論文 DOI:10.5139/JKSAS.2010.39.1.25

레이더 측정 잡음 추정을 통한 기동 표적 추적 성능 향상

전대근*, 은연주*, 고 현*, 염찬홍*

Performance Improvement of Maneuvering Target Tracking with Radar Measurement Noise Estimation

Dae-Keun Jeon*, Yeonju Eun*, Hyun Ko* and Chan-Hong Yeom*

ABSTRACT

Measurement noise variance of the radar is one of the main inputs of a state estimator of surveillance data processing system for air traffic control and has influences on the accuracy performance of maneuvering target tracking. A method is presented of estimating measurement noise variances every frame of target tracking using likelihood functions of multiple IMM filter. The results by running of Monte Carlo simulation show that variances are estimated within 5% of errors compared with true values and the tracking accuracy performance is improved.

초 록

항공관제용 감시자료 처리시스템에 의한 기동 표적 추적에 있어서 레이더의 측정 잡음 분산은 상태 추정기의 입력으로서, 추적 정확도에 영향을 주는 주요한 요소 중 하나이다. 본 연구에서는 레이더의 측정 잡음 분산을 상수가 아닌 변수로 지정하여, 다중 IMM 필터의 우도함수를 통해 매 시간 측정 잡음 분산을 실시간으로 추정하는 알고리즘을 제시하였다. Monte Carlo 시뮬레이션 결과 측정 잡음 분산 값을 실제 값 대비 5% 이내 수준으로 예측함을 확인하였고, 이를 통해 기동 표적 추적 성능을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

Key Words : Radar(레이더), Measurement(측정), Noise(잡음), Target(표적) Tracking(추적), Performance(성능)

Ⅰ. 서 론

레이더에 의해 탐지되는 기동 표적 추적 문제는 기동 모드의 불확실성과 시스템의 비선형성으로 인해, 단일 모델 기준의 상태 추정기로는 최적 성능을 보장하지 못한다. 이를 해결하기 위해 제안된 방법이 다중 모델에 기반한 하이브리드 추정 기법인데, IMM (Interacting Multiple Model) 기법은 1980년 중반에 H. A. P. Blom[1]이 제안한 이후 다양한 연구 분야에서 널리 응용되고 있는 대표적인 하이브리드 추정 기법이다.

IMM 알고리즘을 활용한 기동 표적 추적은 X. Rong Li[2] 등이 항공기 추적에 적용한 이래 항공관제용 감시자료 처리시스템의 표적 추적에도 적극 활용되고 있는데, 기존 단일 모델 기반 칼만 필터가 다수의 항공기 비행 모드를 추정할 수 없는 반면 IMM은 항공기 비행 모드에 적합한 등속 모델(CV: Constant Velocity), 선회 모델(CT: Constant Turn) 등을 이용하여, 위치, 속도 정확도를 향상시켰기 때문이다[3].

† 2010년 3월 5일 접수 ~ 2010년 12월 29일 심사완료
* 정회원, 한국항공우주연구원
교신저자, E-mail : bigroot@kari.re.kr
대전광역시 유성구 과학로 115

항공관제용 항적 추적기의 성능 요구사항으로는 등속도 운동 시 추정 오차 최소화, 기동 시 추정오차의 $L_\infty - norm$ 최소화, 빠른 기동 탐지에 의한 정확한 비행 모드 지시 등이 있는데, 이를 위해서는 비행 모드를 고려한 항공기 운동 모델, 시스템 잡음 및 측정 잡음과 같은 모델 파라미터, 모드 천이 확률 등을 최적화하여야 한다[4].

모델 및 파라미터 최적화를 통한 IMM 추정기의 성능 향상과 관련한 연구로서, 비행 모드, 시스템 잡음 등에 대한 연구[2], 모드 천이 확률에 대한 연구[6-7], 측정 잡음에 대한 연구[8] 등이 수행된 바 있다.

