Journal of the KIMST, Vol. 18, No. 1, pp. 84-92, 2015 ISSN 1598-9127
DOI http://dx.doi.org/10.9766/KIMST.2015.18.1.084

Research Paper 센서 · 신호처리 부문

Weighted IMM 기법을 사용한 각도 추정 오차 감소 기법

최성희*,1) · 송택렬2)

1) 국방과학연구소 제3기술연구본부
2) 한양대학교 전자시스템공학과

Angle Estimation Error Reduction Method Using Weighted IMM

Seonghee Choi*,1) · Taeklyul Song2)

1) *The 3rd Research and Development Institute, Agency for Defense Development, Korea*
2) *Department of Electronics System Engineering, Hanyang University, Korea*

(Received 22 September 2014 / Revised 3 December 2014 / Accepted 30 January 2015)

ABSTRACT

This paper proposes a new approach to reduce the target estimation error of the measurement angle, especially applied to the medium and long range surveillance radar. If the target has no maneuver and no change in heading direction for a certain time interval, the predicted angle of interacting multiple model(IMM) from the previous track information can be used to reduce the angle estimation error. The proposed method is simulated in 2 scenarios, a scenario with a non-maneuvering target and a scenario with a maneuvering target. The result shows that the new fusion solution(weighted IMM) with the predicted azimuth and the measured azimuth is worked properly in the two scenarios.

Key Words : IMM(Interacting Multiple Model), Angle Estimation Error(각도 추정 오차), WIMM(Weighted IMM)

1. 서 론

최근 전장 환경에서는 감시정찰 분야의 중요성이 크게 부각되고 있고, 특히 레이더는 날씨나 주야간에 상관 없이 항상 운용 가능하다는 장점 때문에 감시정찰 임무의 핵심 센서로 크게 주목받고 있다. 특히 500km 이상의 원거리 표적을 탐지하고 추적하는 장거리 레이더는 최근 주된 위협으로 급부상하고 있는 탄도탄(TBM : Tactical Ballistic Missile) 조기 대응 능력을 확보하기 위한 핵심 무기 체계로 주목을 받기에 이르렀다. 탄도탄과 같은 소형 물체를 탐지하고 추적하기 위해서는 탐지 거리도 중요하지만 정확한 추정 성능을 가져야 한다.

레이더는 표적을 탐지하기 위해서 탐지하고자 하는 방향에 초고주파 신호를 송신한 후, 표적으로부터 맞고 들어오는 수신 신호를 신호처리 과정을 거쳐 표적을 탐지한다. 이때 얻는 표적 정보는 탐지된 거리와 빔을 조사한 방향의 각도(방위각 또는 고각)으로 구성된다. 거리 방향의 측정 오차는 수 m 단위의 정확한

* Corresponding author, E-mail: seonghee@add.re.kr
Copyright ⓒ The Korea Institute of Military Science and Technology

정보로 산출이 가능하나 방위각/고각과 같은 각도 정보는 동일한 각도 오차여도 직교좌표계를 사용하는 시스템에서는 거리가 멀어질수록 큰 거리 오차를 수반하게 된다.

본 논문에서는 표적 추적을 위해 다중 모델 기법 중 효율성이 높은 IMM 알고리즘을 사용하는 경우 기존의 추적중인 표적의 상태 정보를 활용하여 각도 오차 정보를 줄이는 새로운 방법을 제안하고자 한다.

2장에서는 거리에 따른 방위각 오차의 왜곡된 현상을 살펴보고 3장에서는 IMM 알고리즘의 간단한 설명과 이를 사용한 기존 레이더의 표적 추적 흐름도 그리고 본 논문에서 제시하는 weighted IMM 방법에 대해 설명을 하였으며 4장에서 시뮬레이션을 통해 제시하는 새로운 방법이 표적 추적에 있어서 탁월한 각도 추정 성능에 효율성이 있음을 설명하고자 한다.

2. 거리에 따른 방위각 오차 왜곡 현상

레이더의 측정치는 거리와 각도 정보 그리고 도플러 속도로 구성이 되며, 표적 거리/각도/도플러 속도는 추적 필터를 통해서 최적의 표적 상태 변수 위치/속도/가속도 등을 추정하게 된다. 표적 추적 필터를 사용할 때 동력학 모델 좌표계는 구좌표계(Polar Coordinate)와 직교좌표계(Cartesian Coordinate)를 사용할 수 있는데, 유도무기 사격통제시스템이나 함정용 전투체계와 같은 외부 시스템과 레이더가 연동을 하는 경우는 시스템간의 인터페이스의 효율성을 위해서 직교좌표계를 주로 사용하게 된다. 따라서 거리/각도 정보로 구성된 측정치로부터 추정치를 얻기 위해서는 구좌표계에서 직교좌표계로 변환되는 과정이 필요하게 되고, 추적 필터에서 이러한 변환 과정은 비선형 Kalman Filter 즉 EKF(Extended Kalman Filter)[1]나 의사측정치(Pseudo-measurement)[2]를 사용하는 방법을 통해 해결한다.

그러나 물리적으로 장거리레이더와 같은 원거리의 표적에 대해서 각도 측정 오차 값은 직교좌표계로의 변환 과정을 거치면서 아래와 같은 2가지의 특징을 내포하고 있다.

