

<https://doi.org/10.7236/JIIBC.2021.21.4.63>  
JIIBC 2021-4-10

## 레이다 시선속도 측정치를 활용한 초기 추적 빔 조향 정확도 향상 알고리즘 연구

### A Study on Algorithm to Improve Accuracy of Initial Track Beam Steering Using Radar Radial Velocity Measurement

유동길\*, 현준석\*\*, 조인철\*\*, 손성환\*\*

Dong-Gil Yoo\*, Jun-Seok Hyun\*\*, In-Cheol Cho\*\*, Sung-Hwan Sohn\*\*

**요약** 대공표적을 탐지/추적하기 위해 운용되는 레이더는 임무 특성에 따라 표적의 탐지를 목적으로 안테나 구동장치가 회전하며 운용되는 탐색레이더와 표적의 예측 위치에 주기적으로 빔을 조향하여 추적하는 추적레이더로 구분한다. 일반적으로 추적레이더는 탐색레이더에 비해 표적 정보 획득 주기가 짧은 특징이 있는데 이러한 특징으로 인하여 추적 정확도는 탐색레이더에 비해 좋지만 짧은 획득 주기로 인한 추적 초기 속도 오차로 인해 표적 예측 오차가 커짐에 따라 항적 연관에 실패하거나 빔 조향을 정상적으로 수행하지 못하여 추적 초반에 표적 추적이 실패하는 경우가 많이 발생하게 된다. 본 논문에서는 위에서 기술한 추적레이더의 추적 초반 문제점들을 해결하기 위해 기존 표적 추적을 위해 활용했던 측정치의 위치 정보(거리, 방위각, 고각) 외에 표적 시선속도 측정값을 활용한 초기 표적 정보 정확도 향상 알고리즘을 제안하고 기존에 추적 초기화 시 많이 사용하는 알고리즘인 Two Point Differential 알고리즘과 성능 비교를 통해 제안하는 알고리즘의 성능을 확인하였다.

**Abstract** The radar operated to detect/track aircraft targets is divided into a search radar that operates while the antenna rotating device rotates for the purpose of detecting the target according to the mission characteristics, and a tracking radar that periodically steers and tracks a beam to the predicted position of the target. The tracking radar has a shorter target information acquisition period than the search radar. Due to this characteristic, the tracking accuracy is better than that of the search radar, but as the prediction error increases due to the speed error at the beginning of the tracking, there are many cases in which tracking fails at the beginning of tracking due to failure to perform beam steering normally.

In this paper, in order to solve the above-mentioned problems, we propose an algorithm for improving the accuracy of track initiation using radial velocity measurements in addition to the position of the measured, and confirm the performance of the proposed algorithm by comparing with the two point differential algorithm

**Key Words** : target tracking, track initiation, track accuracy, beam steering, track prediction

\*정회원 : LIG넥스원(주) 레이더연구소

\*\*정회원 : LIG넥스원(주) 레이더연구소

접수일자 2021년 7월 6일, 수정완료 2021년 8월 2일

게재확정일자 2021년 8월 6일

Received : 6 July, 2021 / Revised: 2 August, 2021 /

Accepted: 6 August, 2021

\*Corresponding Author: donggil.yoo@lignex1.com

Radar Lab, of LIG Nex1 Co., Ltd. Korea

## I. 개요

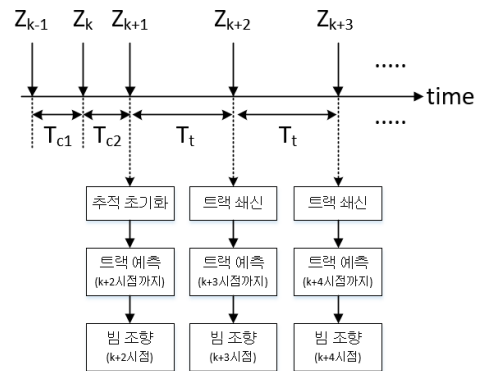
현재까지 연구/개발되어온 레이더의 추적 알고리즘은 개발되는 레이더의 관심 표적에 따라 다수 동역학 모델을 활용한 IMM(Interacting Multiple Model) Filter<sup>[1]</sup> 나 추적 계인을 고정하여 활용하는  $\alpha$ - $\beta$  Filter<sup>[2]</sup>, 비선형 운동을 하는 단일 표적 추적에 특화 된 Particle Filter<sup>[3]</sup>, Uncented Kalman Filter<sup>[4]</sup> 등 Kalman Filter<sup>[5]</sup> 기반의 동적 필터링 알고리즘이 주류를 이루고 있고 레이더 운용 환경에 따라 NN(Nearest Neighbor)<sup>[6]</sup>, GNN(Global Nearest Neighbor)<sup>[7]</sup>, PNN(Probabilistic Nearest Neighbor)<sup>[8]</sup>, PDA(Probabilistic Data Association)<sup>[9]</sup> 기법 등의 항적 연관 알고리즘<sup>[10]-[11]</sup>이 사용되고 있다. 이러한 다양한 종류의 표적 추적 알고리즘이 많지만 추적의 시작이 되는 추적 초기 값 설정 알고리즘은 일반적으로 연속된 시간의 두 측정값을 활용한 TPD(Two Point Differential)<sup>[12]</sup> 기법을 활용한다. TPD 기법은 서로 다른 시간의 두 측정치를 활용하여 추적 상태변수 X와 추적 오차공분산 P를 설정하는 기법으로써 두 측정치의 위치 정보와 시간 간격을 활용하여 추적 상태변수의 위치, 속도를 설정하고 레이더가 수집하는 측정 정보의 공분산 값을 활용하여 오차공분산 P를 설정함으로써 표적의 동특성에 따라 적응적으로 추적 정보 값을 초기화 할 수 있고 초기화된 결과 값이 매우 직관적이라서 다양한 추적 시스템에서 널리 사용되고 있다. 하지만 TPD 알고리즘은 초기 속도 값을 설정할 때 두 측정치의 위치 차이를 시간 간격으로 나누어서 설정하기 때문에 두 측정치 간 시간 간격이 짧을수록 초기 속도 오차 값은 매우 커지게 되는 단점이 있는데 측정 주기가 비교적 크고 표적 예측 정보가 빔 조향에 관여하지 않는 탐색레이더의 경우는 크게 문제될 것이 없지만 측정 주기가 빠르고 표적 예측 정보가 다음 스캔의 빔 조향에 관여하는 추적레이더의 경우 초기 속도 오차 값으로 인해 표적 농집 현상이 빈번히 발생하게 된다. 또한 허위 표적을 억제하고 빔 송신 시간 자원을 확보하기 위해 일반적인 추적 레이더의 경우 추적 빔을 송신하기 전 추적 빔 할당 여부를 판단하기 위해 서로 다른 종류의 빔(PRF 및 펄스 개수, 활용 목적 등)을 빠른 시간 간격 내에 n회 송신하여 모두 탐지가 이루어지는 경우 n회 동안 측정된 측정치 정보를 바탕으로 추적 초기화를 수행하고 해당 정보를 바탕으로 추적 빔을 송신한다.