현재 국내외에서 운용 중인 항공관제시스템은 대부분 레이더의 측정값에 기반하여 항공기를 추적하고 있다. 레이더는 특성상 측정 잡음에 의해 영향을 받으므로 정확도 높은 표적 추적을 위해서는 레이더 측정 잡음 분산 값과 같은 통계적 특성을 파악하여 측정 잡음에 의한 영향을 최소화하는 것이 필수적이다. 따라서 항공관제시스템에 적용되는 레이더 측정 잡음 분산 값은 레이더 제작사로부터 입수하여 사용하는 것이 일반적이다. 그러나 노후한 레이더, 군용 레이더 등의 경우와 같이 관련 자료의 입수가 힘들고 레이더 신호 처리 과정 자체에도 접근이 힘든 경우에는 레이더 펄스 폭, 빔 폭 등을 바탕으로 간단히 계산한 값을 사용하거나[9], 시스템 운용을 통해 추정된 값을 사용하는 것이 불가피하다.

본 연구는 레이더의 측정 잡음 분산 자료를 입수할 수 없거나 레이더 사이트에서의 신호 처리 과정에 접근할 수 없는 경우, 즉 레이더 사이트에서 이미 추출되어 항공관제센터로 전송된 타겟 정보인 플롯(Plot)만이 가용한 경우에 대해 레이더의 측정 잡음 분산을 추정하고 적용하는 것을 목적으로 한다.

레이더 사이트로부터 항공관제센터로 전송되는 레이더 자료만으로 측정 잡음을 추정하기 위한 연구는 Osborne에 의해 수행된 바 있는데, 관련 연구를 통해 대량의 시뮬레이션 자료를 다수의 반복 계산을 거쳐 레이더 시스템의 측정 잡음 분산을 ±20% 수준에서 추정할 수 있음을 보였다[8]. 그러나 이 방법은 대량으로 수집된 감시 자료를 기반으로 하여 10회 이상의 반복 Off-Line 계산을 통해 측정 잡음 분산 값을 추정하는 것으로서 측정 잡음을 실시간 추정하여 필터링에 반영하는 개념이 아니다.

본 논문에서는 항공관제용 감시자료 처리시스템의 기동 표적 추적 성능 향상을 위해, 레이더 측정 잡음 분산(Measurement Noise Variance)을 상수가 아닌 변수로 지정하여, 다중 IMM 필터의 우도함수(Likelihood Function)를 통해 매 시간 측정 잡음 분산을 실시간으로 추정하는 알고리즘을 제안하였다. 측정 잡음 분산의 실시간 추정은 기동 표적 추적의 정확도 개선뿐만 아니라, 항적 추적 과정에서 레이더 자체의 성능 특성을 실시간 모니터링할 수 있다는 장점도 있다.

알고리즘의 검증을 위해, 신불도 레이더에서 녹화된 김포 공항 진입 단일 항적의 자료를 참조하여 항공기 궤적을 모델링하였으며 이로부터 레이더 위치를 원점으로 하는 기준 궤적 자료, 즉 거리 및 방위각 자료를 생성하였다. 레이더 측정 잡음은 Eurocontrol 감시 센서 요구도를 기준으로 모의하여 반영하였으며[10], 단일 레이더 기준이므로 레이더의 시스템 바이어스는 없는 것으로 가정하였다.

기동 표적 추적을 위해 IMM 알고리즘을 사용하였으며, 실시간 레이더 측정 잡음 추정을 위해 다중 IMM 필터를 구성하였다. 즉, 측정 잡음 분산을 달리한 다중 IMM 필터로부터 각 필터의 우도함수를 계산하고 이로부터 측정 잡음 분산을 추정하였다.

본 논문 2장에는 측정 잡음 분산 추정 알고리즘을 기술하였다. 2장 1절에서 IMM 알고리즘 개요를 요약하였으며, 2장 2절에서 다중 IMM 필터를 통한 레이더 측정 잡음 분산 추정 알고리즘을 제시하였다.

3장에서는 제시한 알고리즘을 기반으로 수행한 시뮬레이션 결과를 정리하였다. 3장 1절에서 다중 IMM 필터를 정의하였으며, 3장 2절에 단일 IMM 필터 검증 결과, 3장 3절에 측정 잡음 분산에 따른 성능 분석 결과를 수록하였다. 최종 연구 결과인 다중 IMM에 의한 측정 잡음 분산 추정 결과는 3장 4절에 정리하였다.

