

## 論文

## 다중표적 추적을 위한 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적필터

김병두\*, 이자성\*\*

Steady State Kalman Filter based IMM Tracking Filter  
for Multi-Target Tracking

Byung-Doo Kim\* and Ja-Sung Lee\*\*

## ABSTRACT

When a tracking filter may be designed in the Cartesian coordinate, the covariance of the measurement errors varies according to the range and the bearing of an interested target. In this paper, interacting multiple model based tracking filter is formulated in the Cartesian coordinate utilizing the analytic solution of the steady state Kalman filter, which can be able to consider the variation of the measurement error covariance. 100 Monte Carlo runs performed to verify the proposed method. The performance of the proposed method is compared with the conventional fixed gain and Kalman filter based IMM tracking filter in terms of the root mean square error. The simulation results show that the proposed approach meaningfully reduces the computation time and provides a similar tracking performance in comparison with the conventional Kalman filter based IMM tracking filter.

## 초 록

본 논문에서는 직교 좌표계에서 추적필터가 설계될 때, 표적의 거리와 방위에 대한 관측오차 공분산의 변화를 고려하기 위하여 정상상태 칼만필터의 해석적 해를 이용하는 IMM 추적기를 설계하였다. 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기의 성능분석 및 검증을 위하여 거리의 변화가 작은 표적과 거리의 변화가 큰 표적에 대하여 각각 100회의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하고, 고정이득 및 칼만필터 기반의 IMM 추적기와 RMS 오차분석을 통하여 비교하였다. 모의실험 결과로부터 제안된 방법이 칼만필터 기반 IMM 추적필터에 비하여 연산량을 크게 감소시킬 수 있으며, 유사한 추적성능을 제공할 수 있음을 확인하였다.

**Key Words** : Interacting Multiple Model(상호작용 다중모델), Kalman Filter(칼만필터), Target Tracking(표적추적), TWS(탐색중추적)

## 1. 서 론

† 2006년 3월 29일 접수 ~ 2006년 7월 12일 심사완료

\* 정회원, 한국전자통신연구원  
연락처, E-mail : bdkim@etri.re.kr

대전시 유성구 가정동 161

\*\* 정회원, 아주대학교 전자공학부

일반적으로, 탐색 레이더의 추적시스템은 스캔 영상으로부터 추출된 표적의 위치정보를 이용하여 표적의 위치, 속도 및 침로 등을 추정하는 TWS(Track-While-Scan)방식을 사용하고 있으며, 목적에 따라 수십 ~ 수백 개의 다중표적을 동시

에 추적할 수 있어야 한다. 그러므로 탐색 레이 다의 추적필터는 연산량을 최소화 할 수 있는  $\alpha$ - $\beta$ ,  $\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$ 와 같은 고정이득 필터나 간단한 모델을 이용하는 칼만필터 등이 주로 사용되어 왔다.

그러나, 최근 컴퓨터 계산능력의 급속한 향상과 더불어 레이더의 추적시스템은 기동표적에 대한 정밀한 추적성능 뿐만 아니라, 표적에 대한 다양한 정보를 제공할 것을 요구받고 있다. 추적 필터를 설계하기 위한 좌표계는 극(구) 좌표계, 직교 좌표계, 혼합 좌표계 등이 사용되고 있으며, 일반적으로 직교 좌표계를 이용하는 것이 연산량은 증가하나 비교적 정밀한 추적을 수행할 수 있다고 알려져 있다[1]. 2차원 레이더의 관측값은 극 좌표계에서 주어진다. 직교 좌표계에서 설계된 선형 추적필터에 적용하기 위해서는 필터링 전에 직교 좌표계에서의 관측값으로 변환이 필요하며, 이것을 변환 측정값(Converted Measurements)[2]이라 한다. 극 좌표계에서의 관측값을 직교 좌표계로 변환할 때, 관측오차는 서로 상관성을 갖게 되므로, Fitzgerald[3]가 제안한 분리형 추적필터를 사용함으로써 1차원 모델에 대한 해석적 해를 동일하게 사용할 수 있으며, 연산량을 감소시킬 수 있다. 기동이 심한 표적은 단순한 선형 필터만으로 효율적인 추적을 수행하기 어렵다. 지난 수십 년간, 기동표적을 추적하기 위한 다양한 알고리즘이 제안되었으며, 이중 Blom에 의해 제안된 IMM (Interacting Multiple Model)[4][5] 알고리즘은 기동표적 추적에 가장 적합한 방법으로 받아들여지고 있다.