본 논문에서는 추적레이더의 추적 초기 속도 오차로 인한 표적 농집 현상을 보완하기 위해 추적 여부 판단을

위한 빔 송신을 3회 이상 수행하는 추적 시스템의 측정 위치 값과 시선속도 값을 활용하여 초기 표적 정보 값의 정확도를 향상 시킬 수 있는 알고리즘을 제안하고 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 제안하는 알고리즘과 TPD 알고리즘의 초기 속도 오차 및 표적 예측 정보로 산출한 빔 조향 각도 오차를 비교/분석하여 제안하는 알고리즘의 성능을 확인하였다.

## II. Two Point Differential 알고리즘

일반적인 추적레이더의 표적 추적은 탐지되는 표적에 대해 무분별하게 추적 빔을 할당하지 않는다. 한정적인 시간 자원 안에서 효과적인 표적 추적을 위해 추적 빔의 송신 여부를 결정하기 위한 n번의 탐지 과정을 거치게 되는데 이러한 과정을 통해 무분별한 추적 빔 송신을 방지하여 시간 자원 확보 및 허위 표적 제거, 건실한 표적 추적이 가능하게 한다. 아래는 일반적인 추적레이더의 추적 초기 과정을 도시한 그림이다.



$Z_m$ : m스캔에서 수집된 측정치  
 $T_{c1}$ : 1번째 추적 여부 판단 시간 주기  
 $T_{c2}$ : 2번째 추적 여부 판단 시간 주기  
 $T_t$ : 추적 빔 주기

그림 1. 추적 레이더의 표적 추적 개념  
 Fig. 1. Tracking Concept Of Tracking Radar

위 그림에서  $Z_m$ 은 m스캔에서 수집한 표적 위치 정보와 시선속도 측정치 정보를 의미하며 아래와 같이 표현한다.

$$Z_m = [\tilde{r}_m \quad \tilde{\psi}_m \quad \tilde{\theta}_m \quad \tilde{d}_m]^T \quad (1)$$

식 (1)에서  $\tilde{r}_m, \tilde{\psi}_m, \tilde{\theta}_m, \tilde{d}_m$ 는 순서대로 m스캔에서 측정된 측정치의 거리, 방위각, 고각, 시선속도를 의미한다. 표적 추적은 일반적으로 직교좌표계에서 수행되기 때문에 식(1)의 측정치 정보는 시선속도를 제외한 나머지 성분들은 아래와 같이 변환하여 사용한다.

$$Z_m^c = g(Z_m) = \begin{bmatrix} \tilde{x}_m & \tilde{y}_m & \tilde{z}_m & \tilde{d}_m \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

$$= \begin{bmatrix} \tilde{r}_m \sin(\tilde{\psi}_m) \cos(\tilde{\theta}_m) \\ \tilde{r}_m \cos(\tilde{\psi}_m) \cos(\tilde{\theta}_m) \\ \tilde{r}_m \sin(\tilde{\theta}_m) \\ \tilde{d}_m \end{bmatrix}$$

그림 1과 같이 추적 여부 판단까지 3회의 측정치 수집 과정이 있는 경우 Two Point Differential 기법은 일반적으로  $Z_{k+1}^c$ 의 위치정보를  $k+1$ 스캔의 추적 상태변수 위치로 사용하고 시간 간격이 큰  $Z_{k-1}^c, Z_{k+1}^c$ 의 위치정보와 시간 간격  $T_{c1} + T_{c2}$ 를 활용하여  $k+1$ 스캔에서의 각 축 속력을 산출하여 추적 상태변수 속력으로 사용한다. 위에서 기술한 내용대로 추적 상태변수  $X_{k+1}$ 를 설정하면 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_{k+1} & \tilde{y}_{k+1} & \tilde{z}_{k+1} & V_{k+1}^x & V_{k+1}^y & V_{k+1}^z \end{bmatrix}^T$$

$$V_{k+1}^x = \frac{\tilde{x}_{k+1} - \tilde{x}_{k-1}}{T_{c1} + T_{c2}}$$

$$V_{k+1}^y = \frac{\tilde{y}_{k+1} - \tilde{y}_{k-1}}{T_{c1} + T_{c2}}$$

$$V_{k+1}^z = \frac{\tilde{z}_{k+1} - \tilde{z}_{k-1}}{T_{c1} + T_{c2}} \quad (3)$$

식 (3)에서  $X_{k+1}$ 의 속력은 각 축의 위치 차이를 시간 주기로 나누어서 설정하는 것을 볼 수 있는데  $T_{c1} + T_{c2}$ 의 값이 1보다 작은 경우 약간의 위치 오차도 큰 속도 오차 값이 될 수 있음을 알 수 있다.

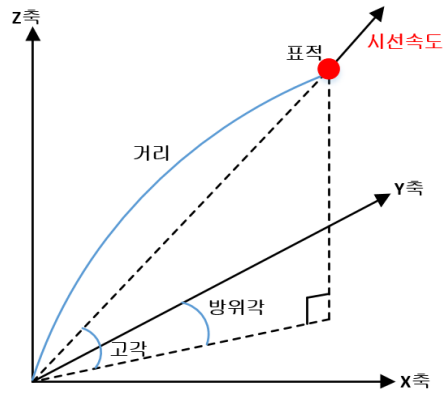


그림 2. 표적 시선속도 개념  
 Fig. 2. Concept Of Target Radial Velocity

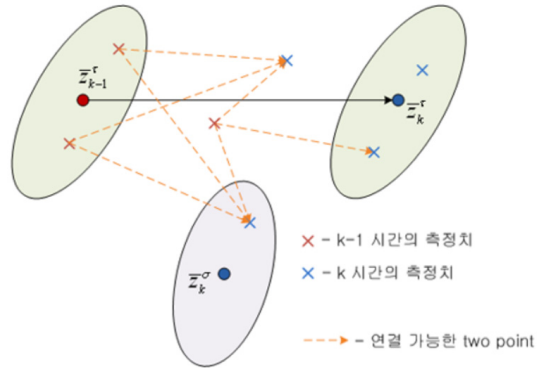


그림 3. Two Point Differential 기법 개념  
 Fig. 3. Concept Of Two Point Differential

### III. 제안하는 알고리즘

본 논문에서 제안하는 트랙 정보 초기화 알고리즘은 2.1에서 기술한 Two Point Differential 알고리즘과는 달리 서로 다른 시간에서 수집된 3개의 측정치 정보 중 첫 번째 측정치의 위치와 시선속도 정보를 활용하여 트랙 초기 정보를 설정한 후 나머지 측정치로 초기 트랙 정보를 쇠신하여 최종 초기화 정보를 산출한다.