Ⅱ. 측정 잡음 분산 추정 알고리즘

2.1 IMM 알고리즘

IMM은 혼합(Mixing), 필터링(Filtering), 융합(Combination)의 3가지 단계가 반복적(Recursive)으로 처리되는 구조를 가진다. IMM 필터는 시스템이 갖는 모드의 개수만큼 필터를 생성하여 각 필터에서 추정한 모드 확률을 가중치로 하는 상태추정치를 계산하는 과정을 반복한다. 즉, r개의 모드에 대해 r개의 필터를 생성하여 현재의 비행 모드를 가장 잘 표현하는 모드 확률을 가중치로 하여 상태와 공분산 추정치를 계산한다. 측정값과 시스템 모델에 영향을 받는 가중치는 비

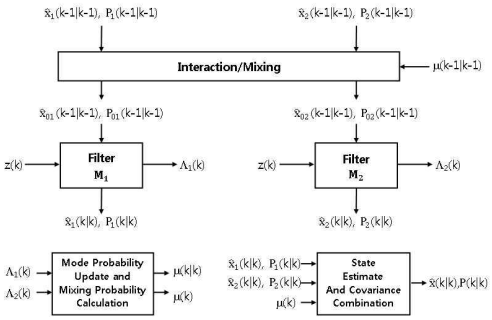

그림 1. IMM 알고리즘[2]

행 모드에 따라 매 시간 변화하게 된다. 그림 1은 IMM 알고리즘의 한 사이클을 나타내고 있다.

IMM 알고리즘의 1단계는 혼합 확률(Mixing Probability) 계산 과정으로, 이전 단계에서 계산된 모드 확률에 Markov 모드 천이 확률을 곱하여 계산한다.

$$\mu_{ij} = \pi_{ij}\mu_i / \bar{\mu}_j, \quad \bar{\mu}_j = \sum_i^r \pi_{ij}\mu_i \tag{1}$$

여기서, π_{ij}는 i 모드였던 것이 j 모드로 변할 확률 정보를 나타내는 Markov 모드 천이 확률 행렬을 의미하며, μ_i는 i 모드일 확률을 나타낸다.

혼합 확률을 가중치로 하여 필터의 입력 값으로 사용할 새로운 상태변수와 공분산을 결정한다. 다음 식에서 x와 P는 각각 상태변수와 공분산을 나타낸다.

$$\hat{x}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_i^r \hat{x}_i(k-1|k-1)\mu_{ij} \tag{2}$$
$$P_{0j}(k-1|k-1) = \sum_i^r P_i(k-1|k-1)\mu_{ij} + \sum_i^r X_j X_j^T \mu_{ij}$$

여기서, $X_j := \hat{x}_i(k-1|k-1) - \hat{x}_{0j}(k-1|k-1)$이다.

두 번째 단계는 필터링으로, 각 모드별로 최적의 상태와 공분산 추정값을 계산하고, 사용된 모델의 정확도를 의미하는 모드 우도함수(Mode Likelihood Function)를 결정하게 된다. 먼저 시스템의 운동 모델에 의한 추정 단계와 측정값을 이용한 갱신 단계를 반복적으로 수행하여 최적의 추정값을 추정한다. 추정 단계는 다음 식에 의해 이루어진다.

$$\hat{x}_j(k|k-1) = F_j \hat{x}_{0j}(k-1|k-1) + \Gamma_j \bar{v}_j(k-1) \tag{3}$$
$$P_j(k|k-1) = F_j P_{0j}(k-1|k-1).F_j^T + \Gamma_j Q_j(k-1)\Gamma_j^T$$

여기서, F_j는 각 모드의 상태 천이 행렬, Γ_j는 공정잡음 게인, $\bar{v}_j$는 공정잡음 평균값, Q_j는 공정잡음 공분산을 의미한다.

측정값이 들어오면 필터는 다음 식을 이용하여 상태값과 공분산을 갱신한다.

$$\hat{x}_j(k|k) = \hat{x}_j(k|k-1) + K_j r_j \tag{4}$$
$$P_j(k|k) = P_j(k|k-1) - K_j S_j K_j^T$$

여기서, r_j는 잔차로서 측정값과 시스템 추정값의 차이이다. S_j는 잔차의 공분산이며 K_j는 칼만 게인을 나타낸다.