첫째, 거리 측정 오차 및 각도 측정 오차는 근거리에서 직교좌표계로의 변환 시 큰 영향을 주지 않지만, 거리가 멀수록 직교좌표계로 변환 시 심각한 왜곡 현상을 가져오게 된다. Fig. 1은 10km의 거리에 있는 표적에 대해 거리 측정 오차(σ_r = 50m)와 각도에 대한 측정 오차(σ_θ = 0.5°)를 가정했을 경우 표적 유효 영역(Validation Gate, ±3σ)을 그려본 결과이다. 결과에서 보듯이 가까운 거리에서는 거리 방향과 방위각 방향에 대한 오차가 비슷하여 원의 형태를 유지하지만 Fig. 2와 Fig. 3처럼 거리가 멀수록 각도 오차에 의한 영역이 커짐으로서 레이더의 접선 방향으로 영역이 커진 타원 모양의 영역을 가짐을 알 수 있다.

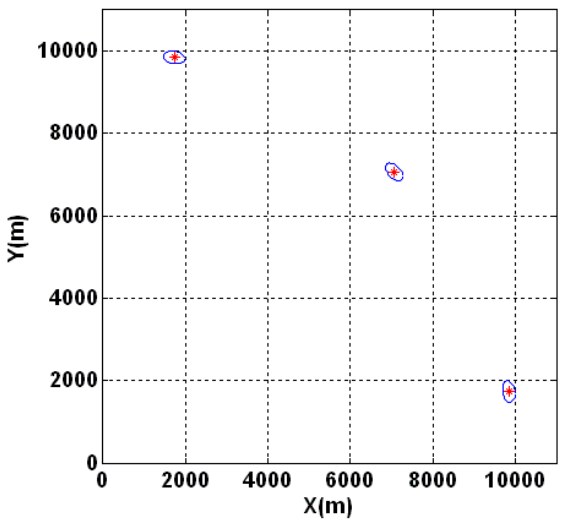


Fig. 1. Validation gate of short range target
(R = 10km, Θ = 10°/45°/80°)

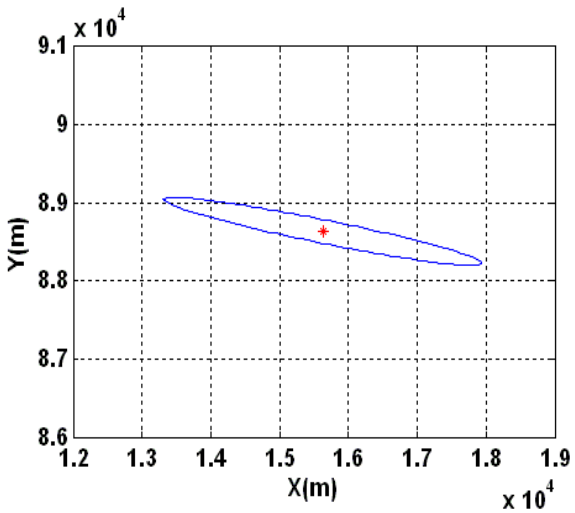


Fig. 2. Validation gate of long range target
(R = 90km, Θ = 10°)

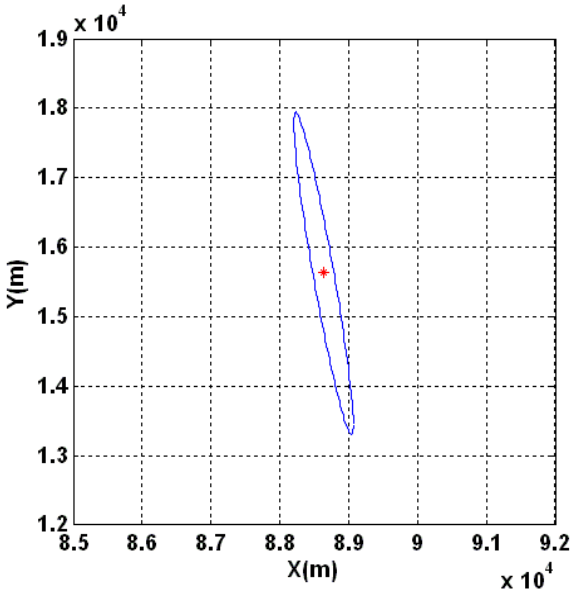


Fig. 3. Validation gate of long range target (R = 90km, Θ = 80°)

둘째는 표적의 위치에 따라 X축 또는 Y축으로의 표준편차(σ_x, σ_y) 범위가 상이하게 나타나게 된다. Fig. 2처럼 표적이 Y축에 가까이 붙어 있을 경우에는 X축의 표준편차(σ_x) 값이 큰 변화를 가지며, Fig. 3과 같이 X축에 가까이 붙어 있는 경우에는 Y축의 표준편차(σ_y) 값이 크게 된다. 표적의 위치에 따라 직교좌표계에서 표준 편차 값이 상이한 경우는 유도무기의 사격통제시스템이나 함정용 전투체계시스템 관점에서는 표적 할당(Engagement) 영역을 상이하게 잡아야 하는 문제점을 내포하게 된다. 따라서 이러한 정보 왜곡을 감소시키기 위해서는 주어진 표적의 각도 측정 오차에 대해 추적 필터에서 방위각 추정 오차(Estimated Error)를 줄이는 연구가 필요하며 본 논문에서는 기존에 제시하지 않은 새로운 방법을 제안하고자 한다.