아래는 제안하는 알고리즘의 흐름을 도시한 그림이다.

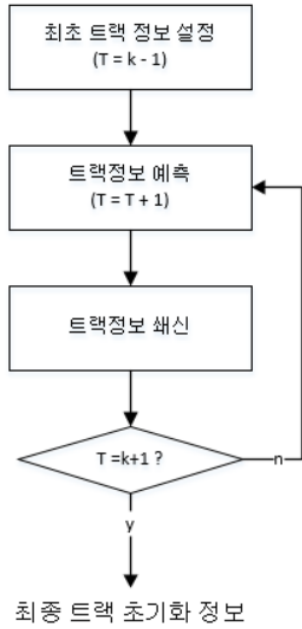


그림 4. 제안하는 알고리즘 흐름도  
Fig. 4. Flow Chart Of Proposal Algorithm

### 1. 최초 트랙정보 설정

트랙 초기화를 위해 수집된 측정치 정보  $Z_{k-1}^c$ ,  $Z_k^c$ ,  $Z_{k+1}^c$ 를 활용한 최초 트랙정보 설정은 아래와 같이 수행한다.

트랙의 상태변수  $X$ 는 표적의 위치, 속도, 가속도로 구성되며 아래와 같이 표현한다.

$$X = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ \ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}]^T \quad (4)$$

트랙 초기화 시 표적의 위치는  $Z_{k-1}^c$ 의 위치 정보를 활용하고 표적의 속도는  $Z_{k-1}^c$ 의 시선속도  $\tilde{d}_{k-1}$ 과 진행 방향 각도  $\tilde{\psi}_v$ ,  $\tilde{\theta}_v$ 를 활용하여 아래와 같이 설정한다.

$$vx_{k-1} = \tilde{d}_{k-1} \sin(\tilde{\psi}_v) \cos(\tilde{\theta}_v) \quad (5)$$

$$vy_{k-1} = \tilde{d}_{k-1} \cos(\tilde{\psi}_v) \cos(\tilde{\theta}_v)$$

$$vz_{k-1} = \tilde{d}_{k-1} \sin(\tilde{\theta}_v)$$

식(5)에서 표적 진행 방향 각도  $\tilde{\psi}_v$ ,  $\tilde{\theta}_v$ 는 TPD 알고리즘에서 사용되는 속도 값(식(3) 참조)을 활용하여 아래와 같이 산출 한다.

$$\tilde{\psi}_v = \tan^{-1} \left( \frac{V_{k+1}^x}{V_{k+1}^y} \right) \quad (6)$$

$$\tilde{\theta}_v = \tan^{-1} \left( \frac{V_{k+1}^z}{\sqrt{(V_{k+1}^x)^2 + (V_{k+1}^y)^2}} \right)$$

식(6)에서 확인할 수 있듯이 표적 진행 방향 각도  $\tilde{\psi}_v$ ,  $\tilde{\theta}_v$ 를 산출할 때 사용되는 각 축 속도 값은 수집한 측정치들의 시간 간격이 가장 큰 샘플들을 활용하여 산출하게 됨을 확인할 수 있다. 이는 시간 간격이 짧을수록 속력의 오차가 커지기 때문에 본 논문에서는 시간 간격이 가장 긴 두 측정치를 활용하여 속력을 산출하고 산출된 속도 값을 활용하여 표적 진행 방향을 산출하였다.

$k-1$ 시간에서 수집한 측정치  $Z_{k-1}^c$ 의 위치정보와 식(5)로 산출한 속도정보를 활용한 최초 트랙 상태변수는 아래와 같다.

$$\hat{X}_{k-1} = [\tilde{x}_{k-1}, \tilde{y}_{k-1}, \tilde{z}_{k-1}, vx_{k-1}, vy_{k-1}, vz_{k-1}, 1, 1, 1]^T \quad (7)$$

최초 트랙 정보 설정 시 가속도 값은 임의의 값으로 설정하며 본 논문에서는 각 축 별 가속도를 1로 설정하였다.

트랙 오차공분산은 일반 TPD 알고리즘에서 설정하는 오차공분산 설정 방식을 따르며  $k-1$ 시간에서의 측정잡음 공분산  $R_{k-1}$ 을 활용하여 아래와 같이 설정한다.

$$\hat{P}_{k-1} = \begin{bmatrix} R_{k-1} & \frac{1}{T} R_{k-1} & 0_{3 \times 3} \\ \frac{1}{T} R_{k-1} & \frac{2}{T^2} R_{k-1} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$T = T_{c1} + T_{c2}$$

식(8)의  $0_{3 \times 3}$ 은  $3 \times 3$  0행렬을 의미하고  $I_{3 \times 3}$ 은  $3 \times 3$  단위행렬을 의미한다.  $R_{k-1}$ 은 각 축 위치에 대한 측정 잡음 공분산 행렬로써 거리, 방위각, 고각, 시선속도에 대한 측정 잡음 편차(순서대로  $\sigma_r$ ,  $\sigma_\psi$ ,  $\sigma_\theta$ ,  $\sigma_d$ )를 직교좌표 성분으로 변환하여 활용하며, 레이다가 수집하는 거리, 방위각, 고각, 시선속도에 대한 측정잡음 공분산은 아래와 같다.

$$R_r = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\psi^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_d^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

구 좌표계 성분  $X_r$ 을 직교좌표계 성분  $X_c$ 로 변환하는 함수를  $y(\cdot)$ 라 정의할 때  $y(\cdot)$ 의 1차 미분항을 활용한 Jacobian 행렬  $L_{k-1}$ 을 산출하여 아래와 같이 변환 할 수 있다.