최근에, 탐색 레이더와 같이 다수의 표적을 동시에 추적해야 하는 추적시스템에서 IMM 추적기의 실시간 구현을 위하여 고정이득 필터를 기반한 IMM 알고리즘[6][7]이 매우 효과적인 방법으로 제안되었으나, 추적필터가 직교 좌표계에서 설계될 때, 레이더 측정오차에 대한 공분산은 표적의 거리와 방위각에 따라 변하게 되므로, 오프라인으로 계산된 고정이득과 공분산은 추적필터에 적합하지 않게 될 수 있다.

본 논문에서는 직교 좌표계에서 IMM 추적기가 설계될 때, 표적의 거리와 방위에 대한 관측 오차 공분산의 변화를 고려하기 위하여 정상상태 칼만필터의 해석적 해를 이용하는 IMM 추적기를 설계한다. Castella-Dunnebacke의 등속운동 모델[8]과 Ramachandra의 등가속도 모델[9]에 대한 정상상태 칼만필터의 해석적 해를 이용하였다. 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기의 성능 분석 및 검증은 위하여 거리의 변화가 적은 표적과 거리의 변화가 큰 표적에 대하여 각

각 100회의 Monte Carlo 모의실험을 수행하고, 고정이득 및 Kalman 필터 기반의 IMM 추적기와 비교하였다. 모의실험 결과로부터 제안된 정상상태 칼만필터 기반의 IMM 추적기가 고정이득 기반 IMM 추적기에 비하여 매우 정밀한 추적성능을 제공함을 확인할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 등속 및 등가속 운동모델에 대한 정상상태 칼만필터의 해석적 해에 대하여 기술하고 3절에서는 정상상태 칼만필터 기반의 IMM 추적기를 설계한다. 4절에서는 제안된 추적기의 성능검증을 위하여 Monte Carlo 모의실험을 수행하고 5절에서 결론을 맺는다.

## II. 정상상태 칼만필터

### 2.1 Castella-Dunnebacke 모델

등속 운동하는 표적의 위치와 속도를 추정하기 위한 운동 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x(k+1) = x(k) + \dot{x}(k)T + v(k)T^2/2 \quad (1)$$

$$\dot{x}(k+1) = \dot{x}(k) + v(k)T$$

여기서,  $x(k)$ 과  $\dot{x}(k)$ 은 k번째 스캔에서 표적의 위치와 속도이며,  $v(k)$ 는 공정잡음으로 평균이 0인 백색잡음으로 가정한다.

식(1)의 운동 모델을 이용한 2차원 추적필터의 상태 방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}_1(k+1) = F_1 \mathbf{x}_1(k) + G_1 v(k) \quad (2)$$

여기서,  $\mathbf{x}_1$ 은 위치와 속도에 대한 상태벡터로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}_1 = [x \ y \ \dot{x} \ \dot{y}]^T \quad (3)$$

또한, 상태천이 행렬  $F_1$ 와 공정잡음 행렬  $G_1$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$G_1 = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (5)$$

2차원 탐색 레이더의 관측값은 극 좌표계에서 일정한 샘플주기로 표적의 거리와 방위각으로 주

어지며, 관측오차는 평균이 0인 백색잡음으로 가정한다.

