenig, "Innovative interaction approach in IMM filtering for vehicle motion models with unequal states dimension," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 71, no. 4, pp. 3579-3594, Jan. 2022.
- [11] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-6, no. 4, pp. 473-483, Jul. 1970.
- [12] K. Samuel, J. W. Choi, "Improved IMM filter for tracking a highly maneuvering target with mixed system noises," *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 16, no. 6, pp. 2763-2771, Nov. 2018.
- [13] E. Jakeman, P. Pusey, "A model for non-Rayleigh sea echo," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 24, no. 6, pp. 806-814, Nov. 1976.
- [14] K. D. Ward, "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics Letters*, vol. 17, no. 16, pp. 561-563, Aug. 1981.
- [15] D. S. Medeiros, F. D. A. Garcia, R. Machado, J. C. S. S. Filho, and O. Saotome, "CA-CFAR performance in K-distributed sea clutter with fully correlated texture," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 20, p. 1500505, Jan. 2023.
- [16] Z. Jie, C. Dong, and S. DEWEI, "K distribution sea clutter modeling and simulation based on ZMNL," in *2015 8th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation(ICICTA)*, Nanchang, Jun. 2015. pp. 506-509.

박 기 배 [한화시스템/선임연구원]

<https://orcid.org/0009-0008-3566-6861>



2013년 2월: TsingHua University Automation (공학사)

2020년 7월: 연세대학교 전기전자공학부 (공학석사)

2022년 2월 ~ 현재: 한화시스템 레이더연구소 선임연구원

[주 관심분야] 레이더 시스템, 추적 필터