$$X_r = [r \ \psi \ \theta \ d]^T \quad (10)$$

$$X_c = [x \ y \ z]^T$$

$$X_c = y(X_r) = \begin{bmatrix} r \sin(\psi) \cos(\theta) \\ r \cos(\psi) \cos(\theta) \\ r \sin(\theta) \end{bmatrix}$$

$$L_{k-1} = \left. \frac{\partial y(X_r)}{\partial X_r} \right|_{r=\tilde{r}_{k-1}, \psi=\tilde{\psi}_{k-1}, \theta=\tilde{\theta}_{k-1}} \quad (11)$$

$$R_{k-1} = L_{k-1} R_r L_{k-1}^T \quad (12)$$

식(10)는 변환 함수  $y(\cdot)$ 를 표현한 식이고 식(11)은 변환함수  $y(\cdot)$ 의 1차 미분항만 고려한 Jacobian 산출 식이다. 설정한  $R_r$ 과 산출된  $L_{k-1}$ 을 활용한 최종  $R_{k-1}$  산출 식은 식(12)과 같다.

식(12)로 산출된  $R_{k-1}$ 은 식(8)에 대입되어 최종 트랙 초기 오차공분산  $\hat{P}_{k-1}$ 을 산출할 수 있다.

## 2. 트랙정보 예측

본 논문에서 트랙 초기화 정보 산출을 위해 사용되는 추적 알고리즘은 칼만 필터를 사용하며 이 때 사용되는 동역학 모델은 Constant Acceleration 모델을 활용한다. k스캔에서 k+1스캔까지의 트랙 정보 예측은 아래와 같이 수행한다.

$$\bar{X}_{k+1} = F_{k+1} \hat{X}_k \quad (13)$$

$$\bar{P}_{k+1} = F_{k+1} \hat{P}_k F_{k+1}^T + Q_{k+1}$$

식(13)에서  $\bar{X}_{k+1}$ ,  $\bar{P}_{k+1}$ 은 순서대로 k스캔에서 k+1스캔까지 예측한 트랙 예측 상태변수, 예측 오차공분산이고  $F_{k+1}$ ,  $Q_{k+1}$ 은 상태전이행렬, 공정잡음 공분산 행렬이다.

Constant Acceleration 모델의 상태전이 행렬과 공정잡음 공분산 행렬은 아래와 같이 설정한다.

$$F_{k+1} = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & T(I_{3 \times 3}) & \frac{T^2}{2}(I_{3 \times 3}) \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & T(I_{3 \times 3}) \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$Q_{k+1} = \Gamma W_0 \Gamma^T \quad (15)$$

$$W_0 = q^2(I_{3 \times 3})$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 0.5T^2(I_{3 \times 3}) \\ T(I_{3 \times 3}) \\ (I_{3 \times 3}) \end{bmatrix}$$

식(14)에서 T는 k스캔에서부터 k+1스캔까지의 시간 간격을 의미한다.

식(15)의  $q$ 는 Constant Acceleration 모델의 가속도 성분 공정잡음 편차를 의미한다. 예측된 상태변수와 오차공분산은 다음 단계의 트랙 쇄신에서 사용한다.

## 3. 트랙정보 쇄신

본 논문에서 트랙정보의 쇄신(Update)은 일반적인 칼만필터의 수식을 따른다. 단 쇄신에 사용되는 측정 정보는 일반적인 각 축 별 위치 정보만 사용하는 것이 아니라 시선속력 값을 추가하여 트랙 정보를 갱신한다. 트랙 추정 상태변수를 산출하는 수식은 아래와 같다.

$$\hat{X}_k = \bar{X}_k + K_k(Z_k - h(\bar{X}_k)) \quad (16)$$

식(16)의  $\hat{X}_k$ 는 k스캔에서 쇄신된 추정 상태변수이고  $\bar{X}_k$ 는 k스캔까지 예측한 트랙 상태변수로서 3.2절에서 산출된 트랙 예측 상태변수를 사용한다.  $h(\cdot)$ 는 트랙 상태변수 정보를 측정치 정보의 성분으로 변환하는 함수이며 아래와 같다.

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \\ \frac{x_k \dot{x}_k + y_k \dot{y}_k + z_k \dot{z}_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} \end{bmatrix} \quad (17)$$

식(16)의  $K_k$ 는 칼만게인을 의미하며 아래와 같이 산출할 수 있다.

$$K_k = \bar{P}_k H_k^T (H_k \bar{P}_k H_k^T + J_k R_r J_k^T)^{-1} \quad (18)$$

식(18)의  $\bar{P}_k$ 는 k스캔까지 예측한 트랙 오차공분산이고  $H_k$ 는 트랙 상태변수 성분을 측정 성분으로 변환하기 위한 Jacobian이다.  $H_k$ 는 아래와 같이 산출할 수 있다.

$$H_k = \left. \frac{\partial h(X_k)}{\partial X_k} \right|_{X_k = \bar{X}_k} \quad (19)$$

$J_k$ 는 레이더 측정 정보  $Z_r$ (거리, 방위각, 고각, 시선 속도 정보)을 추적 필터 입력 정보  $Z_c$ 로 변환하기 위한 Jacobian 행렬로써  $Z_r$ 을  $Z_c$ 로 변환하는 함수  $j(\cdot)$ 의 1차 미분항을 고려하여 아래와 같이 산출 가능하다.

$$Z_r = [r \ \psi \ \theta \ d]^T$$

$$Z_c = j(Z_r) = [x \ y \ z \ d]^T = \begin{bmatrix} r \sin(\psi) \cos(\theta) \\ r \cos(\psi) \cos(\theta) \\ r \sin(\theta) \\ d \end{bmatrix} \quad (20)$$

식(20)의  $d$ 는 식(17)의 시선속도 산출 수식을 참조하여 아래와 같이 정리 할 수 있다.

$$d = \frac{x\dot{x} + y\dot{y} + z\dot{z}}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} = \sin(\psi)\cos(\theta)\dot{x} + \cos(\psi)\cos(\theta)\dot{y} + \sin(\theta)\dot{z} \quad (21)$$

식(20)과 식(21)을 참조하여 최종  $j(\cdot)$ 함수의 1차 미분항을 고려하여 아래와 같이  $J_k$ 를 산출할 수 있다.

$$J_k = \left. \frac{\partial j(Z_r)}{\partial Z_r} \right|_{Z_r = s(\bar{X}_k)} \quad (22)$$

식(22)의  $s(\cdot)$ 는 아래와 같다.

$$s(X) = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{x}{y}\right) \\ \tan^{-1}\left(\frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right) \end{bmatrix} \quad (23)$$

식(22)로부터 산출되는 값들 중 직교좌표계 성분의 속력 값은 트랙 예측 상태변수의 각 축 속력 값을 대입하여 산출한다.