극 좌표계에서 얻어진 레이다 관측값은 필터링 이전에 직교 좌표계로 변환되며, 이에 대한 관측 방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z(k) = H_1 x_1(k) + \zeta(k) \quad (6)$$

여기서,

$$z(k) = \begin{bmatrix} x_c(k) \\ y_c(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$H_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\zeta(k) = [\zeta_x(k) \ \zeta_y(k)]^T \quad (9)$$

여기서,  $x_c(k)$ 과  $y_c(k)$ 는 k번째 스캔에서 관측된 표적의 거리( $r_m$ )와 방위각( $\theta_m$ )을 이용하여 x-y 평면으로 변환된 관측값이며,  $\zeta_x(k)$ 과  $\zeta_y(k)$ 은 변환 측정값에 대한 관측오차이다.

레이다의 관측값은 극 좌표계에서 얻어지므로 직교 좌표계에서 표현된 식(6)의 측정값과 측정오차는 서로 연관되어 있으며, 이를 고려한 직교 좌표계에서 측정오차 공분산 행렬은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 \\ \sigma_{xy}^2 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

식(10)의 측정오차 공분산 행렬은 방위각이 0 일 때의 공분산 행렬과 임의의 방위각에 대한 변환행렬을 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R = D R_o D^T \quad (11)$$

여기서,

$$R_o = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & r_m^2 \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$D = \begin{bmatrix} \cos\theta_m & -\sin\theta_m \\ \sin\theta_m & \cos\theta_m \end{bmatrix} \quad (13)$$

정상상태 조건을 이용하여 설계된 2차원 추적 필터의 해석 해를 얻을 수 있다. 이로부터, 상태오차 공분산 행렬의 예측값은 방위각 0에서의 상태오차 공분산 행렬과 임의의 방위각에 대한 변환행렬을 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tilde{P}_1 = D_2 \tilde{P}_{o1} D_2^T \quad (14)$$

여기서,

$$D_2 = \begin{bmatrix} D & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & D \end{bmatrix} \quad (15)$$

또한, 정상상태에서의 칼만 이득은 다음과 같이 주어진다.

$$K_1 = D_2 K_{o1} D^T \quad (16)$$

여기서,  $K_{o1}$ 는 방위각 0에서의 정상상태 칼만 이득이다.

## 2.2 Ramachandra 2차 모델

등가속 운동하는 표적의 위치, 속도 및 가속도를 추정하기 위한 운동 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + \dot{x}(k)T \\ &\quad + \ddot{x}(k)T^2/2 + w(k)T^3/6 \\ \dot{x}(k+1) &= \dot{x}(k) + \ddot{x}(k)T + w(k)T^2/2 \\ \ddot{x}(k+1) &= \ddot{x}(k) + w(k)T \end{aligned} \quad (17)$$

여기서,  $x(k)$ 과  $\dot{x}(k)$ 은 k번째 스캔에서 표적의 위치와 속도이며,  $\ddot{x}(k)$ 은 k번째 스캔에서 표적의 가속도이다.  $w(k)$ 은 공정잡음으로 평균이 0인 백색잡음으로 가정한다.

식(17)의 등가속 운동 모델을 이용한 2차원 추적 필터의 상태 방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_2(k+1) = F_2 x_2(k) + G_2 w(k) \quad (18)$$

여기서,  $x_2(k)$ 은 위치, 속도 및 가속도에 대한 상태벡터로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_2 = [x \ y \ \dot{x} \ \dot{y} \ \ddot{x} \ \ddot{y}]^T \quad (19)$$

또한, 상태전이 행렬  $F_2$ 와 공정잡음 행렬  $G_2$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$G_2 = \begin{bmatrix} T^3/6 & 0 \\ 0 & T^3/6 \\ T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (21)$$

식(6)에서와 같이 변환 측정값에 대한 측정방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z(k) = H_2 x_2(k) + \eta(k) \quad (22)$$