3. Normal IMM과 Weighted IMM

3.1 Normal IMM

현재 표적 추적을 위한 알고리즘으로서는 단일 모델을 사용하는 추적 기법보다는 여러 상황을 고려한 다중 모델 기법이 널리 사용되어지고 있다. 특히 IMM (Interacting Multiple Model)[3] 알고리즘은 기존의 GPB1, GPB2[4], MMAE[5]와 같은 다중모델(Multiple Model)들보다 효율적인 추적 성능 때문에 최근 감시정찰 센서 분야의 추적 필터로 널리 사용되어 지고 있다.

IMM 알고리즘의 특성은 연관/예측/쇄신/결합의 4단계 과정으로 이루어져 있으며 다수의 표적 모델을 기반으로 모델간의 상호 유기적인 계산 과정을 통해 현재 표적의 실제 동력학에 맞는 모델들의 가중치를 계산할 수 있다는 것이다. 이렇게 계산된 가중치는 표적의 기동 유무를 판별하는 중요한 지표로 사용이 되어질 수 있는 큰 장점이 있다. (1)과 같은 이산시간 시스템 방정식에서 IMM 알고리즘의 각 단계에서의 계산 과정은 아래와 같다.

$$X_k = \Phi(M_k)X_{k-1} + \Gamma(M_k)W_{k-1}$$
$$Z_k = H(M_k)X_{k-1} + V_{k-1} \tag{1}$$

먼저 k-1 순간에서 얻어진 측정치 z_{k-1}로부터 쇄신되어진 모드의 상태변수 추정치 $\hat{X}^j_{k-1}$, $\hat{P}^j_{k-1}$과 각 모드의 확률 μ^i_{k-1}로부터 모드 천이 확률 행렬을 통해 각 모드에 대한 혼합된 추정치 $\tilde{X}^j_k$, $\tilde{P}^j_k$을 얻을 수 있다.

$$\tilde{X}^j_k = \frac{\sum_{j=1}^{N}\hat{X}^j_{k-1}\pi_{ji}\mu^j_{k-1}}{\sum_{j=1}^{N}\pi_{ji}\mu^j_{k-1}} = \sum_{j=1}^{N}\hat{X}^j_{k-1}\mu^{j|i}_{k-1}$$
$$\tilde{P}^j_k = \sum_{j=1}^{N}(\hat{P}^j_{k-1} + (\hat{X}^j_{k-1} - \tilde{X}^j_{k-1})(\hat{X}^j_{k-1} - \tilde{X}^j_{k-1})^T)\mu^{j|i}_{k-1} \tag{2}$$

예측과정에서는 $\tilde{X}^j_k$, $\tilde{P}^j_k$로부터 예측 추정치 $\overline{X}^j_k$, $\overline{P}^j_k$를 (3)과 같이 구할 수 있다. Q^i_{k-1}는 공정잡음의 공분산이다.

$$\overline{X}^j_k = \Phi\tilde{X}^j_{k-1}$$
$$\overline{P}^j_k = \Phi\tilde{P}^j_{k-1}\Phi^T + \Gamma Q^i_{k-1}\Gamma^T \tag{3}$$

각 모델의 예측과정은 Kalman Filter의 예측 과정과 동일하다.

각 모델의 표적 상태 추정치 쇄신과정은 kalman filter의 쇄신 과정과 동일하며 측정치로부터의 쇄신 과정은 (4)와 같다.

$$\hat{X}_k^j = \overline{X}_k^j + K^{j_k}(z_k - HX_k^i)$$

$$K^{j_k} = \overline{P}_k^j H^T (H\overline{P}_k^j H^T + R_k^i)^{-1} \quad (4)$$

$$\hat{P}_k^j = (I - K_k^i H)\overline{P}_k^j$$

각 필터에서 얻어진 쇄신된 추정치로부터 궁극적으로 원하는 상태변수 추정치와 공분산은 각 모델의 확률 결합을 통해 (5)와 같이 구해진다.

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^{N} \hat{X}_k^i \mu_k^i$$

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^{N} (\hat{P}_k^j + (\hat{X}_k^i - \hat{X}_k)(\hat{X}_k^i - \hat{X}_k)^T)\mu_k^i \quad (5)$$

(5)에서의 쇄신된 모드 확률은 (6)과 같이 계산된다.

$$\mu_k^i = \frac{f(z_k | M_k^i, Z_{k-1}) \sum_{j=1}^{N} \pi_{ji} \mu_{k-1}^j}{\sum_{i=1}^{N} f(z_k | M_k^i, Z_{k-1}) \sum_{j=1}^{N} \pi_{ji} \mu_{k-1}^j} \quad (6)$$

$$f(z_k | M_k^i, Z_{k-1})$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |S_k^i|^{\frac{1}{2}}} exp - \frac{1}{2}(z_k - H\overline{X}_k^j)^T S_k^{i^{-1}} (z_k - H\overline{X}_k^j)$$