트랙 추정 오차공분산을 산출하는 수식은 아래와 같다.

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \bar{P}_k \quad (24)$$

식(24)의  $I$ 는 단위행렬이고  $K_k$ 와  $H_k$ 는 식(18), 식(19)를 통해 산출하여 사용한다. 본 논문에서는 k+1스캔에서의 트랙 색신 결과인  $\hat{X}_{k+1}$ 과  $\hat{P}_{k+1}$ 을 최종 트랙 초기화 정보로 사용하는 것을 제안한다.

## IV. 시뮬레이션

### 1. 시뮬레이션 구성

알고리즘 성능을 검증하기 위한 시뮬레이션 방법으로 다양한 시선속도 값을 가지는 3개의 표적 시나리오를 대상으로 시뮬레이션을 수행한다. 알고리즘 성능을 비교 & 분석하기 위해 트랙 초기화에 일반적으로 사용되는 TPD 알고리즘과의 성능 비교를 수행하였다. 시뮬레이션 방법으로는 매 스캔 마다 과거 2스캔 이전 측정치 정보와 현재 스캔 측정치 정보를 활용하여 트랙 초기화를 수행하고 각 알고리즘 별 초기화 정보와 모의 표적 시나리오 간 속도 오차 값을 비교 & 분석하였다. 또한 트랙 초기화 이후 다음 스캔의 빔 조향 오차를 확인하기 위해 매 스캔 초기화된 트랙을 다음 스캔까지 예측하여 빔 조향 각도 값에 대한 오차 값을 비교 & 분석하였다.

TPD 알고리즘의 경우 앞서 기술했듯이 2개의 측정치로 트랙을 생성하는 기법으로써 트랙 초기화에 사용되는 측정치 간 시간 간격이 길수록 초반 속도 오차가 감소하고 속도 오차의 감소는 다음 스캔의 예측 빔 조향 위치의 정확도가 증가하는 특성이 있으므로 3개의 측정치 중 첫 번째 스캔의 측정치와 마지막 스캔의 측정치로 트랙을 생성하여 가장 좋은 성능을 가질 수 있도록 하였다.

TPD 알고리즘과 제안하는 알고리즘 간 정확한 성능 비교를 위해 1000회의 Monte Carlo 시험을 통해 트랙 초기화 시 속도 오차 RMSE 및 예측 빔 조향 오차 RMSE를 확인하였다.

시뮬레이션을 위한 주요 구성 내용은 아래 표와 같다.

표 1. 시뮬레이션 주요 구성 항목  
 Table 1. Simulation Main Configuration

항목	내용	비고
수행 알고리즘	- TPD - 제안 알고리즘	TPD : 첫 번째 스캔과 마지막 스캔의 측정치로 트랙 초기화 수행
표적 수	- 3개	접근 표적, 횡단 표적, 기동 표적
측정치 수집 스캔주기	- 0.1초	-
시험 횟수	- 1000회	-
성능 비교 지표	- 초기화 트랙의 속도 오차 - 예측 빔 조향 오차	스캔 별 Root Mean Square Error 비교

## 2. 표적 시나리오

시뮬레이션에 활용되는 표적의 정보는 아래와 같다.

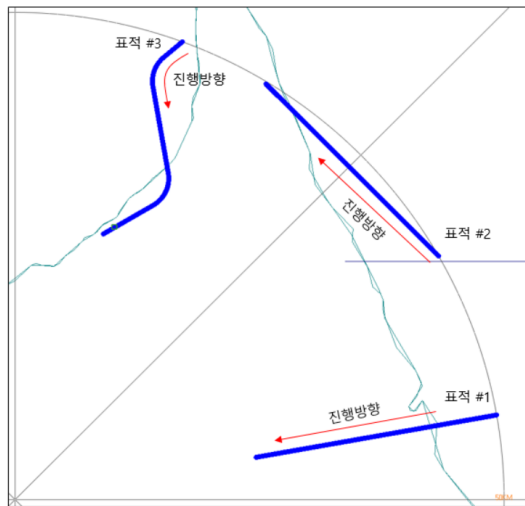


그림 5. 시뮬레이션 표적 시나리오  
 Fig. 5. Simulation Target Scenario

위 그림에서 1번 표적은 시선속도를 유지하면서 레이더로 접근하는 표적으로써 시선속도 변화가 거의 없는 표적에 대한 제안 알고리즘 성능 확인을 위해 선정하였다.

2번 표적은 레이더에서 표적을 바라봤을 때 횡 방향으로 비행하는 표적으로써 시선속도가 작은 값을 가지게 되는 횡단 표적에 대한 알고리즘 성능 확인을 위해 선정하였다.

3번 표적은 다양한 기동 상황을 묘사한 표적으로써 기동 상황에서의 알고리즘 성능 확인을 위해 선정하였다.

실제 레이더와 유사한 측정치 환경을 모의하기 위해 SNR에 따른 거리, 각도 측정 잡음을 산출하여 각 표적 별 측정 정보에 잡음을 추가하였고 이 때 SNR은 레이더 방정식에 근거하여 산출하였다.

표적 1번과 3번은 레이더 방향으로 표적이 이동하게 되므로 시간에 따라서 측정 잡음이 감소하는 특징을 보이지만 표적 2번의 경우 횡단 표적이기 때문에 시간에 따른 표적의 거리 성분은 크게 감소하지 않으므로 측정 잡음이 감소하지 않고 유지되는 특징이 있다. 또한 시선속도의 절대 값은 레이더 시선 벡터와 표적 진행방향 각도가 직교하는 지점까지 0m/s로 감소 후 점차 증가하는 특징을 갖는다.

시간에 따른 표적의 거리, 시선속도, SNR 값은 아래와 같다.

