

레이다 성능 변화에 따른 탄도 기반 무장체계의 발사원점 및 탄착지점 예측 민감도 차이 분석

Analysis of Prediction Sensitivity Differences Between Launch and Impact Points of Ballistic Weapon Systems Under Radar Performance Variations

박명훈 · 김 정 · 권세웅 · 황순혁 · 이소영

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

요 약

본 논문에서는 레이다 성능 변화에 따른 탄도 기반 무장체계의 발사원점 및 탄착지점 예측 민감도 차이를 분석하였다. 이를 위하여 레이다 방정식 기반 신호대잡음비(SNR) 모델과 측정오차 모델을 구성하고, EKF(extended Kalman filter)를 이용하여 표적 상태를 추정하였다. 또한 Monte Carlo 기반 예측 분포 생성 기법을 적용하여 발사원점 및 탄착지점 예측 결과를 생성하였다. 시뮬레이션 결과, 레이다 성능 향상에 따라 탄착지점 예측 정확도는 유의미하게 개선되었으며, CEP90은 1.42 km에서 0.91 km로 약 35.9 % 감소하였다. 반면 발사원점 CEP90은 약 4 km 수준을 유지하며 레이다 성능 변화에 대한 민감도가 제한적으로 나타났다. 분석 결과, 발사원점 예측과 탄착지점 예측은 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 정방향 및 역방향 운동 전파에 따른 불확실성 전파 특성 차이로 인해 서로 다른 민감도를 나타냄을 확인하였다.

Abstract

This paper analyzes the difference in prediction sensitivity between launch and impact-point estimations for ballistic weapon systems under varying radar performance conditions. A radar signal-to-noise ratio (SNR) model and SNR-based measurement error model were employed, and target states were estimated using an extended Kalman filter. A Monte Carlo-based prediction distribution generation method was applied to estimate the launch and impact points. Simulation results show that the impact-point prediction accuracy significantly improved as radar performance increased, with CEP90 decreasing from 1.42 to 0.91 km, corresponding to an improvement of approximately 35.9 %. In contrast, the launch-point CEP90 remained at approximately 4 km and exhibited limited sensitivity to variations in radar performance. The results indicate that although both predictions are derived from the same state estimation results, they exhibit different sensitivity characteristics owing to the distinct uncertainty propagation mechanisms associated with the forward and backward trajectory propagation. These findings suggest that launch- and impact-point predictions should be evaluated separately when establishing radar performance requirements and prediction performance criteria.

Key words: Theater-Level M&S, Radar M&S, Ballistic Missile Tracking, Launch Point Prediction, Impact Point Prediction

LIG 디펜스&에어로스페이스(LIG Defense&Aerospace)

· Manuscript received May 12, 2026 ; Revised May 31, 2026 ; Accepted June 12, 2026. (ID No. 20260512-045)

· Corresponding Author: Myung-Hoon Park (e-mail: myunghoon.park2@ligdna.com)

I. 서 론

탄도 기반 무장체계에 대한 조기 탐지 및 추적은 현대 방공 및 미사일 방어체계의 핵심 기능 중 하나이다. 레이더는 비행 중인 표적의 거리, 방위각 및 고각 정보를 제공함으로써 표적의 현재 상태를 추정하고 향후 위협을 예측하는 데 활용된다. 특히 최근에는 단순 표적 추적을 넘어 발사원점 및 탄착지점 예측 결과를 이용하여 위협의 기원과 예상 피해지역을 신속하게 판단하고 대응 의사결정을 지원하기 위한 연구가 활발히 수행되고 있다^{[1]-[5]}.

탄도탄의 발사원점 및 탄착지점 예측을 위한 연구는 오랫동안 수행되어 왔으며, 각도 정보 기반 궤적 추정, 발사원점 산출, 추적 초기화 및 다중 센서 기반 추적 등 다양한 접근 방법이 제안되었다. 또한 제한된 관측정보 환경에서 추적 정확도를 향상시키기 위한 상태추정 기법과 다중 센서 융합 기법이 연구되었으며, 이를 통해 발사원점 및 탄착지점 예측 정확도를 향상시키기 위한 다양한 방법론이 제시되었다.

그러나 기존 연구들은 대부분 추적 정확도 향상 또는 최종 예측 정확도 향상에 초점을 두고 있으며, 동일한 추적정보를 이용하여 생성되는 발사원점 예측과 탄착지점 예측이 레이더 성능 변화에 대해 어떠한 차이를 나타내는지를 분석한 연구는 상대적으로 부족하다. 일반적으로 레이더 성능이 향상되면 측정오차가 감소하고 상태추정 정확도가 향상되므로 예측 결과 역시 개선될 것으로 예상된다. 하지만 발사원점 예측과 탄착지점 예측은 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 서로 다른 운동 전파 과정을 거친다.

발사원점 예측은 현재 상태를 기준으로 과거 상태를 추정하는 역방향 운동 전파(backward propagation)를 수행하며, 탄착지점 예측은 현재 상태를 기준으로 미래 상태를 예측하는 정방향 운동 전파(forward propagation)를 수행한다. 따라서 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 레이더 성능 변화에 따른 영향은 두 예측 결과에서 서로 다르게 나타날 수 있다. 특히 발사원점 예측은 과거 시점에서의 상태 재구성을 포함하므로 상태추정 오차가 누적될 가능성이 있으며, 탄착지점 예측은 남은 비행구간에 대한 예측 과정이 지배적이므로 레이더 성능 향상 효과가 보

다 직접적으로 반영될 수 있다.

이와 같은 관점에서 발사원점 예측과 탄착지점 예측은 동일한 추적정보를 기반으로 생성됨에도 불구하고 레이더 성능 변화에 대한 민감도가 서로 다를 가능성이 존재한다. 이러한 차이는 예측 결과의 활용 목적과 요구 성능을 설정하는 과정에서 중요한 의미를 가지지만, 이에 대한 정량적인 분석은 제한적으로 수행되어 왔다.

본 논문에서는 레이더 성능 변화에 따른 탄도 기반 무장체계의 발사원점 및 탄착지점 예측 민감도 차이를 분석한다. 이를 위하여 레이더 방정식 기반 신호대잡음비(SNR, signal-to-noise ratio) 모델과 측정오차 모델을 구성하고, EKF(extended Kalman filter)를 이용하여 표적 상태를 추정하였다. 또한 Monte Carlo 기반 예측 분포 생성 기법을 이용하여 발사원점 및 탄착지점 예측 결과를 도출하였다. 이후 레이더 성능 조건 변화에 따른 예측 분포와 CEP90 변화를 비교함으로써 발사원점 예측과 탄착지점 예측의 민감도 차이를 정량적으로 분석하였다. 분석 결과를 통해 동일한 추적정보를 사용하더라도 발사원점 예측과 탄착지점 예측은 서로 다른 불확실성 전파 특성을 가지며, 이에 따라 레이더 성능 향상 효과 역시 상이하게 나타날 수 있음을 확인하였다.

II. 레이더 기반 발사원점 및 탄착지점 예측 모델

본 연구의 목적은 레이더 성능 변화가 발사원점 예측과 탄착지점 예측에 미치는 영향을 정량적으로 분석하고, 두 예측 결과가 레이더 성능 변화에 대해 어떠한 민감도 차이를 나타내는지를 평가하는 데 있다. 이를 위해 레이더 측정 모델, 상태추정 모델 및 예측 분포 생성 모델을 통합적으로 구성하였다.

일반적으로 탄도 기반 무장체계의 발사원점 및 탄착지점 예측 정확도는 운동모델, 추적 정확도 및 예측 알고리즘의 영향을 동시에 받는다. 그러나 본 연구에서는 레이더 성능 변화에 따른 상대적 영향만을 분석하기 위해 모든 조건에서 동일한 운동모델을 적용하였다. 이를 통해 운동모델에 의한 영향을 최소화하고, 레이더 성능 변화가 측정오차와 상태추정 오차를 거쳐 발사원점 및 탄착지점 예측 결과에 전이되는 과정을 분석하고자 하였다.