여기서,

$$H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (23)$$

등속운동 모델에서와 마찬가지로, 정상상태에서의 상태오차 공분산 행렬의 예측값은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{P}_2 = D_3 \bar{P}_{o2} D_3^T \quad (24)$$

여기서,

$$D_3 = \begin{bmatrix} D & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & D & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & D \end{bmatrix} \quad (25)$$

정상상태에서의 칼만 이득은 다음과 같이 주어진다.

$$K_2 = D_3 K_{o2} D^T \quad (26)$$

### III. Interacting Multiple Model

IMM 추정기는 각각의 모델에 대한 필터와 상태변수 혼합, 모델확률 갱신 및 각 필터의 출력을 결합하는 부분으로 구성된다. 각 필터는 매 cycle의 초기에 혼합된 추정값과 새로운 추정값을 계산하기 위한 측정값 및 모델에 대한 우도비율(Likelihood ratio)을 계산한다. 결과적으로 모델의 우도비율을 이용하여 각 모델에 대한 모드

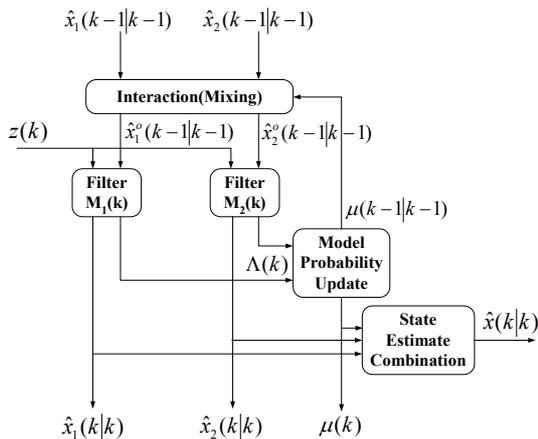


그림 1. IMM 추정기 구조

확률을 갱신하며, 이로부터 각각의 필터 출력을 결합하여 최종적인 필터 출력으로 사용한다.

IMM 추정기 구조는 그림 1과 같이 나타낼 수 있으며, 각각의 단계를 구체적으로 기술하면 다음과 같다.

#### ▪ 혼합확률(Mixing Probability)

m개의 모델을 사용하는 경우에, i번째 모델에 대한 혼합 확률은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\mu_{i|j}(k-1 | k-1) = \frac{1}{c_j} p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (27)$$

여기서,  $c_j$ 는 정규화 상수이고,  $\mu_i$ 는 모델확률이다.  $p_{ij}$ 는 시스템 모델이 Markov 체인이라고 가정할 때, 모델 i에서 모델 j로의 천이확률이다.

#### ▪ 혼합 상태변수(Mixed State)

각각의 모델에 대한 혼합된 상태변수는 이전 단계에서의 상태 추정값,  $\hat{x}_i(k-1 | k-1)$ 과 혼합 확률을 이용하여 다음과 같이 계산되어진다.

$$\hat{x}_{oj}(k-1 | k-1) = \sum_{i=1}^m \hat{x}_i(k-1 | k-1) \times \mu_{i|j}(k | k) \quad (28)$$

#### ▪ 필터링(Filtering)

식(28)로부터 얻어진 각각의 모델에 대한 혼합 상태변수와 변환 측정값을 이용하여 각 모델에서 칼만 필터링은 다음과 같이 수행된다.

$$\hat{x}_j(k | k-1) = F_j \hat{x}_{oj}(k-1 | k-1) \quad (29)$$

$$\hat{x}_j(k | k) = \hat{x}_j(k | k-1) + K_j \tilde{z}(k) \quad (30)$$

$$\tilde{z}(k) = z(k) - H_j \hat{x}_j(k | k-1) \quad (31)$$

#### ▪ 우도비율

상태오차 공분산 행렬의 예측값은 식(14)와 식(24)를 이용하여 계산할 수 있으며, 모델확률을 계산하기 위하여 j번째 필터에 대한 우도비율은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\Lambda_j(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi | S_j(k) |}} \times e^{-\frac{1}{2} \tilde{z}_j^T(k) S_j(k)^{-1} \tilde{z}_j(k)} \quad (32)$$