레이더의 표적 추적 알고리즘으로 IMM을 사용하는 기존의 데이터처리 흐름도는 Fig. 4와 같다. 레이더의 신호처리기에서는 펄스 압축과 도플러 처리를 통한 Range-Doppler 도메인에서 2D CFAR를 통해 표적의 거리 방향에 대한 움직이는 표적을 탐지하여 Hit를 생성하게 된다. 이러한 Hit들을 모아서 거리와 방위각 그리고 고각에 대한 표적의 위치 정보를 산출하게 되는데 이 과정을 플롯 추출(plot extraction)이라고 한다. plot이 생성이 되면 기존의 추적 중인 표적과 연관성을 검사하게 되고, 기존의 표적과 연관이 있다고 판단이 되면 IMM 알고리즘을 통해 표적 추적을 수행하게 된다. Fig. 4와 같이 기존의 일반적인 레이더 처리 흐름도는 표적 탐지 결과(Plot) 신호로부터 표적 추적을 통하는 개방형 흐름도를 가지고 있다고 할 수 있다.

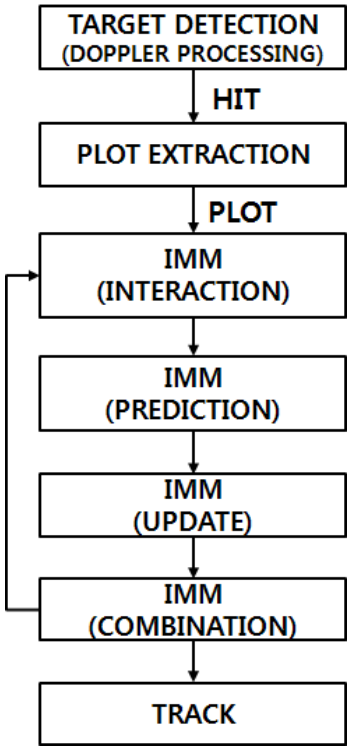


Fig. 4. Normal IMM

3.2 Weighted IMM

Fig. 5는 본 논문에서 제시하는 데이터 처리 흐름으로서 방위각 오차를 줄이기 위한 새로운 방법으로 기존의 IMM 알고리즘으로부터 표적의 기동 유무를 판단하여 표적 기동이 없는 경우에 플롯의 방위각을 트랙의 예측된 방위각과 융합하여 새로운 방위각을 재계산을 한다.

표적 측정치(Plot)는 표적 RCS 변화 및 glint noise에 의한 영향 그리고 클러터와의 혼합된 상태에서 수신된 신호이기 때문에 표적의 측정치는 언제든지 예상치 못한 결과를 가져올 수 있는 위험이 존재하게 된다. 하지만 표적의 추적 필터는 기존의 측정치를 바탕으로 최적의 상태 변수를 구하였으므로 표적의 큰 기동이 없는 경우에 대해서는 추적 필터의 상태 변수 추정치 신뢰성이 매우 높다고 할 수 있다.

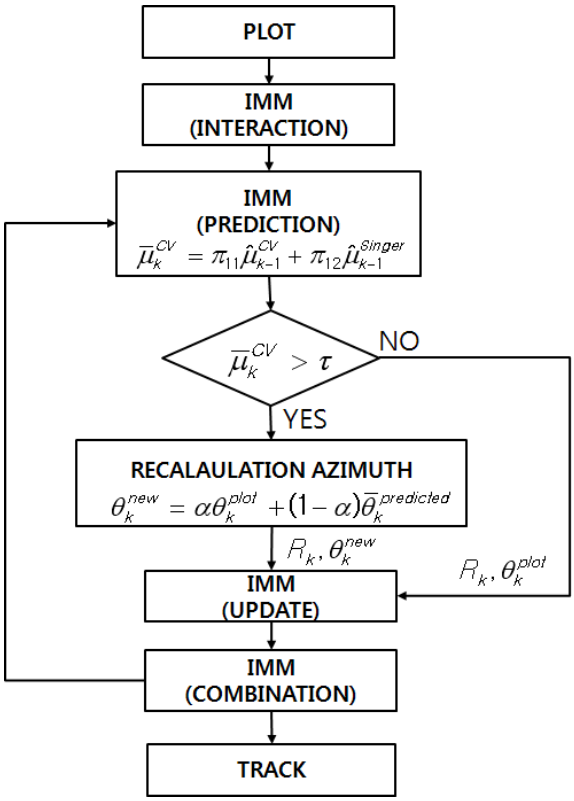


Fig. 5. Weighted IMM

본 논문에서 IMM을 위해 사용하는 다중 모델로서는 등속운동을 위한 CV 모델[6]과 가속 운동을 위한 Singer 모델[7]을 사용하였다.