이를 위하여 먼저 중력 기반 탄도 궤적 모델을 이용하여 기준 궤적을 생성하였다. 이후 레이더 방정식을 이용하여 시점별 SNR을 계산하고, SNR에 기반한 거리 및 각도 측정오차를 생성하였다. 생성된 측정정보는 EKF에 입력되어 표적 상태를 추정하며, 추정된 상태와 공분산 정보를 이용하여 Monte Carlo 기반 예측 분포를 생성하였다. 최종적으로 레이더 성능 조건에 따른 발사원점 및 탄착지점 예측 결과를 비교함으로써 두 예측 결과의 민감도 차이를 분석하였다.

2-1 탄도탄 궤적 모델

본 연구에서는 레이더 성능 변화가 발사원점 및 탄착지점 예측 결과에 미치는 상대적 영향을 분석하기 위하여 중력 기반 점질량 탄도 모델(point-mass ballistic model)을 적용하였다⁶⁾. 점질량 모델은 비행체를 하나의 질점으로 가정하여 운동을 기술하는 방법으로, 탄도 비행의 기본적인 운동 특성을 효과적으로 표현할 수 있다.

실제 탄도탄은 비행 과정에서 공기저항, 지구 곡률, 지구 자전, 추진 구간 및 종말 회피기동 등의 영향을 받는다. 그러나 이러한 요소들은 궤적 특성뿐만 아니라 상태 추정 결과에도 동시에 영향을 미치므로, 레이더 성능 변화에 따른 영향을 독립적으로 분석하기 어렵게 만든다. 따라서 본 연구에서는 모든 성능 조건에 동일한 운동모델을 적용하여 레이더 성능 변화에 따른 상대적 민감도만을 분석하였다.

탄도탄의 상태벡터는 식 (1)과 같이 위치 및 속도 성분으로 정의하였다.

$$X(t) = [x(t) \ y(t) \ z(t) \ v_x(t) \ v_y(t) \ v_z(t)]^T \quad (1)$$

$x(t), y(t), z(t)$: 지구 기준 좌표계 위치 성분

$v_x(t), v_y(t), v_z(t)$: 각 축 방향 속도 성분

탄도탄의 운동은 뉴턴 운동 방정식을 기반으로 구성하였으며, 위치 변화율은 속도로 표현된다.

$$\dot{r}(t) = v(t) \quad (2)$$

$v(t)$: 속도 벡터

속도 변화율은 중력 가속도에 의해 결정되며, 본 연구

에서는 식 (3)과 같이 중력 성분만 고려하였다.

$$\dot{v}(t) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} \quad (3)$$

g : 중력 가속도(m/s^2)

식 (2) 및 식 (3)을 기반으로 시간 간격 Δt 에 대해 수치적분을 수행하여 탄도탄의 실제 궤적을 생성하였다. 본 연구에서는 고차 공력 모델이나 대기 밀도 변화에 따른 항력 성분은 고려하지 않았으며, 이는 발사 원점 및 탄착지점 예측 분포의 수렴 특성이 레이더 측정 불확실성과 상태 추정 공분산 변화에 의해 어떻게 결정되는지를 중점적으로 분석하기 위함이다. 또한 실제 조기경보 환경에서는 다양한 비행 조건 및 불확실성이 존재할 수 있으나, 본 연구에서는 레이더 성능 변화가 예측 가능성에 미치는 영향을 독립적으로 분석하기 위해 운동 모델을 단순화하였다.

탄도탄의 초기 위치 및 초기 속도는 시뮬레이션 시나리오에 따라 설정되며, 생성된 실제 궤적은 이후 레이더 측정 모델에서 거리, 방위각 및 고각 계산의 기준값으로 사용된다. 또한 EKF 기반 상태 추정 과정에서 추정 성능을 비교하기 위한 기준 참조값으로 활용된다.

2-2 레이더 측정 및 SNR 기반 오차 모델

본 연구에서는 조기경보 레이더의 측정 성능이 발사원점 및 탄착지점 예측 분포의 수렴 특성에 미치는 영향을 분석하기 위해 레이더 방정식 기반 SNR 모델과 거리 및 각도 측정 오차 모델을 구성하였다. 일반적으로 레이더의 측정 정확도는 표적과의 거리, 송신 출력, 안테나 이득 및 표적 RCS(radar cross section) 등에 의해 결정되는 수신 SNR에 영향을 받으며, SNR이 감소할수록 거리 및 각도 측정 오차가 증가하게 된다. 따라서 본 연구에서는 단순히 고정된 측정 오차를 적용하는 대신, 시점별 레이더 수신 SNR에 따라 변화하는 거리 및 각도 오차를 모델링하여 실제 레이더 환경에서의 추적 불확실성을 반영하였다^{7),8)}.

레이더 수신 SNR은 단일 펄스 기준 레이더 방정식을 기반으로 식 (4)와 같이 계산하였다.

$$SNR = \left(\frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \tau_p N_p \sigma_t}{(4\pi)^3 R^4 k T L_p L_{sys}} \right) \times G_{sp} \quad (4)$$

P_t : 송신전력(W) N_p : 펄스 수
 G_t : 송신이득(W/W) σ_t : RCS(m²)
 G_r : 수신이득(W/W) R : 표적 거리(m)
 λ : 파장(m) L_{sys} : 시스템손실(W/W)
 τ_p : 펄스폭(sec) L_p : 대기손실(W/W)
 k : Boltzman's constant [W/(Hz K)]
 T : 시스템 잡음 온도(K)

식 (4)에서 수신 SNR은 거리의 4제곱에 반비례하는 특성을 가지므로, 표적이 레이다에 접근할수록 급격히 증가하게 된다. 이러한 특성은 상태 추정 공분산 감소와 발사원점 및 탄착 지점 예측 분포 수렴에 직접적인 영향을 미치게 된다. 특히 조기경보 환경에서는 장거리 탐지 구간에서 SNR이 낮게 형성되므로 초기 예측 분포가 넓게 나타날 수 있으며, 추적이 누적될수록 SNR 증가에 따라 예측 가능성이 향상되는 특성을 가진다. 이를 통해 본 연구에서는 레이다 성능 변화를 송신전력, 안테나 이득 및 시스템 손실 변화가 최종적으로 수신 SNR에 반영된다고 가정하였다. 따라서 개별 하드웨어 파라미터를 독립적으로 변경하지 않고 표 1과 같이 수신 SNR에 오프셋을 적용하여 레이다 성능 변화를 모사하였다.

레이다는 시점 t_k 에서 거리, 방위각 및 고각을 측정하며 측정벡터는 식 (5)와 같이 정의된다. 여기서 $h(x_k)$ 는 상태벡터로부터 레이다 측정값을 계산하는 비선형 측정 함수이다.

$$z_k = \begin{bmatrix} R_k \\ \theta_k \\ \phi_k \end{bmatrix} = h(x_k) + w_k \quad (5)$$

w_k : 측정 잡음 벡터

표 1. 레이다 성능 조건별 SNR 오프셋 설정
Table 1. SNR offset settings for radar performance conditions.

Radar condition	SNR offset (dB)
Low	-6
Nominal	0
High	+6

비선형 측정 함수는 식 (6)과 같이 정의하였다.

$$R_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}$$

$$\theta_k = \tan^{-1} \left(\frac{y_k}{x_k} \right)$$

$$\phi_k = \tan^{-1} \left(\frac{z_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}} \right) \quad (6)$$

본 연구에서는 SNR 변화에 따라 거리 및 각도 측정 정확도가 변화하도록 하기 위해 SNR 기반 오차 모델을 적용하였다. 일반적으로 레이다의 측정 정확도는 수신 SNR 증가에 따라 향상되며, 본 연구에서는 이를 단순화하여 거리 및 각도 오차 표준편차를 식 (7)과 같이 정의하였다^[8].

$$\sigma_R = \frac{c}{2B\sqrt{2(SNR)}} \quad [m]$$

$$\sigma_A = \frac{\theta_{3db}}{k_M\sqrt{2(SNR)}} \quad [deg] \quad (7)$$

σ_R : 거리 오차(m) c : 전파 속도(m/s)
 σ_A : 각도 오차(deg) θ_{3db} : 3 dB 빔 폭(deg)
 k_M : 모노펄스 패턴 B : 대역폭(Hz)

식 (7)은 수신 SNR이 증가할수록 측정 오차가 감소하는 일반적인 레이다 측정 특성을 반영한 것이다. 또한 실제 레이다 시스템에서는 SNR이 매우 높더라도 하드웨어 분해능, 추적 필터 및 안테나 특성 등에 의해 최소 오차 수준이 존재하므로, 본 연구에서는 최소 오차 항을 함께 고려하였다.