여기서,  $S_j$ 는 관측값의 잔차에 대한 공분산 행렬로 다음과 같이 계산되어진다.

$$S_j = H_j P_j H_j^T + R \quad (33)$$

▪ 모드확률 갱신(Mode Probability Update)

각각의 모드에 대한 확률은 다음과 같이 갱신된다.

$$\mu_j(k) = \frac{1}{c} A_j(k) \bar{c}_j \quad (34)$$

여기서,  $c$ 는 정규화 상수이며 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$c = \sum_{i=1}^m A_i(k) \bar{c}_i \quad (35)$$

▪ 결합 상태변수(Combined State)

$m$ 개의 추정값은 다음 식을 이용하여 최종적으로 결합되며, 이것은 IMM 추정기의 최종 출력값으로 사용된다.

$$\hat{x}(k | k) = \sum_{j=1}^m \hat{x}_j(k | k) \mu_j(k) \quad (36)$$

IV. Monte Carlo 시뮬레이션

여기서는 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기(IMM<sub>SS</sub>)의 성능을 검증하기 위하여 100회의 Monte Carlo 시뮬레이션을 실시하였다. 또한, 추적 성능 비교를 위하여 고정이득(IMM<sub>FG</sub>) 및 칼만필터 기반 IMM추적기(IMM<sub>KF</sub>)에 대하여 동일하게 수행하였다. 고정이득 기반 IMM추적기는  $\alpha$ - $\beta$ ,  $\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$  필터를 이용하여 구성하였으며, 식 (12)를 이용하여 표적의 초기위치에 대한 측정오차 공분산을 고려하여 파라미터를 설정하였다. 칼만필터 기반 IMM 추적기는 2절에서 언급한 등속운동 모델과 등가속 운동모델을 이용하여 설계하였다. 공정오차 공분산은 등속 운동모델과 등가속 운동모델에 대하여  $0.25 \text{ m}^2/\text{s}^4$ 와  $0.01 \text{ m}^2/\text{s}^6$ 로 각각 설정하였다.

모의실험에서 생성된 표적의 궤적은 레이더 중심으로부터 거리방향의 변화만을 고려한 경우(SCENE. I)와 거리 및 방위각의 변화를 고려한 경우(SCENE. II)에 대하여 등속, 등가속 구간을 갖도록 하였다. 레이더 관측값 생성을 위하여 표적의 참궤적은 5초 간격(안테나 회전율 : 12rpm)으로 직교 좌표계에서 생성된 후, 극 좌표계로 변환하였다. 레이더 관측오차는 거리에 대하여  $100 \text{ m}(1\sigma)$ 의 표준편차를 갖으며, 방위각에 대하여  $1 \text{ degree}(1\sigma)$ 의 표준편차를 갖도록 하였다.

IMM 추적기를 구현하기 위하여, Markov chain이행률과 초기 모델확률은 다음과 같이 설정하였다.

$$p = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix}, \quad \mu = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.9 \end{bmatrix}$$

그림 2는 SCENE. I에서 x-y평면에서 생성된 표적의 참궤적과 레이더 측정값을 도시한 것이며, 그림 3에서는 x, y축에 대한 표적의 참속도를 나타낸 것이다. 그림에서 보듯이 레이더와 표적과의 거리가 멀어짐에 따라 변환 측정값의 오차가 크게 증가하는 것을 알 수 있다.