Fig. 5에서 제안하는 Weighted IMM 방법은 k순간에 표적이 기동을 하지 않을 확률과 표적이 기동할 확률은 $k-1$순간의 CV 모델 확률($\hat{\mu}_{k-1}^{CV}$)과 Singer 모델 확률($\hat{\mu}_{k-1}^{Singer}$)에 대한 모드 확률로부터 모드 천이 행렬을 통해 예측된 각 모델의 확률을 (6)과 (7)로 구해질 수 있다.

$$\bar{\mu}_k^{CV} = \pi_{11}\hat{\mu}_{k-1}^{CV} + \pi_{21}\hat{\mu}_{k-1}^{Singer} \tag{6}$$

$$\bar{\mu}_k^{Singer} = \pi_{21}\hat{\mu}_{k-1}^{CV} + \pi_{22}\hat{\mu}_{k-1}^{Singer} \tag{7}$$

$\hat{\mu}_{k-1}^{CV}$, $\hat{\mu}_{k-1}^{Singer}$는 각 모델에 대한 모드 확률로서 $k-1$순간에 계산된 모드 확률이다. π_{ij}는 i번 모델로부터 j번째 모델로 천이할 확률을 나타내는 상태 천이 확률이다. 위와 같이 이전의 모델 확률을 통해 k순간의 모델에 대한 모드 확률을 예측한 후, 등속 모델에 대한 예측 확률이 정해진 문턱치를 넘으면 표적은 이전과 동일하게 등속 운동을 할 것으로 예측이 되므로 $k-1$순간으로부터 표적 동력학에 의해 예측되는 표적의 상태변수는 신뢰성이 크다. 따라서 현재 얻어진 플롯의 방위각(θ_k^{plot})과 트랙으로부터 예측되어진 방위각($\bar{\theta}_k^{predicted}$)을 융합하여 새로운 방위각($\theta_k^{recalculated\,plot}$) 정보를 생성하여 표적의 방위각에 대한 오차를 감소시켜보고자 한다. 융합하는 식은 (8)와 같다.

$$\theta_k^{recalaulated\,plot} = \alpha\theta_k^{plot} + (1-\alpha)\bar{\theta}_k^{predicted} \tag{8}$$

(8)식에서 사용되어지는 예측된 방위각($\bar{\theta}_k^{predicted}$)은 이전 스캔에서의 추정치로부터 예측한 값으로서 각 모드의 예측된 방위각 값과 예측된 모드 확률 값을 사용하여 (9)와 같이 구할 수 있다.

$$\bar{\theta}_k^{predicted} = \bar{\theta}_k^{CV}\,\bar{\mu}_k^{CV} + \bar{\theta}_k^{Singer}\,\bar{\mu}_k^{Singer} \tag{9}$$

$$\bar{\theta}_k^{CV} = \tan^{-1}\left(\frac{\bar{x}_k^{CV}}{\bar{y}_k^{CV}}\right) \tag{10}$$

$$\bar{\theta}_k^{Singer} = \tan^{-1}\left(\frac{\bar{x}_k^{Singer}}{\bar{y}_k^{Singer}}\right) \tag{11}$$

4. 시뮬레이션

본 논문에서 제안하는 Weighted IMM 기법은 IMM 알고리즘의 모델 확률을 바탕으로 표적의 기동 유무를 예측하여 표적의 기동이 없는 경우, 추적필터로부터 예측한 예측 값와 측정 값를 융합하여 가상의 측정치를 생성하여 표적 쇄신을 수행한다. 다중모델 가설을 위한 표적 동력학 모델은 CV와 Singer 모델을 사용하였으며 표적 모델은 아래와 같다.

$$X_k = \Phi^{CV}X_{k-1} + \Gamma^{CV}W_{k-1} \tag{12}$$

$$X_k = \Phi^{Singer}X_{k-1} + \Gamma^{Singer}W_{k-1} \tag{13}$$

위 식에서 각각의 시스템 천이 행렬 Φ^{CV}, Φ^{Singer}과 $\Gamma^{CV}, \Gamma^{Singer}$는 (14)와 같다.

$$\Phi^{CV}=\begin{bmatrix}1 & T & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 1 & T\\ 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix},\quad \Gamma^{CV}=\begin{bmatrix}\frac{T^2}{2}\\ T\end{bmatrix} \tag{14}$$

$$\Phi^{Singer}=\begin{bmatrix}1 & T & \tau^2(-1+\frac{T}{\tau}+e^{\frac{T}{\tau}}) & 0 & 0 & 0\\ 0 & 1 & \tau(1-e^{\frac{T}{\tau}}) & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & e^{\frac{T}{\tau}} & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \tau^2(-1+\frac{T}{\tau}+e^{\frac{T}{\tau}})\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \tau(1-e^{\frac{T}{\tau}})\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{\frac{T}{\tau}}\end{bmatrix}$$

$$\Gamma^{Singer}=\begin{bmatrix}\frac{T^2}{2}-T\tau+\tau^2-\tau^2e^{\frac{T}{\tau}} & 0\\ T-\tau+\tau e^{\frac{T}{\tau}} & 0\\ 1-e^{\frac{T}{\tau}} & 0\\ 0 & \frac{T^2}{2}-T\tau+\tau^2-\tau^2e^{\frac{T}{\tau}}\\ 0 & T-\tau+\tau e^{\frac{T}{\tau}}\\ 0 & 1-e^{\frac{T}{\tau}}\end{bmatrix}$$

시뮬레이션에서 표적의 측정치에 대한 측정방정식은 아래와 같다.

$$Z_k=\begin{bmatrix}r_k\\ \theta_k\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\sqrt{x^{2_k}+y^{2_k}}+v_k\\ \tan^{-1}(\frac{x_k}{y_k})+v_\theta\end{bmatrix} \tag{15}$$