최종적으로 레이다 측정 잡음 벡터는 평균이 0인 가우시안 분포를 따른다고 가정하였으며, 측정 공분산 행렬은 식 (8)과 같이 구성하였다.

$$R_{z,k} = \begin{bmatrix} \sigma_R^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\phi^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

본 연구에서 구성한 레이다 측정 및 SNR 기반 오차 모델은 이후 EKF 기반 상태 추정 과정의 입력으로 사용되며, 레이다 성능 변화가 상태 추정 공분산 및 발사원점·탄착 지점 예측 분포 수렴 특성에 어떠한 영향을 미치는지를 분석하는 기반이 된다.

2-3 EKF 기반 상태 추정 모델

본 연구에서는 레이더 측정 오차가 발사 원점 및 탄착 지점 예측 분포에 미치는 영향을 분석하기 위해 EKF 기반 상태 추정 모델을 적용하였다⁹⁾. 레이더는 거리, 방위 각 및 고각과 같은 비선형 측정값을 제공하므로, 상태 추정 과정에서는 비선형 측정 모델을 선형화하여 적용 가능한 EKF를 사용하였다. 본 연구에서 EKF의 목적은 단순 추적 정확도 향상이 아니라, 레이더 성능 변화에 따라 형성되는 측정 공분산이 상태 추정 공분산으로 어떻게 전이되는지를 반영하는 데 있다. 상태벡터는 식 (9)와 같이 위치 및 속도 성분으로 정의하였으며, 예측 상태벡터는 식 (10)과 같이 수행하였다.

$$X_k = [x_k \ y_k \ z_k \ v_{x,k} \ v_{y,k} \ v_{z,k}]^T \quad (9)$$

$$x_k^- = Fx_{k-1} + u_k \quad (10)$$

x_k, y_k, z_k : 위치 성분(m)

$v_{x,k}, v_{y,k}, v_{z,k}$: 속도 성분(m/s)

F : 상태 전이 행렬

u_k : 중력에 의한 입력 벡터

또한 상태 공분산은 식 (11)과 같이 계산하였다.

$$P_k^- = FP_{k-1}F^T + Q \quad (11)$$

Q : 과정 잡음 공분산 행렬

측정 갱신 과정에서는 2-2절에서 정의한 레이더 측정 값과 측정 공분산을 이용하여 상태벡터 및 공분산을 갱신하였다. Kalman gain은 식 (12)와 같이 계산하였다.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (12)$$

H_k : Jacobian 행렬

R_k : 레이더 측정 공분산 행렬

최종 상태 추정벡터와 공분산은 식 (13) 및 식 (14)와 같이 계산하였다.

$$\hat{x}_k = x_k^- + K_k(z_k - h(x_k^-)) \quad (13)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (14)$$

본 연구에서 상태 추정 공분산 P_k 는 예측 분포 분석의 핵심 입력으로 사용된다. 레이더 SNR 변화에 따라 형성된 측정 공분산은 EKF 상태 추정 과정을 통해 시점별 상태 공분산으로 전이되며, 이후 Monte Carlo 기반 발사 원점 및 탄착 지점 예측 분포 생성에 직접 반영된다. 따라서 레이더 성능 변화는 단순 추적 정확도 수준을 넘어 최종 예측 분포의 수렴 속도와 안정화 시점에 영향을 미치게 된다. 레이더 성능 변화에 따른 발사원점 및 탄착지점 예측 민감도 차이를 비교하기 위해 모든 성능 조건에서 동일한 EKF 초기 조건과 과정 잡음 공분산을 적용하였다. 초기 상태 오차와 초기 공분산은 초기 탐지 시점에서 레이더 측정정보로부터 상태를 형성할 때 발생할 수 있는 불확실성을 반영하기 위해 설정하였으며, 과정 잡음 공분산은 단순화된 탄도 운동 모델과 실제 상태 전과 간의 비모델링 오차를 고려하기 위해 적용하였다. 측정 잡음 공분산은 2-2절에서 정의한 SNR 기반 거리 및 각도 측정오차 표준편차를 이용하여 매 시점 갱신하였다. EKF 시뮬레이션 설정값을 종합하면 표 2와 같다.

2-4 발사원점 및 탄착지점 예측 모델

본 연구에서는 레이더 성능 변화에 따른 상태 추정 공분산이 발사 원점 및 탄착 지점 예측 분포에 어떠한 영향을 미치는지를 분석하기 위해 Monte Carlo 기반 예측 모델을 구성하였다¹⁰⁾. 일반적으로 발사 원점 및 탄착 지점

표 2. EKF 시뮬레이션 설정값

Table 2. EKF simulation parameters.

Parameter	Value
Initial detection time t_0	6.0 sec
Sampling interval	2.0 sec
Initial position covariance	2500 ² m ²
Initial velocity covariance	500 ² (m/s) ²
Initial covariance P_0	diag (2500 ² , 2500 ² , 2500 ² , 500 ² , 500 ² , 500 ²)
Process acceleration noise q_{acc}	0.35 m/s ²
Process noise covariance Q	$Q(\Delta t, q_{acc})$
Measurement covariance $R_{z,k}$	diag ($\sigma_R^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\phi^2$)

예측은 현재 시점의 상태 추정 결과를 기반으로 역방향 또는 정방향 운동 전파를 수행하여 계산된다. 그러나 상태 추정 결과에는 레이다 측정 오차와 상태 추정 공분산이 포함되어 있으므로, 단일 상태벡터만을 이용한 예측 결과는 실제 예측 불확실성을 충분히 반영하기 어렵다. 따라서 본 연구에서는 상태 추정 공분산을 기반으로 다수의 상태 샘플을 생성하고, 각 샘플에 대해 발사 원점 및 탄착 지점 예측을 수행함으로써 예측 분포를 형성하였다.

시점 t_k 에서 EKF 기반 상태 추정 결과는 평균 상태벡터 $\hat{x}_k$ 와 상태 공분산 P_k 로 표현된다. 본 연구에서는 해당 상태 공분산이 현재 시점에서 레이다가 인지하고 있는 상태 불확실성을 나타낸다고 가정하였으며, 이를 기반으로 식 (15)와 같이 Monte Carlo 상태 샘플을 생성하였다.

$$x_k^{(i)} \sim N(\hat{x}_k, P_k) \quad (15)$$

$N(\cdot)$: Gaussian 분포

식 (15)를 통해 생성된 상태 샘플들은 현재 시점에서 가능한 탄도탄 상태 집합을 의미한다. 즉 레이다 성능이 낮아 상태 공분산이 크게 형성될 경우 상태 샘플 분포 역시 넓게 형성되며, 반대로 레이다 성능이 우수하여 상태 공분산이 감소할 경우 상태 샘플 분포는 상대적으로 좁게 형성된다. 따라서 상태 샘플 분포는 레이다 성능 변화에 따른 상태 추정 불확실성을 직접적으로 반영하게 된다.