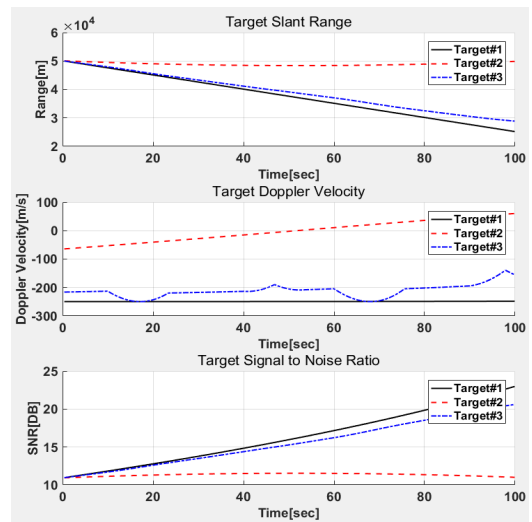


그림 6 표적 별 시간에 따른 거리, 시선속도, SNR  
 Fig. 6. Slant Range, Doppler Velocity, SNR over Time by Target

시나리오를 위한 각 표적 별 SNR, 거리, 방위각, 고각 측정 잡음은 아래와 같다.

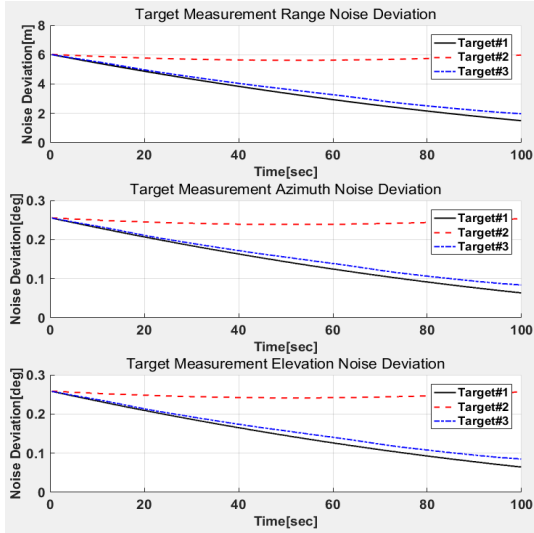


그림 7 표적 별 시간에 따른 거리, 방위각, 고각 측정잡음 편차  
Fig. 7. Slant Range, Azimuth, Elevation Measurement Noise Deviation over Time By Target

시선속도 측정 잡음은 레이더의 PRF, 운용 주파수, 펄스 개수에 따라 잡음 편차 값이 달라지기 때문에 본 논문에서는 평균이 0이고 편차가 5m/s인 가우시안 랜덤 노이즈로 설정하였다.

측정 잡음을 고려한 각 표적 별 측정치는 아래와 같다.

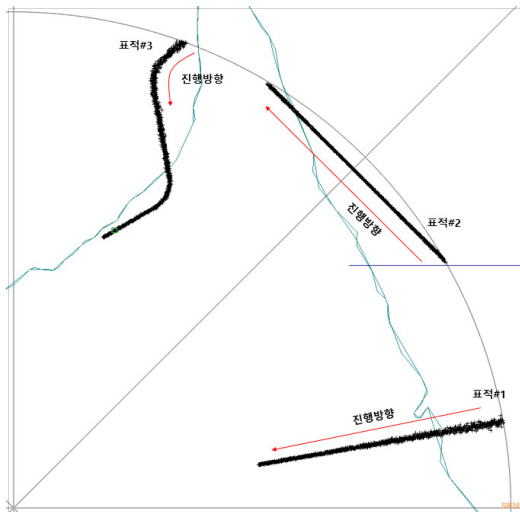


그림 8. 시뮬레이션 표적 측정치  
Fig. 8. Simulation Target Measurement

그림(8)를 보면 SNR이 낮은 원거리 영역에서의 플러트 노이즈가 더 심한 것을 확인 할 수있다.

각 표적 별 주요 동역학 정보는 아래의 표와 같다.

표 2. 표적 동역학 정보  
Table 2. Target Dynamic Information

표적 번호	표적 유형	표적 속도 (m/s)	시뮬레이션 시간 (sec)	기동 정보		
				기동 유형	기동 가속도 (m/s <sup>2</sup> )	기동 시작시간 (sec)
1	접근	250	100	-	-	-
2	횡단	250	100	-	-	-
3	기동	250	100	좌턴	19.6	10
				하강	19.6	40
				우턴	19.6	60
				상승	19.6	90

### 3. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 비교 & 분석하고자 하는 두 알고리즘의 각 표적 별 시간에 따른 트랙 초기화 속도 오차 및 진행 방향(수평, 수직면) 오차 RMSE는 아래와 같다.

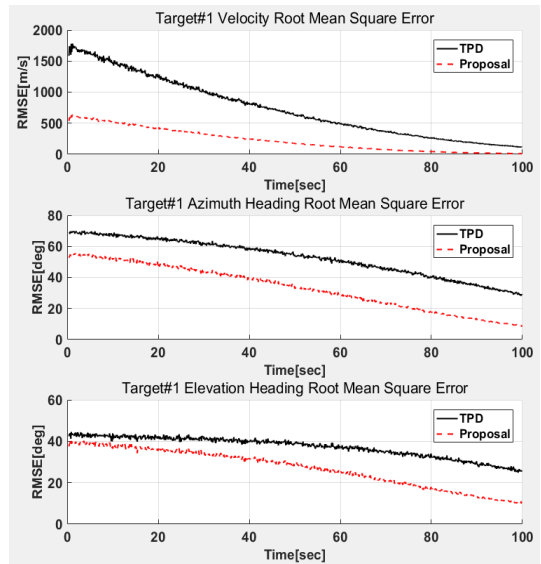


그림 9. 시간에 따른 속도, 진행방향 RMSE (표적 #1)  
Fig. 9. Velocity, Heading RMSE over Time (Target #1)



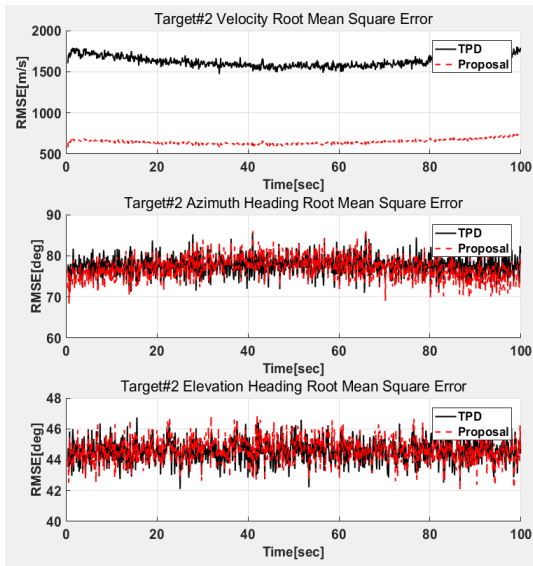


그림 10. 시간에 따른 속도, 진행방향 RMSE (표적 #2)  
 Fig. 10. Velocity, Heading RMSE over Time (Target #2)