계산된 잔차와 잔차의 공분산은 식 (5)와 같이 우도함수를 계산하기 위한 입력값으로 사용된다. 단, $N[r_j; a, b]$는 평균이 a이고 분산이 b인 가우시안 랜덤 변수 r_j의 우도함수를 의미한다.

$$\Lambda_j(k) = N[r_j; 0, S_j] = \frac{1}{|2\pi S_j|} e^{-0.5 r_j^T S_j^{-1} r_j} \tag{5}$$

IMM의 세 번째 단계에서는 앞 단계에서 계산된 우도함수를 가중치로 하여 다음 식과 같이 모드 확률을 추정한다.

$$\mu_j(k) = \frac{\bar{\mu}_j \Lambda_j(k)}{\sum_j^r \bar{\mu}_j \Lambda_j(k)} \tag{6}$$

식 (4)에서 계산된 각 필터의 상태 및 공분산 갱신값과 식 (6)의 모드 확률을 이용하여 최종적인 융합 과정을 식 (7)과 같이 거치게 되며, 이때 계산되는 값이 IMM 알고리즘의 최종적인 출력이 된다.

$$x(k|k) = \sum_j^r \hat{x}_j(k|k)\mu_j$$
$$P(k|k) = \sum_j^r \mu_j [P_j(k|k) + [\hat{x}_j(k|k) - \hat{x}(k|k)][\hat{x}_j(k|k) - \hat{x}(k|k)]^T] \tag{7}$$

2.2 다중 IMM에 의한 측정 잡음 분산 추정 알고리즘

측정 잡음 분산 추정은 다중 IMM 필터를 이용하여 수행한다. 즉, r개의 칼만 필터로 구성된 IMM 필터를 n개 구성하여 측정 잡음 분산을 추정한다. 이 경우 총 $r \times n$개의 칼만 필터를 사용하게 되는데, 본 연구에서는 3개($r=3$)의 칼만 필터로 구성된 IMM 필터 5개($n=5$)를 사용하였다.

각 IMM 필터는 n개의 서로 다른 측정 잡음 분산을 가지도록 구성하며, 그 외 모델 및 파라미터는 다른 IMM 필터와 동일하게 설정한다. 이때 측정 잡음 분산은 초기 기준 측정 잡음 값을 기준으로 상하 일정 수준의 차이를 두도록 하되, 필터링 과정에서 기준 측정 잡음을 지속적으로 추정하여 전체적으로 갱신되도록 한다.

측정 잡음 추정을 위해 먼저 m 번째 IMM 필터에서 j 모드의 추정 모드 확률을 식 (8)과 정의할 수 있는데, 이는 식 (1)에서 확인한 바와 같다.

$$\bar{\mu}_j^m = \sum_i^r \pi_{ij}\mu_i^m,\ m=1,\ldots,n \tag{8}$$

또한 m번째 IMM 필터의 j 모드의 우도함수는 식 (5)에 의거하여, 식 (9)와 같으므로,

$$\Lambda_j^m(k) = N\left[r_j^m;0,S_j^m\right] = \frac{1}{\left|2\pi S_j^m\right|}e^{-0.5r_j^{m^T}S_j^{m^{-1}}r_j^m}, m=1,\ldots,n \tag{9}$$

개별 IMM 필터의 전체 우도함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Lambda^m(k) = \sum_i^r \bar{\mu}_i^m \Lambda_i^m(k),\ m=1,\ldots,n \tag{10}$$

즉, m번째 IMM 필터의 우도함수는 해당 IMM을 구성하는 r개의 필터 각각의 우도함수에 모드 확률을 곱한 것의 합과 같다.

만약 n개의 IMM 필터를 사용한다면, n개 각각의 IMM 필터의 우도함수 값들로부터 IMM 필터별 측정 잡음 모드 확률은 베이즈 법칙에 따라 식 (11)과 같이 표현할 수 있다[4].

$$\nu^m(k) = \frac{\nu^m(k-1)\Lambda^m(k)}{\sum_m^n \nu^m(k-1)\Lambda^m(k)},\ m=1,\ldots,n \tag{11}$$

한편, 본 연구에서는 각 IMM 필터에 적용될 측정 잡음을 추정하여 동적으로 갱신하는 것이 목적이다. 따라서, 다중 IMM 필터에 적용될 측정 잡음이 매 스텝 갱신되는 것을 고려한다면, $k-1$ 스텝에서 설정된 측정 잡음을 기준으로 계산된 $\nu^m(k-1)$는 k 스텝에서 갱신된 측정 잡음 각각에 대한 측정 잡음 모드 확률 $\nu^m(k)$ 계산에 사용될 수 없다. 이와 같이 사전분포(Prior)를 알 수 없는 경우 객관성을 유지하기 위해 모든 가능한 값에 동일한 가중치를 부여하는 균일사전분포(Uniform Prior)를 사용하는 것이 일반적이다[5]. 이에, 식 (11)에 균일 사전 분포를 적용하여 식 (12)와 같이 측정 잡음 모드 확률을 계산한다.