발사 원점 예측은 현재 상태 샘플을 기준으로 역방향 운동 전파를 수행하여 계산하였다. 역방향 운동 전파는 식 (16)과 같이 표현할 수 있으며, 탄착 지점 예측은 현재 상태 샘플을 기준으로 정방향 운동 전파를 수행하여 식 (17)과 같이 계산하였다.

$$r_L^{(i)} = B(x_k^{(i)}) \quad (16)$$

$$r_I^{(i)} = F(x_k^{(i)}) \quad (17)$$

$B(\cdot)$: 역방향 운동 전파 연산자

$F(\cdot)$: 정방향 운동 전파 연산자

본 연구에서는 2-1절에서 정의한 운동 모델을 기반으로 역방향 및 정방향 운동 전파를 수행하였다. 역방향 운동 전파는 현재 상태를 기준으로 시간을 감소시키며 지

표면과 교차하는 위치를 발사 원점으로 정의하였으며, 정방향 운동 전파는 시간을 증가시키며 지표면과 교차하는 위치를 탄착 지점으로 정의하였다. 발사원점 예측은 현재 상태를 기준으로 과거 시점까지 역방향 운동전파를 수행하는 과정이며, 탄착지점 예측은 미래 시점까지 정방향 운동전파를 수행하는 과정이다. 따라서 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 불확실성 전파 특성이 서로 다르게 나타날 수 있으며, 이는 레이다 성능 변화에 대한 민감도 차이로 이어질 수 있다.

Monte Carlo 기반으로 생성된 발사 원점 및 탄착 지점 샘플 집합은 시점별 예측 분포를 형성하게 된다. 예측 분포의 평균값은 각각 식 (18)과 같이 계산하였다.

$$\hat{r}_{L,k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_{L,k}^{(i)}, \quad \hat{r}_{I,k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_{I,k}^{(i)} \quad (18)$$

N : Monte Carlo 샘플 수

본 연구에서 발사 원점 및 탄착 지점 예측은 단일 위치를 계산하는 것이 아니라, 현재 상태 추정 공분산으로부터 형성되는 예측 분포 자체를 분석하는 데 목적이 있다. 따라서 예측 결과는 단일 점 추정보다 분포 형태로 해석되며, 이후 예측 분포 분석에서는 해당 예측 분포의 면적 변화 및 수렴 특성을 이용하여 레이다 성능에 따른 예측 가능성을 정량적으로 평가한다.

특히 초기 추적 구간에서는 레이다 SNR이 낮고 상태 공분산이 크게 형성되므로 발사 원점 및 탄착 지점 예측 분포 역시 넓게 형성된다. 반면 추적이 누적되면서 SNR 증가 및 상태 공분산 감소가 발생할 경우 예측 분포 면적 역시 감소하게 되며, 이는 발사 원점 및 탄착 지점 예측 가능성이 향상됨을 의미한다. 따라서 본 연구에서 구성한 Monte Carlo 기반 예측 모델은 레이다 성능 변화가 어떠한 영향을 미치는지를 정량적으로 분석하기 위한 핵심 구성 요소로 활용된다. Monte Carlo 샘플은 추정 상태벡터와 상태 공분산을 이용하여 다변량 정규분포로부터 생성하였다. 생성된 샘플 각각에 대해 정방향 및 역방향 운동전파를 수행하여 탄착지점 및 발사원점 분포를 생성하였다. 본 연구에서는 반복 횟수 증가에 따른 예측 분포 변화 특성을 검토한 결과, 350회 이상에서 CEP90 변화가 충분히 안정화됨을 확인하여 350회를 적용하였다.

2-5 지표 정의

본 연구의 목적은 단순히 발사 원점 및 탄착 지점 예측 오차를 계산하는 것이 아니라, 레이더 성능 변화에 따라 예측 분포가 얼마나 빠르게 수렴하며 언제부터 안정적인 예측이 가능한지를 정량적으로 분석하는 데 있다. 일반적인 추적 성능 분석에서는 위치 오차 또는 상태 추정 공분산 자체를 중심으로 분석이 수행되지만, 실제 조기경보 환경에서는 최종적으로 생성되는 발사 원점 및 탄착 지점 예측 정보의 신뢰성과 안정성이 더욱 중요한 요소가 된다. 따라서 본 연구에서는 Monte Carlo 기반 예측 분포를 이용하여 영향성을 정량적으로 표현할 수 있는 지표를 정의하였다.

먼저 시점 t_k 에서 생성된 발사 원점 및 탄착 지점 예측 샘플 집합에 대해 2차원 위치 공분산 행렬을 계산하였다. 발사 원점 또는 탄착 지점 예측 공분산 행렬은 식 (19)와 같이 정의하였다.

$$P_{pred,k} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r_{pred}^{(i)} - \hat{r}_{pred,k}) (r_{pred}^{(i)} - \hat{r}_{pred,k})^T \quad (19)$$

$r_{pred}^{(i)}$: i 번째 예측 위치 샘플(m)

$\hat{r}_{pred,k}$: 평균 예측 위치(m)

예측 공분산 행렬은 시점별 예측 분포의 공간적 확산 정도를 나타내며, 레이더 성능 및 상태 추정 정확도에 따라 변화한다. 본 연구에서는 예측 분포의 크기를 정량적으로 표현하기 위해 예측 분포 면적 PA를 정의하였다. PA는 예측 분포의 95 % 신뢰영역 면적으로 정의하였으며, 식 (20)과 같이 계산하였다.

$$A_{pred}(t_k) = \pi X_{0.95}^2 \sqrt{\det(P_{pred,k})} \quad (20)$$

$X_{0.95}^2$: 95 % 신뢰수준 Chi-square 계수

$\det(\cdot)$: 행렬 determinant 연산자

PA는 현재 시점에서 가능한 발사 원점 또는 탄착 지점 예측 영역의 크기를 의미한다. 즉 PA가 크게 형성될 경우 예측 불확실성이 크다는 것을 의미하며, 반대로 PA가 감소할 경우 예측 분포가 수렴하고 있음을 의미한다. 따라서 PA는 레이더 성능 변화에 따른 예측 가능성 변화를 직관적으로 표현할 수 있는 지표로 활용될 수 있다.

또한 예측 분포의 최종 정확도를 정량적으로 평가하기 위하여 CEP90(circular error probable 90 %)을 사용하였다. CEP90은 전체 예측 샘플 중 90 %가 포함되는 원형 영역의 반경을 의미하며, 예측 결과의 공간적 불확실성을 나타내는 대표적인 지표로 활용된다.

본 연구에서는 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 생성된 발사원점 및 탄착지점 예측 샘플에 대하여 예측 분포의 평균 위치를 계산하고, 각 샘플과 평균 위치 사이의 거리를 산출하였다. 이후 거리 분포의 90 % 누적확률에 해당하는 값을 CEP90으로 정의하였다. CEP90 값이 작을수록 예측 분포가 집중되어 있음을 의미하며, 예측 정확도가 향상된 것으로 해석할 수 있다. 본 연구에서는 레이더 성능 조건에 따른 발사원점 및 탄착지점 예측 결과를 비교하기 위한 최종 성능 지표로 CEP90을 사용하였다.

마지막으로 CEP90을 이용해 레이더 성능 변화가 발사원점 예측과 탄착지점 예측에 미치는 영향을 비교하기 위해 식 (21) 및 식 (22)와 같이 예측 민감도 지표(prediction sensitivity index)를 정의하였다.

$$S_L = \frac{CEP90_{L,Low} - CEP90_{L,High}}{CEP90_{L,Low}} \times 100 \quad (21)$$

$$S_I = \frac{CEP90_{I,Low} - CEP90_{I,High}}{CEP90_{I,Low}} \times 100 \quad (22)$$

$CEP90_{L,Low}$: SNR -6 dB 조건 발사원점 CEP90(km)

$CEP90_{L,High}$: SNR +6 dB 조건 발사원점 CEP90(km)

$CEP90_{I,Low}$: SNR -6 dB 조건 탄착지점 CEP90(km)

$CEP90_{I,High}$: SNR +6 dB 조건 탄착지점 CEP90(km)

예측 민감도 지표는 레이더 성능 향상에 따른 CEP90 감소 비율을 의미하며, 값이 클수록 레이더 성능 변화에 민감하게 반응함을 나타낸다. 반대로 값이 0에 가까울수록 레이더 성능 변화가 예측 결과에 미치는 영향이 제한적임을 의미한다.