그림 4와 5는 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기와 고정이득 및 칼만필터 기반 IMM

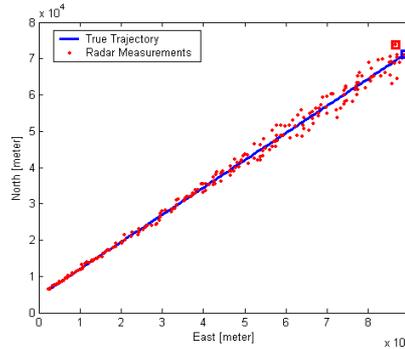


그림 2. SCENE.I: 표적의 참궤적과 관측값

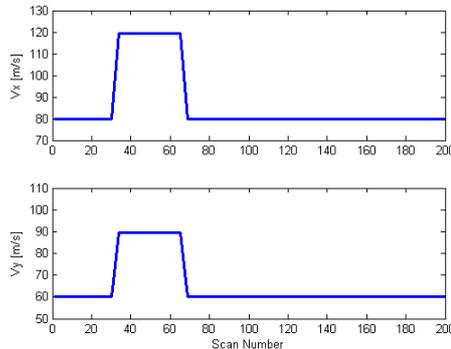


그림 3. SCENE.I: 표적의 참속도

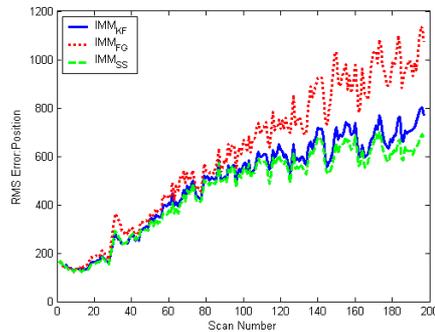


그림 4. SCENE.I: RMS 위치 오차

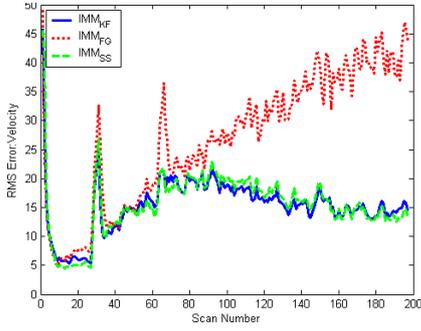


그림 5. SCENE.I:RMS 속도 오차

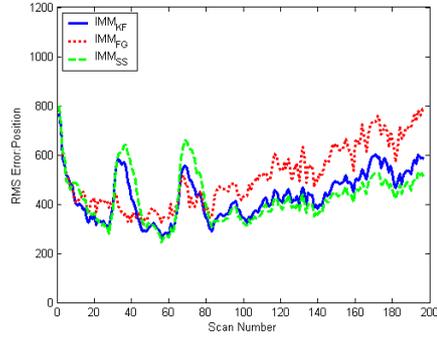


그림 8. SCENE.II:RMS 위치 오차

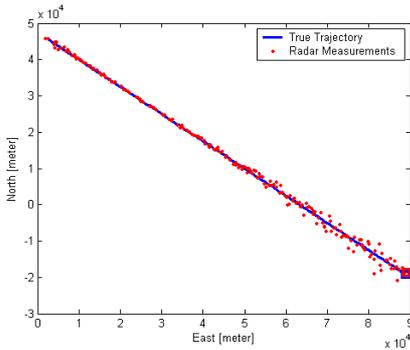


그림 6. SCENE.II:표적의 참궤적과 관측값

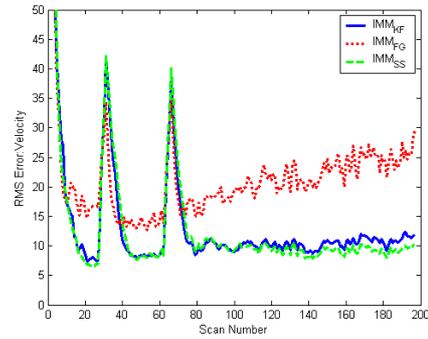


그림 9. SCENE.II:RMS 속도 오차

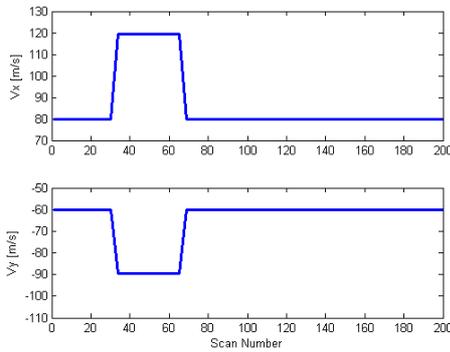


그림 7. SCENE.II:표적의 참속도

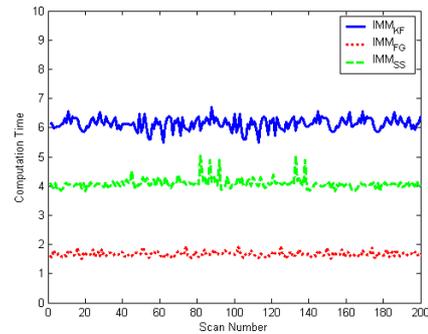


그림 10. 연산시간 비교

추적기의 위치와 속도에 대한 RMS 오차를 도시한 것으로 레이더와 표적간의 거리가 멀어짐에 따라 고정이득 필터 기반 IMM 추적기의 추적 성능이 급격히 저하되는 것을 알 수 있다. 이것은 거리의 변화에 따른 측정오차 공분산의 변화를 고려하지 못함으로써 설계된 고정이득 필터의 파라미터가 적합하지 않게 되기 때문이다.