$$\nu^m(k) = \frac{\Lambda^m(k)}{\sum_m^n \Lambda^m(k)},\ m=1,\ldots,n \tag{12}$$

편의를 위해 현 스텝을 $k-1$ 스텝이라 하면, 식 (12)에서 $\Lambda^m(k-1)$를 이용하여 측정 잡음 모드 확률 $\nu_m(k-1)$를 계산할 수 있고, 다음 스텝인 k 스텝에서의 새로운 기준 측정 잡음 분산은 식 (13)을 이용하여 계산할 수 있다.

$$\hat{\sigma}_\rho^{ref^2}(k) = \sum_m^n \nu^m(k-1)\hat{\sigma}_\rho^{m^2}(k-1)$$
$$\hat{\sigma}_\theta^{ref^2}(k) = \sum_m^n \nu^m(k-1)\hat{\sigma}_\theta^{m^2}(k-1) \tag{13}$$

여기서, σ_ρ^2, σ_θ^2는 각각 레이더의 거리(Range) 및 방위각(Azimuth) 측정 잡음 분산을 나타낸다.

계산된 기준 측정 잡음 분산인 $\hat{\sigma}_\rho^{ref^2}$, $\hat{\sigma}_\theta^{ref^2}$에 위 아래 $\pm p$, $\pm 2p$배(본 연구에서 $p=10\%$)만큼 편차를 두어 식 (14)와 같이 k번째 스텝의 측정 잡음 분산을 정의한다. 단, 초기 측정 잡음 분산이 실제 값과 차이가 클 경우, 모드 확률의 값이 경계값으로 발산할 가능성이 높으므로, 한 스텝에서 측정 잡음 분산의 변화 범위는 적정 범위 이내(본 연구에서는 5%) 수준으로 제한한다.

$$\hat{\sigma}_\rho^{1^2}(k) = (1-2p)\hat{\sigma}_\rho^{ref^2}(k),\ \hat{\sigma}_\theta^{1^2}(k) = (1-2p)\hat{\sigma}_\theta^{ref^2}(k)$$
$$\hat{\sigma}_\rho^{2^2}(k) = (1-p)\hat{\sigma}_\rho^{ref^2}(k),\ \hat{\sigma}_\theta^{2^2}(k) = (1-p)\hat{\sigma}_\theta^{ref^2}(k)$$
$$\hat{\sigma}_\rho^{3^2}(k) = \hat{\sigma}_\rho^{ref^2}(k),\ \hat{\sigma}_\theta^{3^2}(k) = \hat{\sigma}_\theta^{ref^2}(k)$$
$$\hat{\sigma}_\rho^{4^2}(k) = (1+p)\hat{\sigma}_\rho^{ref^2}(k),\ \hat{\sigma}_\theta^{4^2}(k) = (1+p)\hat{\sigma}_\theta^{ref^2}(k)$$
$$\hat{\sigma}_\rho^{5^2}(k) = (1+2p)\hat{\sigma}_\rho^{ref^2}(k),\ \hat{\sigma}_\theta^{5^2}(k) = (1+2p)\hat{\sigma}_\theta^{ref^2}(k) \tag{14}$$

이상의 내용을 그림으로 요약하면 그림 2와 같다. 총 5개($n=5$)의 IMM 필터를 사용하였으며, 각 IMM 필터는 3개($r=3$)의 칼만 필터를 포함하고 있다. 그림에서 R은 측정 잡음 분산 행렬로서 σ_ρ^2, σ_θ^2를 통칭한다.

먼저, 이전 스텝에서 계산된 분산 $\hat{R}^m(k-1)$에 측정 잡음 모드 확률 $\nu^m(k-1)$를 적용 혼합하여, 식 (13)과 같이 현 스텝에서의 기준 측정 잡음 분산 $\hat{R}^{ref}(k)$을 계산한 후, 식 (14)를 이용하여 $\hat{R}^m(k)$를 갱신한다.