측정 방정식 (15)에서의 거리와 방위각에 대한 측정 잡음은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix}v_r\\ v_\theta\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}N(0,\sigma_R^2)\\ N(0,\sigma_\theta^2)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}N(0,50^2m)\\ N(0,0.5^\circ{}^2)\end{bmatrix} \tag{16}$$

다음으로 IMM 알고리즘의 각 모드에 대한 공분산 계산을 위한 Q1과 Q2값은 아래와 같다.

$$Q1=q1*\begin{bmatrix}\frac{T^4}{4} & \frac{T^2}{2} & 0 & 0\\ \frac{T^2}{2} & T & 0 & 0\\ 0 & 0 & \frac{T^4}{4} & \frac{T^2}{2}\\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & T\end{bmatrix} \tag{17}$$

$$Q2=q2*\begin{bmatrix}Q_{11} & Q_{12} & Q_{13} & 0 & 0 & 0\\ Q_{21} & Q_{22} & Q_{23} & 0 & 0 & 0\\ Q_{31} & Q_{32} & Q_{33} & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & Q_{11} & Q_{12} & Q_{13}\\ 0 & 0 & 0 & Q_{21} & Q_{22} & Q_{23}\\ 0 & 0 & 0 & Q_{31} & Q_{32} & Q_{33}\end{bmatrix} \tag{18}$$

$$Q_{11}=\frac{\tau^5}{2}(1-e^{-2\frac{T}{\tau}}+2\frac{T}{\tau}+\frac{2}{3}\frac{T^3}{\tau^3}-2\frac{T^2}{\tau^2}-4\frac{T}{\tau}e^{\frac{T}{\tau}})$$

$$Q_{12}=\frac{\tau^4}{2}(1+e^{-2\frac{T}{\tau}}-2e^{\frac{T}{\tau}}+2\frac{T}{\tau}e^{\frac{T}{\tau}}-2\frac{T}{\tau}+\frac{T^2}{\tau^2})$$

$$Q_{13}=\frac{\tau^3}{2}(1-e^{-2\frac{T}{\tau}}-2\frac{T}{\tau}e^{\frac{T}{\tau}})$$

$$Q_{21}=Q_{12}$$

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

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

$$Q_{31}=Q_{13}$$

$$Q_{32}=Q_{23}$$

$$Q_{33}=\frac{\tau}{4}(1-e^{\frac{-2T}{\tau}})$$

위 식의 CV 모델에 대한 공정잡음($q1$) 값은 2이고, Singer 모델에 대한 공정잡음($q2$)는 표적 가속도의 분산과 상관 계수(τ)의 함수로서 $2\frac{\sigma_a^2}{\tau}$이다. 각각의 변수 값은 σ_a = 5, τ = 20으로 설정하였다.

또한 방위각 융합 시 수행되는 모드 확률 문턱치는 0.7로 설정하였으며 융합식의 가중치 α는 0.5로 설정하여 시뮬레이션을 수행하였다.

4.1 표적 등속 시나리오

첫 번째 표적 시나리오는 거리 140km, 45°에서 등속으로 접근하는 표적으로 표적의 궤적은 Fig. 6과 같다. 표적의 거리 측정 잡음 표준편차(σ_R)는 50m이고, 각도 측정 잡음 표준 편차(σ_θ)는 0.5°으로 측정치(Plot)를 생성하였다. 표적 갱신 주기(T)는 2초로 하였으며 총 시뮬레이션 시간은 250스캔이다. 표적의 등속 속도는 V_x = -100m/s, V_y = -100m/x로 접근하도록 설정하였고 RMSE 통계를 위해서 monte-carlo simulation을 100회 수행하였다.

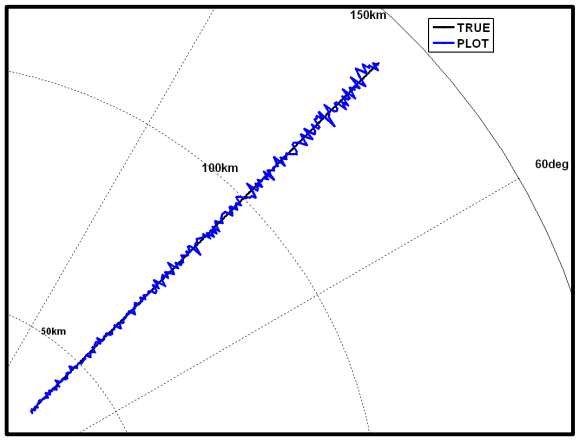


Fig. 6. Scenario #1

위의 표적에 시나리오에 대한 normal IMM(nIMM) 알고리즘과 weighted IMM(wIMM) 알고리즘의 모드 확률 변화는 Fig. 7과 같다.

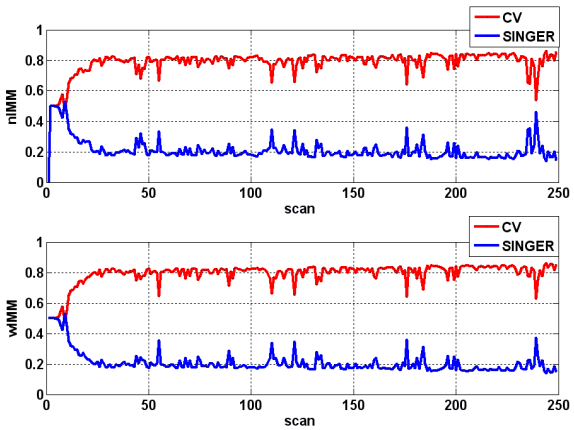


Fig. 7. Mode probability(CV and singer)

Fig. 7의 결과는 100회 시뮬레이션 중 첫 번째 수행 결과로서 등속 운동에 맞게 CV 모델에 대한 확률이 지속적으로 높은 것을 알 수 있다.