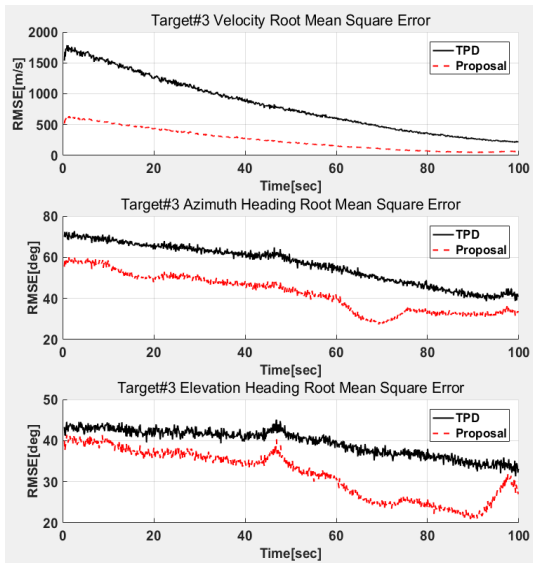


그림 11. 시간에 따른 속도, 진행방향 RMSE (표적 #3)  
 Fig. 11. Velocity, Heading RMSE over Time (Target #3)

위 결과를 통해 초기화되는 표적의 속도 정확도는 표적 유형에 상관없이 제한하는 알고리즘이 TPD 알고리즘보다 크게 개선이 됨을 확인 할 수 있다. 또한 진행 방향 오차의 경우 시나리오 전 구간에서 SNR이 낮은 상태로 일정하게 유지되었던 횡단 표적 시나리오에서 기존 TPD와 유사한 성능을 보였고 그 외 표적들은 TPD 알고리즘

과 비교했을 때 RMSE 오차가 감소했음을 확인할 수 있다. 표적 1과 3번의 경우 레이더 방향으로 표적이 이동하면서 측정 잡음이 감소하기 때문에 두 알고리즘 모두 시간이 지날수록 RMSE 오차가 감소하는 특징을 확인할 수 있다. 또한 3번 기동 표적의 경우 기동에 의한 진행 방향 오차 RMSE에 변화가 있음을 확인할 수 있고, 그 변화는 TPD 알고리즘에 비해 크게 나타남을 확인할 수 있다. 다음은 빔 조향 오차를 확인하기 위하여 각 알고리즘 별로 k스캔에서 초기화 시킨 트랙의 정보를 k+1스캔까지 예측하여 빔 조향 각도를 산출하고(방위각 & 고각) k+1스캔에서의 실제 표적 각도와와의 오차를 산출하여 두 알고리즘의 정확도 성능을 확인하였다. 빔 조향 성능 역시 1000회의 Monte Carlo 시험을 통한 시간에 따른 조향 각도 오차 RMSE를 확인하여 보았다.

본 논문에서 빔 조향 각도 산출을 위한 트랙 정보 예측은 가장 단순한 동역학 모델인 Constant Velocity 모델을 활용하였다. 아래는 각 표적 별 시간에 따른 빔 조향 오차 RMSE를 도시한 그림이다.

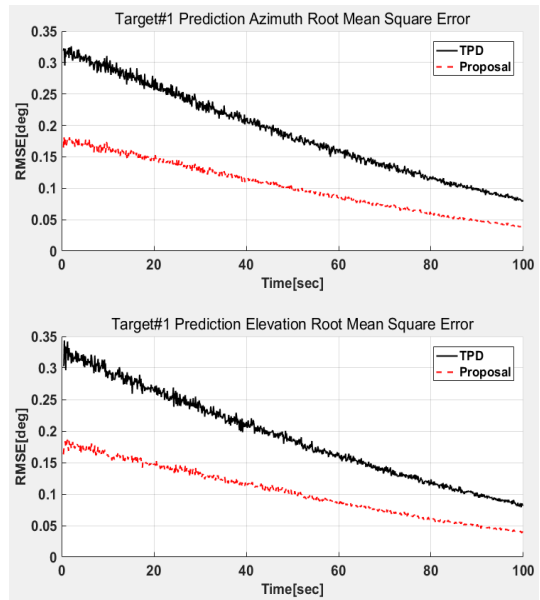


그림 12. 시간에 따른 빔 조향 각도(방위각, 고각) RMSE (표적 #1)  
 Fig. 12. Beam Steering(azimuth, elevation) RMSE over Time (Target #1)

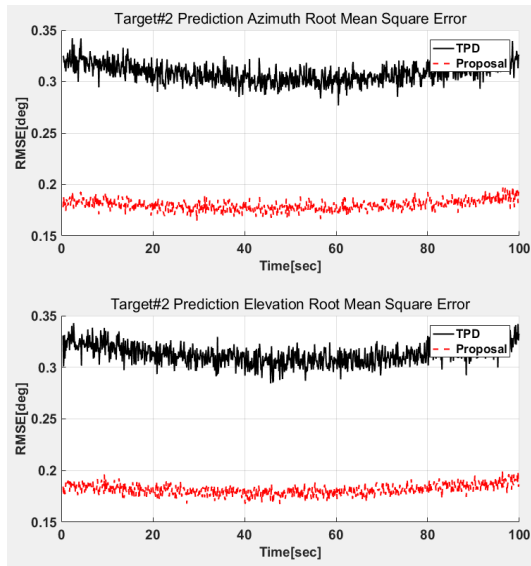


그림 13. 시간에 따른 빔 조향 각도(방위각, 고각) RMSE (표적 #2)  
Fig. 13. Beam Steering(azimuth, elevation) RMSE over Time (Target #2)