본 연구에서는 발사원점 예측 민감도와 탄착지점 예측 민감도를 비교함으로써 동일한 상태추정 결과를 이용하더라도 정방향 운동 전파와 역방향 운동 전파 과정에서 레이더 성능 변화에 대한 반응 특성이 서로 다르게 나타나는지를 분석하였다.

Ⅲ. 시뮬레이션 및 분석 결과

본 장에서는 레이다 성능 변화가 발사원점 및 탄착지점 예측 결과에 미치는 영향을 분석하기 위하여 시뮬레이션을 수행하였다. 먼저 기준 시나리오와 레이다 성능 조건을 정의하고, 이후 레이다 추적 결과와 예측 분포 변화를 분석하였다. 또한 발사원점 예측과 탄착지점 예측의 민감도를 비교함으로써 동일한 추적정보를 사용하더라도 예측 대상에 따라 레이다 성능 변화의 영향이 다르게 나타나는지를 확인하였다.

3-1 시나리오 설정

본 연구에서는 탄도 기반 무장체계가 발사된 이후 레이다에 의해 탐지 및 추적되는 상황을 가정하였다. 표적은 중력 기반 탄도 궤적을 따라 비행하며, 레이다는 일정 시간 간격으로 거리, 방위각 및 고각 측정값을 생성한다. 생성된 측정정보는 EKF에 입력되어 상태추정을 수행하며, 추정된 상태벡터와 상태 공분산을 이용하여 발사원점 및 탄착지점 예측 분포를 생성하였다.

레이다 성능 변화에 따른 영향을 분석하기 위하여 기준 SNR 조건을 중심으로 low, nominal 및 high 조건을 설정하였다. Low 조건은 기준 SNR 대비 -6 dB, high 조건은 기준 SNR 대비 +6 dB를 적용하였으며, 이를 통해 레이다 성능 변화가 측정오차, 상태추정 결과 및 예측 결과에 미치는 영향을 비교하였다.

EKF는 최초 두 개의 측정값을 이용하여 초기 상태를 형성하였으며, 초기 상태 공분산은 위치 성분에 대해 2500^2 m^2 , 속도 성분에 대해 500^2 (m/s)^2 로 설정하였다. 또한 과정 잡음은 등가 가속도 잡음 0.35 m/s^2 를 이용하여 구성하였다. 측정 잡음 공분산은 레이다 SNR에 기반하여 산출된 거리 및 각도 오차를 이용하여 시점별로 갱신하였다.

Monte Carlo 시뮬레이션은 각 시점에서 350개의 상태 샘플을 생성하여 수행하였으며, 생성된 샘플에 대하여 정방향 운동 전파와 역방향 운동 전파를 각각 수행하였다.

시뮬레이션 환경을 종합하면 표 3과 같으며, 이를 통해 탄착지점 예측 분포와 발사원점 예측 분포를 생성하고, 레이다 성능 조건에 따른 예측 결과를 비교하였다.

표 3. 시뮬레이션 주요 변수

Table 3. Simulation main parameters.

Parameter	Value	Unit
Radar transmit power	1	MW
Radar antenna gain	35	dBi
Radar operating frequency	3	GHz
Target RCS	1	m^2
System bandwidth	1	MHz
Noise figure	5	dB
System loss	3	dB
Time step	1	s
Monte Carlo samples	3,000	-
Gravity acceleration	9.81	m/s^2
Prediction area confidence level	95	%

3-2 분석 결과

본 절에서는 레이다 성능 변화가 추적 정확도와 발사원점 및 탄착지점 예측 결과에 미치는 영향을 분석하였다. 먼저 레이다 추적 과정에서 SNR 변화와 이에 따른 거리 및 각도 측정오차 특성을 확인하고, 이후 EKF 상태추정 결과를 기반으로 생성된 발사원점 및 탄착지점 예측 분포의 변화를 비교하였다.

일반적으로 레이다 성능이 향상되면 측정오차가 감소하고 상태추정 정확도가 향상되므로 예측 결과 역시 개선될 것으로 예상된다. 그러나 발사원점 예측과 탄착지점 예측은 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 각각 역방향 운동 전파와 정방향 운동 전파를 수행하므로 레이다 성능 변화에 대한 반응 특성이 다르게 나타날 수 있다.

이에 따라 본 절에서는 레이다 성능 변화에 따른 추적 정확도 변화를 분석하고, 시간 경과에 따른 발사원점 및 탄착지점 예측 분포의 수렴 특성을 비교하였다. 또한 예측 분포 면적과 CEP90 변화를 이용하여 두 예측 결과의 민감도를 정량적으로 분석함으로써 레이다 성능 향상 효과가 예측 대상에 따라 어떻게 달라지는지를 확인하였다.

3-2-1 레이다 추적 성능 분석

그림 1은 레이다 성능 조건에 따른 실제 탄도 궤적과

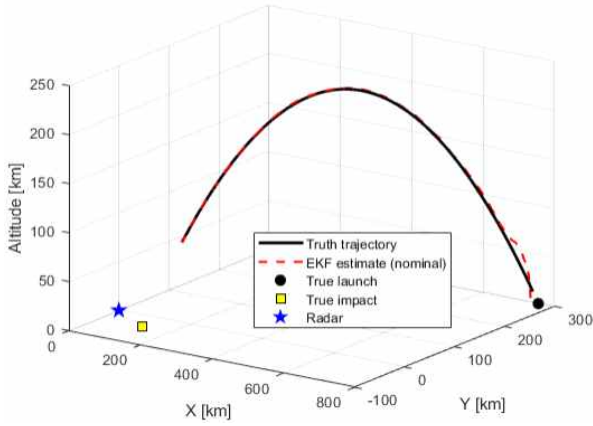


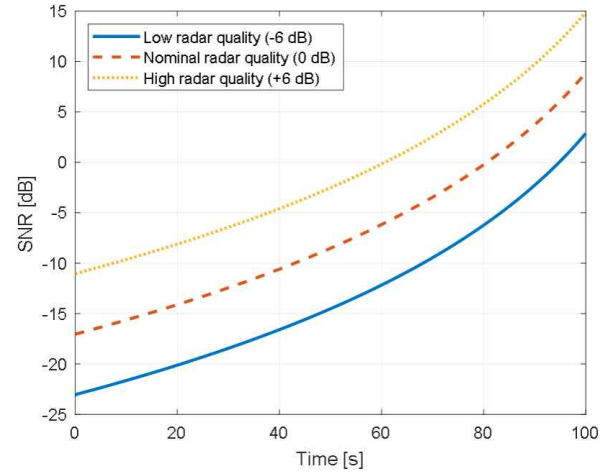
그림 1. 레이다 성능 조건에 따른 실제 궤적 및 EKF 기반 추정 궤적

Fig. 1. True trajectory and EKF-based estimated trajectory according to radar performance conditions.

EKF 기반 추정 궤적을 나타낸다. 모든 조건에서 추정 궤적은 실제 궤적을 전반적으로 잘 추종하는 것으로 나타났다, 시간 경과에 따라 추정 오차가 감소하는 경향을 확인할 수 있다. 특히 초기 추적 구간에서는 측정오차의 영향으로 인해 실제 궤적과 추정 궤적 간의 차이가 존재하지만, 관측 데이터가 누적됨에 따라 EKF가 상태를 안정적으로 추정하면서 추정 궤적이 실제 궤적에 수렴하는 모습을 보인다.