그림 6은 거리 및 방위각이 동시에 변화는 경우에 대한 표적의 참궤적과 레이더 측정값을 나타낸 것으로 거리의 변화가 작을 때는 변환된 측

정값의 오차도 유사하지만 SCENE I.에서와 마찬가지로 원거리가 됨에 따라 변환 측정값의 오차도 크게 증가한다.

그림 7은 SCENE. II에 대한 표적의 참속도를 나타낸 것이다.

그림 8과 9는 SCENE. II에서 위치와 속도에 대한 RMS 오차를 나타낸 것이다. 여기서, 고정 이득 필터 기반의 IMM 추적기는 파라미터 설정 시 고려한 측정오차 공분산과 유사한 범위, 즉 거리의 변화가 작은 경우에는 표적의 기동에도

강인하며 정밀한 추적성능을 갖지만 거리의 변화가 크게 되는 경우에는 SCENE I.에서처럼 추적 성능이 크게 저하된다. 하지만, 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기는 거리의 변화에 관계없이 칼만필터 기반 IMM 추적기와 유사한 추적 성능을 제공함을 확인할 수 있다. 다만, 현재의 상태오차에 대한 공분산을 고려하지 못하므로 표적의 기동시 칼만필터 기반 IMM 추적기에 비하여 응답 특성이 느리다는 단점이 있다.

그림 10은 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기와 고정이득 및 칼만필터 기반 IMM 추적기의 연산시간을 비교한 것으로 Visual C++에서 제공하는 QueryPerformanceFrequency() 함수와 QueryPerformanceCounter() 함수를 이용하여 측정하였다.

표 1은 그림 10의 연산시간 측정 데이터의 평균을 나타낸 것으로 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기의 연산시간이 일반적인 칼만필터 기반 IMM 추적기에 비하여 33%정도 감소됨을 알 수 있다.