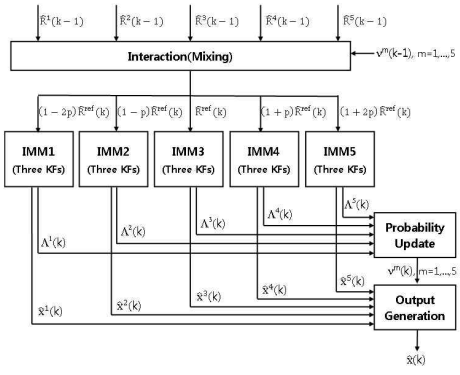

그림 2. 다중 IMM 필터 구조

두 번째 단계로서 새롭게 설정된 측정 잡음 분산을 이용하여 IMM 필터링을 수행 한 후, 각 IMM 필터의 우도함수 $\Lambda^m(k)$를 식 (10)을 이용하여 계산한다.

세 번째 단계로서 식 (12)를 이용하여 측정 잡음 모드 확률 $\nu^m(k)$을 계산하여 IMM 필터별로 추정된 상태 값 $\hat{x}^m(k)$에 결합하여 최종적인 상태 추정값인 $\hat{x}(k)$를 계산한다.

III. 시뮬레이션

3.1 다중 IMM 필터 정의

본 논문에서 제시한 측정 잡음 분산 추정 알고리즘은 항공관제시스템에 사용되고 있는 레이더의 측정 잡음 분산을 상수가 아닌 변수로 지정하여, 다중 IMM 필터의 우도함수를 통해 매 시간 측정 잡음 분산을 실시간 추정하는 것을 목적으로 한다. 여기서 다중 IMM 필터는 기동을 포함한 다수의 비행 모드를 고려한 IMM 필터를 다중으로 처리하는 것을 의미하므로, 개발된 알고리즘 검증을 위해서는 직선 비행, 선회 비행을 포함하는 항공기 자료를 추출하여, 이에 기반한 시뮬레이션을 수행하는 것이 요구된다. 이를 위해 레이더로부터 녹화된 실제 항공기의 비행 자료를 입수하여 분석하였으며, 그 결과, 기동이 극히 미미한 순항 시 자료보다, 기동 비행을 동반하는 공항 진입 시 자료를 기준 궤적으로 사용하는 것이 타당하다고 판단하였다.

기준 궤적 생성을 위해 신불도 레이더에서 녹화된, 김포 공항 진입하는 단일 항적의 자료를 참조하였다. 기준 항공기 궤적을 등속 비행, 선회 비행 등의 총 10개 Segment로 구분하여 모델링하였으며(표 1 참조), 이로부터 레이더 위치를 원점으로 하는 기준 궤적을 얻었다. 기준 궤적은 레이더 회전 시간(5초)를 고려하여 안테나 위치와 표적의 위치가 일치할 때의 시간, 직교 좌표계 기준 위치의 형태로 추출하였다. 이 때 속력은 실 데이터를 참조하여 $90m/s$로 고정된 것으로 가정하였다.

표 1. 기준 궤적 모델링

Segment	시작시간 (sec)	지속시간 (sec)	비행모드	$\omega(^\circ/s)$
1	0	330	CV	0.0
2	330	63	CT	1.5
3	393	120	CV	0.0
4	513	57	CT	-0.25
5	570	105	CV	0.0
6	675	43	CT	-2.0
7	718	122	CV	0.0
8	840	23	CT	-2.5
9	863	70	CT	-0.5
10	933	86	CV	0.0

레이더 센서 자료 생성을 위해, 직교 좌교계 기준 궤적을 극좌표 기준 값으로 좌표 변환을 수행한 후, 거리 및 방위각 기준의 측정 잡음을 반영하였다. 레이더 측정 잡음은 Eurocontrol 감시 센서 요구도($\sigma_\rho = 70m$, $\sigma_\theta = 0.08^\circ$)를 기준으로 모의하였으며[10], 센서의 바이어스는 없는 것으로 가정하였다. 생성된 센서 자료는 필터링을 위해 다시 직교 좌표계 기준으로 변환하였다.

기동 표적 추적을 위해 IMM 알고리즘을 사용하였으며, 실시간 레이더 측정 잡음 추정을 위해 다중 IMM 필터를 구성하였다.