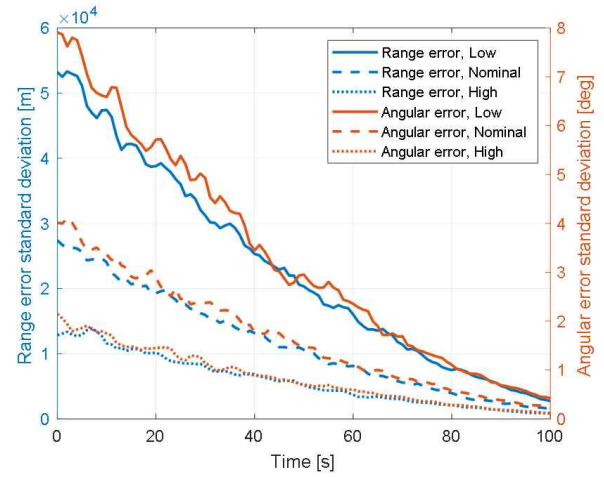
또한 레이다 성능 조건에 따른 차이를 비교하면, high 조건에서는 추정 궤적이 실제 궤적을 가장 안정적으로 추종하는 반면, low 조건에서는 상대적으로 큰 측정오차의 영향으로 추정 궤적의 분산이 증가하는 경향을 나타낸다. 그러나 모든 조건에서 EKF는 표적의 전반적인 운동 특성을 효과적으로 추정하였으며, 이후 발사원점 및 탄착지점 예측에 활용 가능한 상태 정보를 제공할 수 있다.

그림 2는 시간에 따른 SNR 변화와 이에 기반하여 생성된 거리 및 각도 측정오차의 변화를 나타낸다. 본 시나리오에서는 표적이 레이다 방향으로 접근함에 따라 레이다와 표적 간 거리가 감소하게 되며, 이에 따라 수신 SNR이 지속적으로 증가하는 특성을 보인다. 레이다 방정식에 따르면 수신전력은 거리의 4제곱에 반비례하므로, 표적이 접근할수록 SNR 증가율 역시 점진적으로 커지는 경향을



(a) 신호대잡음비

(a) SNR



(b) 측정 오차

(b) Measurement error

그림 2. 레이다 성능 조건에 따른 SNR 및 측정 오차 변화
Fig. 2. SNR and measurement errors according to radar performance conditions.

나타낸다.

SNR 증가에 따라 거리 측정오차와 각도 측정오차는 지속적으로 감소하는 것으로 나타났다. 초기 추적 구간에서는 상대적으로 낮은 SNR로 인해 측정오차가 크게 발생하지만, 표적이 레이다에 접근함에 따라 SNR이 증가하면서 거리 및 각도 추정 정확도가 향상된다. 또한 low, nominal 및 high 조건 간 비교 결과에서도 SNR이 높은 조

건일수록 거리 및 각도 오차가 전반적으로 감소하는 경향을 확인할 수 있다.

이와 같은 결과는 레이다 성능 향상이 측정 단계에서 오차 감소로 이어지며, 이후 EKF 상태추정 정확도 향상에 기여함을 의미한다. 따라서 레이다 성능 변화에 따른 발사원점 및 탄착지점 예측 결과의 차이는 측정오차 감소와 상태추정 정확도 향상이 예측 과정에 어떻게 전파되는지에 의해 결정될 것으로 예상된다. 다음 절에서는 이러한 추적 결과를 기반으로 생성된 발사원점 및 탄착지점 예측 분포의 변화를 분석한다.

3-2-2 발사원점 및 탄착지점 예측 분포 분석

그림 3은 EKF 상태추정 결과를 이용하여 생성한 발사원점 및 탄착지점 예측 분포를 나타낸다. 예측 분포는 각각 ($t=40$) s, ($t=110$) s 및 ($t=200$) s 시점에서 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 생성하였으며, 시간 경과에 따른 예측 분포의 중심 위치와 공간적 확산 특성을 비교하였다. 본 절에서는 단순히 예측 분포가 실제 위치에 가까워지는지 여부뿐만 아니라, 발사원점 예측과 탄착지점 예측이 서로 다른 불확실성 전파 특성을 보이는 원인을 분석하였다.

발사원점 예측과 탄착지점 예측은 모두 동일한 EKF 상태추정 결과를 기반으로 수행된다. 그러나 두 예측은 운동 전파 방향이 다르기 때문에 상태추정 오차가 예측 위치 오차로 전이되는 방식이 서로 다르다. 현재 시점 t_k 에서 상태추정 오차를 위치 오차 δr_k 와 속도 오차 δv_k 로 구분하면, 단순 탄도 운동에서 일정 시간 Δt 동안 전파된 위치 오차는 근사적으로 식 (23)과 같은 형태로 나타난다.

$$\delta r(t_k + \Delta t) \approx \delta r_k + \delta v_k \Delta t \quad (23)$$

즉, 속도 오차는 전파 시간이 길어질수록 위치 오차로 누적되며, 이는 예측 분포의 공간적 확산을 증가시키는 주요 요인이 된다.

탄착지점 예측은 현재 상태를 기준으로 미래의 탄착 시점까지 정방향 운동 전파를 수행한다. 따라서 탄착지점 예측 오차는 현재 상태추정 오차와 탄착 시점까지 남은 비행시간에 의해 결정된다. 시간이 경과할수록 레이다 관

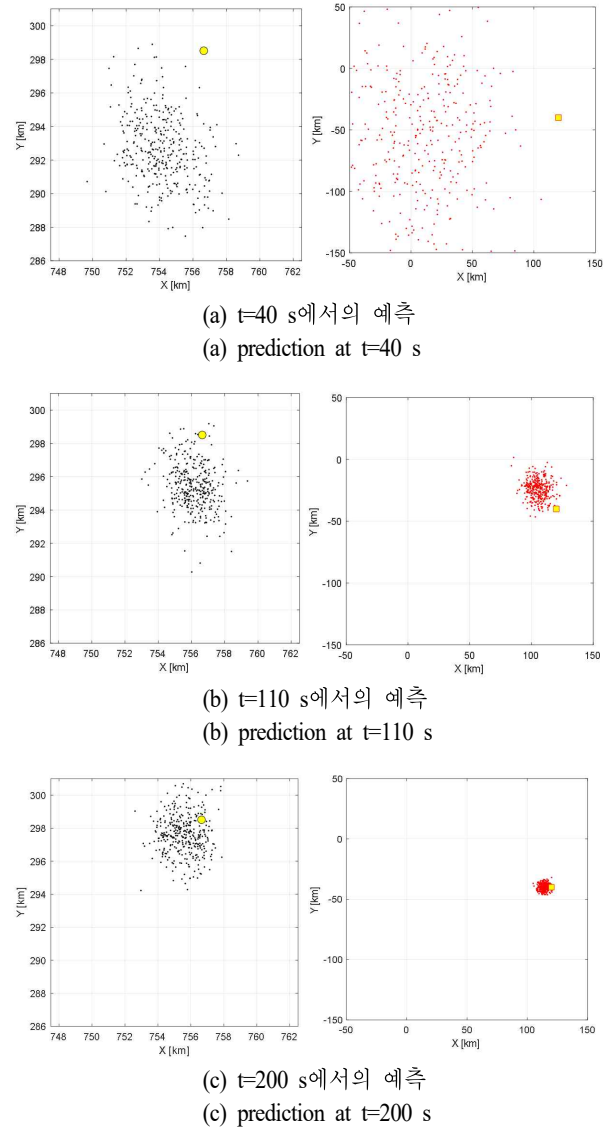


그림 3. 추적 단계에 따른 Monte Carlo 기반 발사원점 (좌) 및 탄착지점(우) 예측 분포

Fig. 3. Monte Carlo-based launch (left) and impact point (right) prediction distributions according to tracking stages.

측정보가 누적되어 EKF 상태추정 오차가 감소하고, 동시에 탄착 시점까지 남은 전파 시간도 감소한다. 이로 인해 속도 오차가 탄착 위치 오차로 누적되는 시간이 점차 짧아지며, 탄착지점 예측 분포는 중심 수렴과 공간적 확산 감소가 동시에 나타나는 특성을 보인다.