표 1. IMM 추적기의 평균 연산시간

	IMM <sub>FG</sub>	IMM <sub>SS</sub>	IMM <sub>KF</sub>
평균연산시간(μsec)	1.67	4.09	6.13

표 2. IMM 추적기의 연산 비교

Operation	IMM <sub>FG</sub>	IMM <sub>SS</sub>	IMM <sub>KF</sub>
Mixing Probability	○	○	○
Mixed State	○	○	○
Mixed Cov.	X	X	○
State Prediction	○	○	○
Cov. Prediction	X	Δ	○
Filter Gain	X	Δ	○
State Update	○	○	○
Likelihood Ratio	○	○	○
Combined State	○	○	○
Combined Cov.	X	X	○

제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기와 고정이득 및 칼만필터 기반 IMM 추적기에서 표적의 추적에 필요한 연산을 비교하면, 표 2와 같이 정리할 수 있다. 표 2에서 ○는 완전한 연산을 수행하는 것을 의미하며, Δ는 관련된 부분적인 연산을 하는 것을 의미한다. 또한, X는 연산을 수행하지 않는 것을 의미한다.

고정이득 기반 IMM 추적기는 상태오차 공분

산과 필터 이득에 대한 연산을 수행하지 않으므로 매우 적은 연산량으로 표적 추적을 수행할 수 있으나, 표적 거리 변화에 따른 측정오차 공분산의 변화를 고려할 수 없으므로 추적성능이 크게 저하될 수 있다. 제안된 정상상태 칼만필터 기반 IMM 추적기는 식(12)에 나타난 바와 같이 거리에 따라 변하는 측정오차 공분산의 변화를 고려하여 y축에 대한 상태오차 공분산과 필터 이득만을 부가적으로 계산하므로 일반적인 칼만필터를 이용하는 경우에 비하여 연산량을 크게 감소시킬 수 있으며, 유사한 추적성능을 제공할 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 직교 좌표계에서 추적기가 설계될 때, 레이더와 표적간의 거리에 따라 변하는 관측오차의 공분산의 변화를 고려하기 위하여 정상상태 칼만필터의 해석적 해를 이용한 IMM 추적기를 설계하였다. 고정이득 및 칼만필터 기반의 IMM 추적기와 성능비교를 위하여 100회의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하고 위치와 속도에 대한 RMS 오차 분석을 통하여 제안된 정상상태 기반 IMM추적기가 고정이득 필터 기반의 IMM추적기에 비하여 크게 추적성능을 개선할 수 있음을 확인하였다. 또한, 칼만필터 기반의 IMM추적기에 비하여 매우 적은 연산량으로 유사한 추적 성능을 제공할 수 있음을 확인하였다.

## 참고문헌

- 1) Zollo, S., Ristic, B., 1999, *On the Choice of the Coordinate System and Tracking Filter for the Track-while-scan Mode of an Airborne Pulse Doppler Radar*, DSTO-TR-0926.
- 2) Blackman S., Popoli R., 1999, *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*, Artech House.
- 3) R. J. Fitzgerald, 1985, Comments on "position, velocity and acceleration estimates from noisy radar measurements", *IEE Proceedings on Communication, Radar and Signal Processing*, vol. 132, Part-F, pp. 65-67.
- 4) Blom, H.A.P, Bar-Shalom, Y., 1988, "The Interacting Multiple Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients", *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol. 33, No. 8, pp. 780-783.

- 5) Blom, H. A. P, Chang, K.C. and Bar-Shalom, Y., 1989, "Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation Versus the Interacting Multiple Model Algorithm", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 25, No. 2, pp 296-300.
- 6) Pan, Q., Liang, Y., Dai, G., and Zhang, H., 1997, "Interacting Multiple Model Algorithm based on  $\alpha$ - $\beta$ / $\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$  filters", *Proc. of the American Control Conference*, pp. 3698-3702.
- 7) Derbez, E., Remillard, B. and Jouan, A., 2000, "A comparison of fixed gain IMM against two other filters", *Proc. of the Third Int. Conference on Information Fusion*, Vol. 2, pp. 3-9.
- 8) Castella, F. R., Dunnebacke, F. G., 1974, "Analytical results for the X, Y Kalman Tracking Filter", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 10, pp. 891-895.
- 9) Ramachandra, K. V., 2000, *Kalman Filtering Techniques for Radar Tracking* Marcel Dekker, INC.