Fig. 8은 시나리오 #1 등속 운동에 대한 방위각 추정 오차를 나타낸다. 100번의 Monte Simulation을 통하여 매 스캔에서의 방위각 오차에 대한 RMSE 값으로 normal IMM에 비교하여 본 논문에서 제시하는 weighted IMM 기법이 방위각 추정에 효과적임을 알 수 있다. 초기 40스캔 이전은 추적 필터 안정화 단계가 지속적으로 이루어지고 있는 상태로서 이 구간에서는 normal IMM 방법이 오차가 적고, 필터 안정화 이후에는 weighted IMM방법이 오차를 크게 감소시키는 것을 알 수 있다. 따라서 추적 필터가 안정화되면 weighted IMM 방법이 등속 운동하는 표적의 방위각 오차 감소에 효과적임을 알 수 있다.

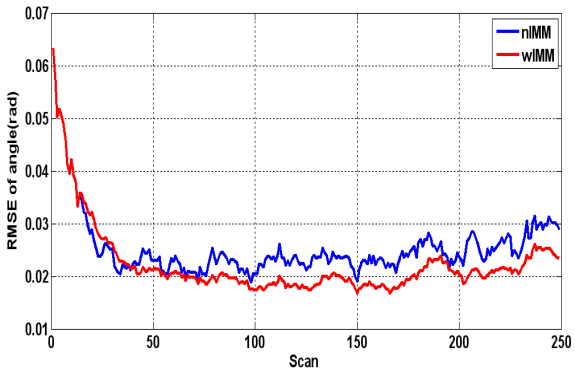


Fig. 8. Azimuth error(RMSE)

4.2 표적 기동 시나리오

두 번째 표적 시나리오는 기동 표적 시나리오로서 거리 140km, 45°에서 등속으로 접근하다가 방향을 선회 한 후에 퇴각하는 표적이다. 시뮬레이션 시간 500초 동안 구간별 표적 기동 시나리오는 구간별로 표적 각속도를 조절하여 기동 표적을 모사하였다.

자세한 표적 기동 시나리오는 Table 1과 같으며 표적 기동시 각속도(ω)는 3.82°/s으로 설정하였다.

표적의 거리 측정 잡음 표준편차(σ_R)는 50m이고, 각도 측정 잡음 표준 편차(σ_θ)는 0.5°으로 측정치를 생성하였다.

Table 1에 의한 표적 시나리오 생성 결과는 Fig. 9와 같다.

Table 1. Maneuvering scenario

순번	구분	시간 (sec)	Ax (m/s^2)	Ay (m/s^2)
1	등속	0 ~ 200	0	0
2	기동	200 ~ 223	-ω*10	10
3	등속	223 ~ 276	0	0
4	기동	276 ~ 300	-ω*10	10
5	등속	300 ~ 500	0	0

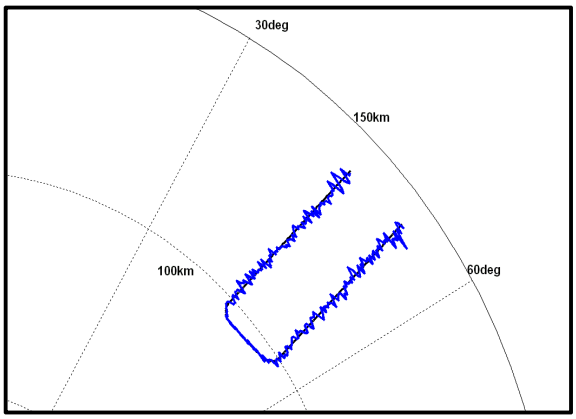


Fig. 9. Scenario #2

시나리오 #2에 대한 2개 알고리즘의 모드 확률 변화는 Fig. 10과 같다. 표적이 등속 운동을 하는 구간의 경우 이전과 같이 CV 모델에 대한 확률이 크고, 표적이 선회를 하는 경우에는 Singer 모델에 대한 모드 확률이 급격히 증가함을 알 수 있다.

이렇게 표적이 기동을 하는 경우에는 이전 상태 변수를 바탕으로 계산된 예측 값들이 신뢰성이 크게 하락하는 경우이므로 weighted IMM 알고리즘은 normal IMM처럼 동작을 하게 된다. 즉 표적의 급격한 변화를 그대로 수용하여 표적의 상태 변수를 추정하게 된다.

모드 확률 변화가 위와 같을 때 제시하는 weighted IMM은 CV 모델에 대한 확률이 0.7이 넘는 구간에서는 방위각 융합과정을 수행하고 그 이외의 구간에서는 normal IMM처럼 동작하게 된다. 따라서 기동하는 경우에는 융합과정을 거치지 않고 적응적으로 측정치를 바로 사용하게 된다.