그림 3의 탄착지점 예측 결과에서도 이러한 경향이 확인된다. 초기 시점인 ($t=40$) s에서는 상태추정 오차와 잔여 전파 시간이 모두 상대적으로 크기 때문에 예측 분포가 넓게 형성된다. 그러나 ($t=110$) s 및 ($t=200$) s로 시간이 경과함에 따라 예측 분포 중심은 실제 탄착지점으로 점차 이동하고, 분포의 폭 역시 뚜렷하게 감소한다. 이는 레이더 성능에 의해 개선된 상태추정 결과가 정방향 전파 과정에서 탄착지점 예측 정확도 향상으로 직접 반영되기 때문이다.

반면 발사원점 예측은 현재 상태를 기준으로 과거의 발사 시점까지 역방향 운동 전파를 수행한다. 이 경우 시간이 경과할수록 EKF 상태추정 오차는 감소할 수 있으나, 현재 시점에서 발사 시점까지의 역방향 전파 시간은 오히려 증가한다. 따라서 발사원점 예측에서는 상태추정 오차 감소 효과와 역방향 전파 시간 증가에 따른 속도 오차 누적 효과가 동시에 작용한다. 이로 인해 예측 분포 중심은 실제 발사원점 방향으로 점차 이동하더라도, 분포의 공간적 확산은 탄착지점 예측처럼 빠르게 감소하지 않을 수 있다.

그림 3의 발사원점 예측 결과는 이러한 특성을 보여준다. ($t=40$) s에서는 초기 상태추정 불확실성으로 인해 발사원점 예측 분포가 실제 발사원점 주변에 넓게 형성된다. 이후 ($t=110$) s 및 ($t=200$) s에서 예측 분포 중심은 실제 발사원점 방향으로 안정화되는 경향을 보인다. 그러나 분포 자체는 일정 수준 이상의 공간적 확산을 유지하며, 탄착지점 예측 분포와 같이 뚜렷하게 집중되지는 않는다. 이는 발사원점 예측이 본질적으로 과거 상태를 재구성하는 문제이며, 현재 상태의 속도 오차가 긴 역방향 전파 구간에서 위치 오차로 누적되기 때문이다.

따라서 발사원점 예측과 탄착지점 예측은 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 예측 대상에 따라 서로 다른 특성을 나타낸다. 탄착지점 예측은 시간이 경과할수록 상태추정 정확도 향상과 잔여 전파 시간 감소가 동시에 작용하여 예측 분포가 수렴하는 반면, 발사원점 예측은 상태추정 정확도 향상에도 불구하고 역방향 전파 시간 증가로 인한 불확실성 누적 효과가 남아 있어 잔류 불확실성이 유지된다.

결과적으로 그림 3은 레이더 추적 성능이 개선되더라

도 발사원점 예측과 탄착지점 예측이 동일한 방식으로 개선되지 않음을 보여준다. 이는 두 예측 결과의 차이가 단순히 레이더 측정오차의 크기에 의해서만 결정되는 것이 아니라, 상태추정 오차가 정방향 또는 역방향 운동 전파 과정에서 어떻게 누적되는지에 의해 달라진다는 것을 의미한다. 이러한 결과는 이후 예측 분포 면적 및 CEP90 기반 민감도 분석의 물리적 근거가 된다.

3-2-3 Prediction Distribution 분석

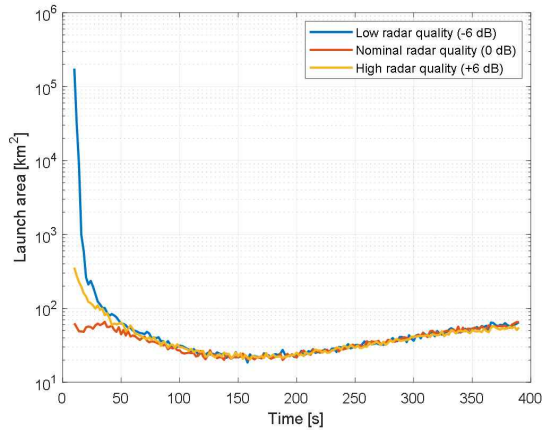
그림 4는 시간에 따른 발사원점 및 탄착지점 예측 분포 면적의 변화를 나타낸다. 예측 분포 면적은 Monte Carlo 시뮬레이션으로 생성된 예측 분포의 공간적 확산 정도를 나타내며, 값이 작을수록 예측 결과가 집중되어 있음을 의미한다.

탄착지점 예측 결과를 살펴보면 모든 레이더 성능 조건에서 시간이 경과함에 따라 예측 분포 면적이 지속적으로 감소하는 경향을 나타낸다. 이는 레이더 관측정보가 누적됨에 따라 EKF 상태추정 정확도가 향상되고, 동시에 탄착 시점까지 남은 비행 시간이 감소하기 때문이다. 따라서 정방향 운동 전파 과정에서 발생하는 불확실성이 점차 감소하게 되며, 예측 분포는 실제 탄착지점 주변으로 집중되는 특성을 나타낸다.

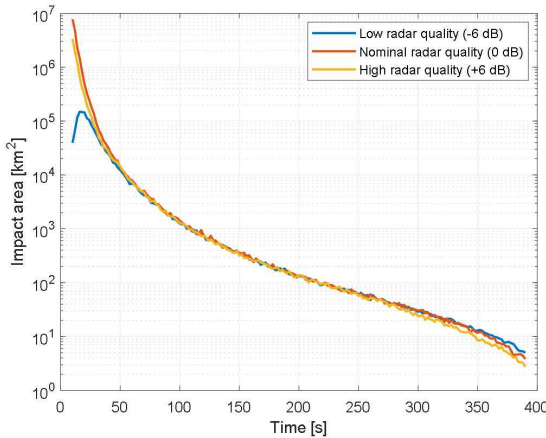
반면 발사원점 예측 결과에서는 상대적으로 다른 특성이 나타난다. 초기 구간에서는 상태추정 정확도 향상에 의해 예측 분포 면적이 감소하지만, 이후에는 감소율이 점차 둔화되며 일정 수준 이상의 분포 면적이 유지되는 경향을 보인다. 이는 발사원점 예측이 과거 시점까지의 역방향 운동 전파를 포함하기 때문이다. 시간 경과에 따라 상태추정 오차는 감소하지만, 역방향 전파 구간은 오히려 증가하므로 속도 오차가 위치 오차로 누적되는 효과가 지속적으로 존재하게 된다.

이러한 결과는 3-2-2항에서 확인한 예측 분포의 수렴 특성과 일치한다. 즉, 탄착지점 예측은 분포 중심 수렴과 공간적 확산 감소가 동시에 발생하는 반면, 발사원점 예측은 분포 중심은 수렴하더라도 공간적 확산이 상대적으로 크게 유지되는 특성을 나타낸다.

표 4는 최종 시점에서의 레이더 성능 조건에 따른 최종



(a) 발사 원점
(a) Launch



(b) 탄착 지점
(b) Impact

그림 4. 레이다 성능 조건에 따른 prediction area 변화
Fig. 4. Prediction area variations according to radar performance conditions.

예측 성능 비교 결과를 나타낸다. Low 조건에서 탄착지점 CEP90은 1.42 km로 나타났으며, nominal 조건에서는 1.17 km, high 조건에서는 0.91 km로 감소하였다. 이는 레이다 성능 향상에 따라 탄착지점 예측 정확도가 지속적으로 개선됨을 의미한다. 특히 low 조건 대비 high 조건의 CEP90은 약 35.9 % 감소하여 레이다 성능 변화가 탄착지점 예측 결과에 직접적으로 반영됨을 확인할 수 있다.

반면 발사원점 CEP90은 low 조건에서 4.07 km, nominal 조건에서 4.32 km, high 조건에서 4.14 km로 나타났다. 전

표 4. 레이다 성능 조건에 따른 최종 예측 성능 비교

Table 4. Comparison of final prediction performance under different radar performance conditions.