3차원 공간에서의 표적의 추적을 위해, 레이더 방위각, 거리 자료뿐만 아니라 고도 정보까지를 이용한 3차원 모델을 적용할 수도 있겠으나, 항공관제시스템에서는 수평 방향의 운동과 수직 방향의 운동을 분리하여 표적 추적하는 것이 일반적이다. 즉, 수직 방향 운동에 해당하는 고도 추적을 위해서는 별도의 추적기를 사용하고, 수평 방향의 운동을 위해서는 등속 모델(CV: Constant Velocity)과 선회 모델(CT: Constant Turn)을 전형적으로 사용한다[2,4,9]. 또한 본 연구의 목적은 레이더의 방위각과 거리에 대한 측정 잡음 추정이고, 고도 방향은 레이더의 방위각과 거리 측정 잡음에 큰 영향을 미치지 않으므로, 고도 방향 모델은 사용하지 않고 1개의 CV 모델과 2개의 CT 모델로 구성된 IMM 필터로 다중 IMM 필터를 구성하였다.

CT 모델의 경우, 선회율을 상태변수로 포함시킨 1개의 비선형 모델을 사용하고, 상태 추정을 위해 Extended Kalman Filter(EKF)를 사용하는 것이 일반적이다[2,11-12]. 그러나 이 방법은 선회율 추정 정확도가 설계 변수에 민감하게 반응하고, 기동 초기에 진동하는 문제가 있다[9,13]. 따라서 본 연구에서는 측정 잡음 분산의 영향을 효율적으로 파악하기 위해 고정 선회율($\pm 3^\circ/\mathrm{sec}$)을 적용한 2개의 CT 모델을 사용하였다.

IMM 필터에 포함된 CV 모델, CT 모델은 각각 WNA(White Noise Acceleration) 모델에 기반한 Nearly Constant Velocity Model, Nearly Constant Turn 모델로서 상태방정식은 각각 식 (15), 식 (16)과 같다.

$$x_{CV}(k) = F_{CV}x_{CV}(k-1) + \Gamma v_{CV}(k-1) \quad (15)$$
$$= \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{CV}(k-1) + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} v_{CV}(k-1)$$

$$x_{CT}(k) = F_{CT}x_{CT}(k-1) + \Gamma v_{CT}(k-1) \quad (16)$$
$$= \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin\omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1-\cos\omega T}{\omega} \\ 0 & \cos\omega T & 0 & -\sin\omega T \\ 0 & \frac{1-\cos\omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin\omega T}{\omega} \\ 0 & \sin\omega T & 0 & \cos\omega T \end{bmatrix} x_{CT}(k-1) + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} v_{CT}(k-1)$$

여기서, 상태벡터 x_{CV}, x_{CT}는 $[\xi\ \dot{\xi}\ \eta\ \dot{\eta}]'$($\xi$ 및 η는 수평 평면에서의 직교 좌표), T는 샘플링 주기, v_{CV}, v_{CT}는 항공기 가속도, 난류, 바람 변화 등을 모델링하기 위해 사용되는 0 평균 백색 잡음으로서, 각각 식 (17), (18)과 같이 공분산 행렬 Q_{CV}, Q_{CT}를 가지도록 하였다.

$$Q_{CV} = \Gamma\sigma_{v_{CV}}^2\Gamma \quad (17)$$

$$Q_{CT} = \Gamma\sigma_{v_{CT}}^2\Gamma \quad (18)$$

여기서, $\sigma_{v_{CV}}$, $\sigma_{v_{CT}}$는 각 모델의 전형적인 값인 $0.1m/s^2$, $0.5m/s^2$으로 설정하였다[4].

측정 방정식은 식 (19)와 같이 표현된다.

$$z(k) = H.x(k) + w(k) \quad (19)$$
$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x(k) + w(k)$$

여기서, $w(k)$는 측정 잡음으로 이의 공분산은 $R(k)$로 표현된다. $R(k)$는 직교 좌표 기준의 공분산이므로, 레이더의 거리(Range) 및 방위각(Azimuth) 기준의 측정 잡음 분산인 σ_ρ^2, σ_θ^2를 직교 좌표 기준의 공분산으로 변환(Covariance of the Unbiased Conversion)하여 적용하였다[4].

IMM 필터의 변수 중 하나인 Markov 모드 천이 확률 행렬(π_{ij})은 식 (20)과 같이 설정하였다.

$$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.05 & 0.95 & 0 \\ 0.05 & 0 & 0.95 \end{bmatrix} \quad (20)$$

이상과 같이 개별 IMM 필터를 구성하고 난 후, 측정 잡음 분산 값만을 달리하여 다중 IMM 필터를 구성하였다. 즉, 각 IMM 필터에 적용되는 3개의 운동 모델 및 관련 파라미터는 동일하도록 구성하였다.