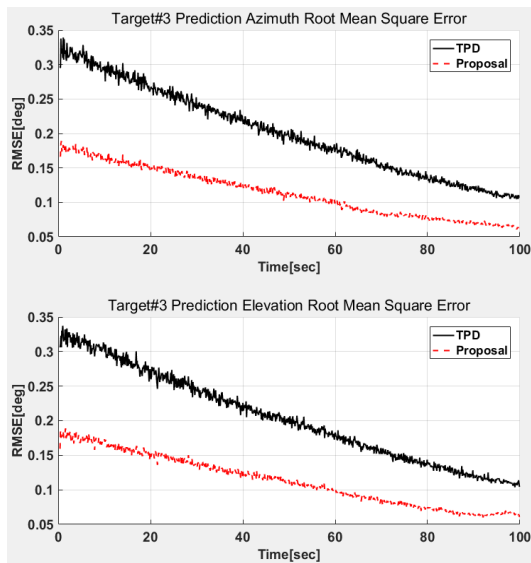


그림 14. 시간에 따른 빔 조향 각도(방위각, 고각) RMSE (표적 #3)  
Fig. 14. Beam Steering(azimuth, elevation) RMSE over Time (Target #3)

위 결과에서 확인할 수 있듯이 방위각, 고각 빔 조향 오차도 기존 TPD 알고리즘에 비해 개선되었음을 확인할 수 있다. 특히 진행방향 각도 RMSE의 성능이 TPD

알고리즘과 유사했던 2번 표적(횡단 표적)의 경우에도 빔 조향 RMSE는 제안하는 알고리즘이 TPD 알고리즘에 비해 오차가 많이 개선되었음을 확인할 수 있다.

## IV. 결론

본 논문에서는 레이더 시선속도 측정값을 활용한 트랙 초기화 정확도 향상 기법 알고리즘에 대해 기술하였다. 또한 실제 레이더의 측정치와 유사한 시뮬레이션 환경을 구성하여 1000회의 Monte Carlo 시험을 통해 트랙 초기화에 널리 사용되고 있는 Two Point Differential 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 성능을 비교 & 분석하였고, 제안하는 알고리즘의 성능을 확인하였다. 제안하는 알고리즘은 측정치 수집 주기가 짧은 추적 레이더 시스템의 기존 TPD 알고리즘이 가지는 추적 초기 속도 오차 문제를 완화 할 수 있을 것이라고 판단되며 특히 초기 속력 정확도를 많이 개선함으로써 빔 조향 오차 개선 및 신뢰도 높은 항적 연관 성능 등의 효과를 기대할 수 있을 것이라고 판단된다. 추후에는 미사일, 무인기 등 표적의 대상을 넓혀 제안하는 알고리즘의 성능을 확인하고 실제 추적 시스템에 적용할 수 있도록 연구할 계획이다.

## Reference

- [1] E. Mazor, A. Averbuch, Y. Bar-Shalom and J. Dayan, "Interacting multiple model methods in target tracking: a survey," in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 34, no. 1, pp. 103-123, Jan. 1998.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/7.640267>
- [2] P. R. Kalata, "The Tracking Index: A Generalized Parameter for  $\alpha$ - $\beta$  and  $\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$  Target Trackers," in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-20, no. 2, pp. 174-182, March 1984.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.1984.310438>
- [3] P. M. Djuric et al., "Particle filtering," in IEEE Signal Processing Magazine, vol. 20, no. 5, pp. 19-38, Sept. 2003.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/MSP.2003.1236770>
- [4] E. A. Wan and R. Van Der Merwe, "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation," Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (Cat. No.00EX373), 2000, pp. 153-158.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/ASSPCC.2000.882463>
- [5] P. J. Hargrave, "A tutorial introduction to Kalman

filtering," IEE Colloquium on Kalman Filters: Introduction, Applications and Future Developments, pp. 1/1-1/6. 1989

- [6] X. Rong Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in clutter with nearest neighbor filters: analysis and performance," in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 32, no. 3, pp. 995-1010, July 1996.  
 DOI: <https://doi.org/10.1109/7.532259>
- [7] P. Konstantinova, A. Udwarev, T. Semerdjiev, "A study of a target tracking algorithm using global nearest neighbor approach," Proceedings of the International Conference on Computer Systems and Technologies, pp. 290-295, 2003.  
 DOI: <https://doi.org/10.1145/973620.973668>
- [8] Taek Lyul Song, Dong Gwan Lee, Jonha Ryu, "A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for tracking in a clutter environment," Signal Processing, vol.85, issue 10, pp. 2044-2053, Oct 2005.  
 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2005.01.016>
- [9] Y. Bar-Shalom, F. Daum and J. Huang, "The probabilistic data association filter," in IEEE Control Systems Magazine, vol. 29, no. 6, pp. 82-100, Dec. 2009.  
 DOI: <https://doi.org/10.1109/MCS.2009.934469>
- [10] 유인제, 박성제, "클러스터밀도 추정 방법 개선을 통한 LM-IPDAF의 표적 추적 성능 향상 연구," 한국산학기술학회 논문지, vol.18, no.5, pp.99-110, 2017년.  
 DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2017.18.5.99>
- [11] 선선구, 이의혁, "다중센서 정보를 이용한 구름 클러스터 환경의 대공표적 추적," 한국정보기술학회논문지, vol. 19, no.4, pp.75-82, 2021.  
 DOI : 10.14801/jkiit.2021.19.4.75
- [12] M. Mahendra, L. Barbara, "Comparison of Single-point and Two-point Difference Track Initiation Algorithms Using Position Measurement," Acta Automatica Sinica, vol. 34, Issue 3, pp. 258-265, March 2008.  
 DOI: <https://doi.org/10.3724/SP.J.1004.2008.00258>

## 저 자 소 개

유 동 길(정회원)



- 2011년 2월 : 한양대 전자컴퓨터 공학과(공학사)
- 2013년 2월 : 한양대 전자전기계 어계측공학과(공학석사)
- 2013년 1월 ~ 현재 : LIG 넥스원 레이더연구소 선임연구원

현 준 석(정회원)



- 2016년 2월 : 한밭대학교 제어계 측과 (공학사)
- 2019년 7월 ~ 현재 : LIG 넥스원 레이더 연구소 선임연구원

조 인 철(정회원)



- 2015년 2월 : 서원대학교 컴퓨터 교육과(이학사)
- 2017년 2월 : 인하대학교 정보컴퓨터공학과(공학석사)
- 2017년 1월 ~ 현재 : LIG 넥스원 레이더 연구소 선임연구원

손 성 환(정회원)



- 2004년 2월 : 인하대학교 전자공학과(공학사)
- 2006년 2월 : 인하대학교 정보통신대학원(공학석사)
- 2010년 8월 : 인하대학교 정보통신대학원(공학박사)

- 2011년 1월 ~ 현재 : LIG 넥스원 레이더 연구소 수석연구원