Radar performance condition	Final launch CEP90 (km)	Final impact CEP90 (km)
Low radar quality (-6 dB)	4.07	1.42
Nominal radar quality (0 dB)	4.32	1.17
High radar quality (+6 dB)	4.14	0.91
Sensitivity (%)	-1.72	35.92

체적으로 약 4 km 수준의 분포를 유지하며 레이다 성능 변화에 따른 차이가 크지 않은 것으로 확인되었다. 이는 발사원점 예측의 정확도가 레이다 측정 정확도뿐만 아니라 역방향 운동 전과 과정에서 발생하는 누적 불확실성에 의해 지배되기 때문으로 판단된다.

Launch 민감도는 -1.72 %, impact 민감도는 35.92 %로 나타났다. 이는 레이다 성능 향상이 탄착지점 예측 정확도 향상에는 효과적으로 반영되지만, 발사원점 예측 정확도 향상에는 제한적으로 작용함을 의미한다.

결과적으로 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 탄착지점 예측과 발사원점 예측은 레이다 성능 변화에 대해 서로 다른 민감도를 나타낸다. 탄착지점 예측은 레이다 성능 향상에 따라 예측 정확도가 유의미하게 개선되는 반면, 발사원점 예측은 상태추정 정확도 향상에도 불구하고 역방향 전과 과정의 누적 오차 영향으로 인해 개선 효과가 제한적으로 나타난다. 이러한 결과는 발사원점 예측과 탄착지점 예측이 서로 다른 불확실성 전과 특성을 가진다는 것을 보여주며, 레이다 성능 요구도 설정 시 예측 목적에 따라 서로 다른 접근이 필요함을 시사한다.

IV. 결 론

본 논문에서는 레이다 성능 변화에 따른 탄도 기반 무장체계의 발사원점 및 탄착지점 예측 민감도 차이를 분석하였다. 이를 위하여 레이다 방정식 기반 SNR 모델과 측정오차 모델을 구성하고, EKF를 이용하여 표적 상태를

추정하였다. 또한 Monte Carlo 기반 예측 분포 생성 기법을 이용하여 발사원점 및 탄착지점 예측 결과를 생성하고, 레이더 성능 조건에 따른 예측 특성을 비교하였다.

시뮬레이션 결과, 레이더 성능이 향상될수록 SNR이 증가하고 거리 및 각도 측정오차가 감소하는 것으로 나타났다. 이에 따라 EKF 상태추정 정확도 역시 향상되었으며, 발사원점 및 탄착지점 예측 분포의 중심은 모두 실제 위치 방향으로 수렴하는 특성을 보였다.

그러나 예측 분포의 공간적 수렴 특성에서는 뚜렷한 차이가 확인되었다. 탄착지점 예측은 시간이 경과함에 따라 예측 분포의 중심이 실제 탄착지점으로 수렴함과 동시에 분포 폭 역시 지속적으로 감소하였다. 반면 발사원점 예측은 예측 분포 중심이 실제 발사원점 방향으로 수렴함에도 불구하고 일정 수준 이상의 공간적 확산이 유지되는 특성을 나타냈다. 이는 탄착지점 예측이 정방향 운동 전파를 수행하는 반면, 발사원점 예측은 역방향 운동 전파 과정에서 상태추정 오차가 누적되기 때문으로 해석된다.

최종 CEP90 분석 결과에서도 이러한 차이가 확인되었다. 탄착지점 CEP90은 레이더 성능이 -6 dB에서 $+6$ dB로 향상됨에 따라 1.42 km에서 0.91 km로 감소하여 약 35.9% 의 개선 효과를 나타냈다. 반면 발사원점 CEP90은 약 4 km 수준을 유지하였으며, 레이더 성능 변화에 따른 민감도는 -1.72% 로 나타났다. 이는 레이더 성능 향상이 탄착지점 예측 정확도 향상에는 효과적으로 반영되지만, 발사원점 예측 정확도 향상에는 제한적으로 작용함을 의미한다. 결과적으로 동일한 상태추정 결과를 사용하더라도 발사원점 예측과 탄착지점 예측은 서로 다른 불확실성 전파 특성을 가지며, 이에 따라 레이더 성능 변화에 대한 민감도 역시 상이하게 나타남을 확인하였다. 따라서 탄도 기반 무장체계의 예측 성능 분석 및 레이더 성능 요구도 설정 시에는 발사원점 예측과 탄착지점 예측을 동일한 관점에서 평가하기보다, 각각의 예측 목적과 불확실성 전파 특성을 고려한 접근이 필요할 것으로 판단된다.

본 연구는 레이더 성능 변화에 따른 예측 민감도 차이 분석에 초점을 두기 위하여 중력 기반 점질량 탄도 모델을 사용하였다. 따라서 대기 항력, 지구 자전, 지구 곡률,

추진 및 종말 기동과 같은 물리 현상은 고려하지 않았다. 향후 연구에서는 보다 정교한 탄도 모델을 적용하여 본 연구에서 확인한 민감도 특성이 실제 탄도탄 환경에서도 유지되는지 검증할 필요가 있다.

References

- [1] M. Yeddanapudi, Y. Bar-Shalom, K. R. Pattipati, and S. Deb, "Ballistic missile track initiation from satellite observations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 31, no. 3, pp. 1054-1071, Jul. 1995.
- [2] E. Sviestins, "Multiradar tracking for theater missile defense," in *Proceedings of the SPIE Signal and Data Processing of Small Targets 1995*, San Diego, CA, Jul. 1995, pp. 384-394.
- [3] C. Chang, "Ballistic trajectory estimation with angle-only measurements," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 25, no. 3, pp. 474-480, Jun. 1980.
- [4] J. G. Rudd, R. A. Marsh, and J. A. Roecker, "Surveillance and tracking of ballistic missile launches," *IBM Journal of Research and Development*, vol. 38, no. 2, pp. 195-216, Mar. 1994.
- [5] N. J. Danis, "Space-based tactical ballistic missile launch parameter estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 412-424, Apr. 1993.
- [6] R. R. Bate, D. D. Mueller, and J. E. White, *Fundamentals of Astrodynamics*, New York, NY, Dover Publications, 1971.
- [7] M. I. Skolnik, *Introduction to Radar Systems*, 3rd ed., New York, NY, McGraw-Hill, 2001.
- [8] M. I. Skolnik, *Radar Handbook*, 3rd ed., New York, NY, McGraw-Hill, 2008.
- [9] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan, *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*, Hoboken, NJ, John Wiley & Sons, 2001.
- [10] R. Ji, Y. Liang, L. Xu, and Z. Wei, "Trajectory prediction of ballistic missiles using Gaussian process error model," *Chinese Journal of Aeronautics*, vol. 35, no. 1, pp. 458-469, Jan. 2022.

박 명 훈 [LIG 디펜스&에어로스페이스/수석연구원]

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



2014년 2월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학사)
2016년 2월: 한국항공대학교 항공전자정보공학과 (공학석사)
2016년 1월~현재: LIG 디펜스&에어로스페이스 수석연구원
[주 관심분야] 레이더 체계설계, M&S, 안테나, 전파환경, 전파전파 등

황 순 혁 [LIG 디펜스&에어로스페이스/선임연구원]

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



2021년 2월: 광운대학교 로봇학부 정보제어전공 (공학사)
2023년 2월: 울산과학기술원 기계공학과 (공학석사)
2023년 1월~현재: LIG 디펜스&에어로스페이스 선임연구원
[주 관심분야] 레이더 체계설계, M&S 등

김 정 [LIG 디펜스&에어로스페이스/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: LIG 디펜스&에어로스페이스 수석연구원

[주 관심분야] 빔 포밍, 영상 레이더, 레이더 신호처리 등

이 소 영 [LIG 디펜스&에어로스페이스/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: LIG 디펜스&에어로스페이스 선임연구원

[주 관심분야] 레이더 체계설계, M&S, 안테나 등

권 세 응 [LIG 디펜스&에어로스페이스/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: LIG 디펜스&에어로스페이스 수석연구원

[주 관심분야] 능동위상배열레이더, 전파전파 등