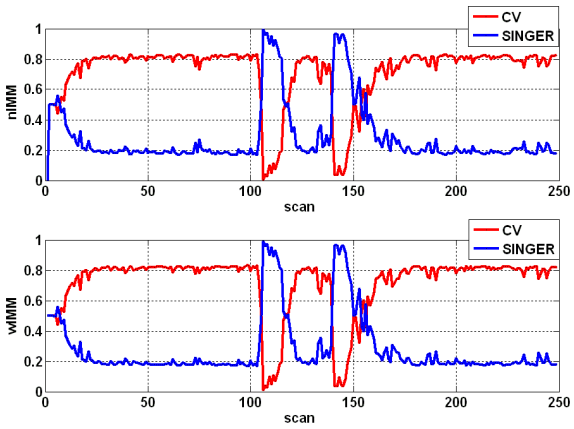


Fig. 10. Mode probability(CV and singer)

Fig. 11는 100번의 monte-carlo simulation에 대한 방위각 오차 RMSE 결과이다.

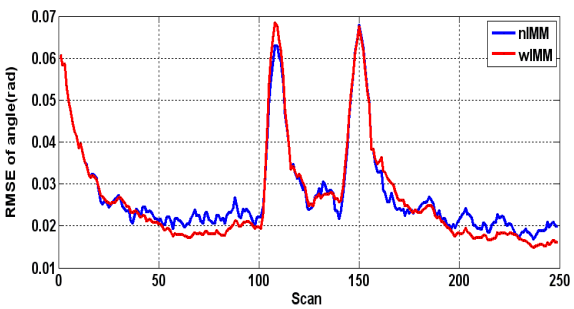


Fig. 11. Azimuth error(RMSE)

결과에서 보듯이 등속 구간에서는 weighted IMM 알고리즘이 우수하다는 것을 알 수 있으며 기동 구간에서는 normal IMM 알고리즘 성능과 비슷함을 알 수 있다. 즉 weighted IMM 알고리즘은 등속 구간에서 방위각 융합 기능을 수행함으로서 방위각 오차를 크게 감소시킬 수 있음을 알 수 있고, 기동 구간에서는 방위각 융합 로직을 수행하지 않음으로서 기존의 방법과 비슷한 성능을 나타냄을 알 수 있다.

Table 2에서는 위의 시뮬레이션 결과에 대해서 250 스캔 동안의 RMSE 오차를 전체 평균한 결과이다. Table 2의 결과를 살펴보면 등속 운동을 하는 시나리오 #1에 대해서는 방위각 오차 감소 효과가 크며 등속-기동을 반복하는 시나리오 #2에서는 추적 성능은 유지하면서 표적 방위각 추정 오차도 감소하는 것을 알 수 있다.

Table 2. Average of RMSE

알고리즘	시나리오 #1		시나리오 #2	
	오차평균 (rad)	비율	오차평균 (rad)	비율
Normal IMM	0.0249	100%	0.0277	100%
Weighted IMM	0.0216	86.75%	0.0267	96.39%
오차 감소	-0.0033	-13.25%	-0.001	-3.61%

위의 시뮬레이션 결과는 표적의 시나리오에 따라 다른 결과를 가져오겠지만 대부분의 표적 추적 상황이 등속인 상황을 고려한다면 본 논문에서 제시하는 weighted IMM 알고리즘의 방위각 추정 오차 개선 효과는 매우 크다고 할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서 제시하는 weighted IMM 알고리즘은 기존의 IMM 알고리즘을 사용하는 레이더 표적 추적 방법을 향상시킨 알고리즘으로서 표적의 기동 유무와 상관없이 방위각 오차 개선 효과가 탁월함을 시뮬레이션을 통해 검증하였다. 추적 필터의 예측 값과 표적의 측정 값을 융합하는 새로운 방법은 기동이 거의 없는 중/장거리의 표적에 대해 방위각 개선 효과에 크게 기여함을 알 수 있고, 더불어 표적이 기동하는 순간에는 기존의 방법을 따름으로서 근거리에서의 표적 추적을 수행하는데 큰 무리가 없음을 2가지의 시나리오에 대해서 확인하였다.

References

[1] S. S. Blackman, “Multiple-Target Tracking with Radar Applications,” Artech House, 1986.

[2] Taek L. Song, Jo Young Ahn, Chanbin Park, “Suboptimal Filter Design with Pseudomeasurements for Target Tracking,” IEEE Transactions on AES Vol. 24, pp. 28-39, 1988.

[3] H. A. P. Blom and Y. Bar-Shalom, “The Interacting Multiple Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients,” IEEE Transactions on Automatic Control, 33, pp. 780-783, 1988.

[4] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, “Estimation and Tracking : Principles, Techniques and Software,” Boston, MA : Artech House 1993.

[5] P. S. Maybeck, and P. D. Halon, “Performance Enhancement of Multiple Model Adaptive Estimator,” IEEE Trans. AES, AES-31, pp. 1240-1254. 1995.

[6] X. R. Li, Y. Bar-Shalom and Thiagalingam Kirubarajan, “Estimation with Application to Tracking and Navigation,” Jhon Wiley & Sons, Inc, 2001.

[7] Singer, R. A., “Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, pp. 473-483, AES-6, 1970.