3.2 단일 IMM 필터 검증

알고리즘 검증의 첫 단계로서, 개별 IMM 필터의 작동을 확인하였다. CV 모델 1개, CT 모델 2개로 구성된 단일 IMM 필터를 사용하였으며,

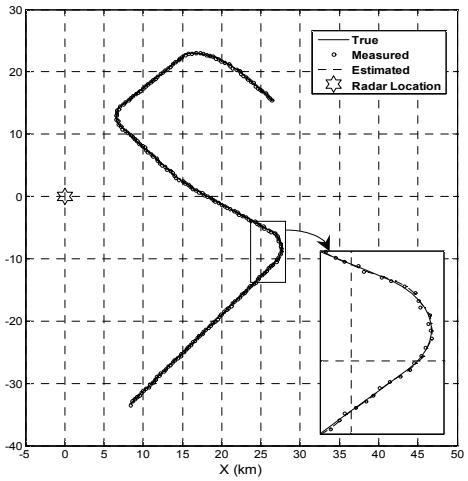

그림 3. IMM 필터에 의한 기동 표적 추적

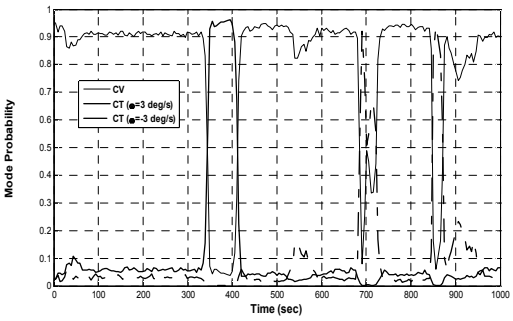

그림 4. 모드 확률

측정 잡음 분산 값은 센서 오차 모의에 사용된 잡음과 동일하게 고정적으로 입력하였다.

그림 3은 실제 값과 동일한 측정 잡음 분산을 적용했을 때의 기준 궤적(True), 모의 센서 자료(Measured), 추적 결과(Estimated)를 보여준다. 그림으로부터 기동 모드에서도 정확한 추정이 이루어지고 있음을 정성적으로 확인할 수 있다.

그림 4는 모드 확률(100회 Monte Carlo 시뮬레이션)을 보여 주는 것으로서, 기동 발생(330초, 513초, 675초, 840초) 및 크기에 따른 모드 변경 또는 혼합이 이루어지고 있음을 확인할 수 있다.

3.3 측정 잡음 분산에 따른 성능 분석

두 번째 단계로, 모델 파라미터로서 측정 분산 값 설정에 따른 추적 정확도 분석을 위해 서로 다른 측정 잡음 분산 값을 IMM 필터에 고정적으로 입력하여, 그에 따른 RMS 오차를 분석하였다. 그림 5는 측정 잡음 분산 행렬 값이 모의 기준 값의 0.2배, 1배, 2배($R_f = 0.2, 1.0, 2.0$)일 때의

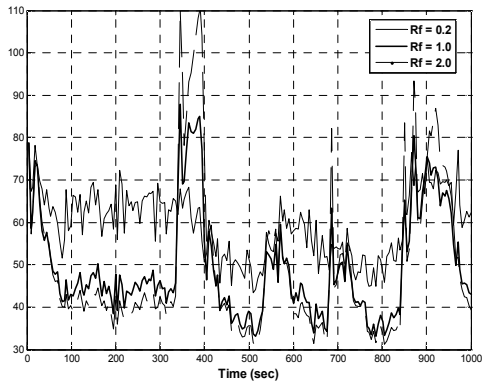

그림 5. 측정 잡음 분산에 따른 RMS 위치오차

위치 오차를 RMS(100회 Monte Carlo 시뮬레이션)로 표현한 것으로서, 필터에 적용되는 측정 잡음 분산이 실제 값과 유사할수록 전체적으로 위치 정확도는 높아짐을 확인할 수 있다.

단, 기동 발생 시에는 측정 잡음 분산 값을 실제 값보다 작게 설정한 경우 오히려 정확도가 높음을 볼 수 있는데, 이는 작은 측정 잡음 값을 사용하면 칼만 이득을 증가시키게 되고, 결국 측정값에 더욱 의존하게 만들어 기동 시에는 오차를 줄여주는 효과가 있기 때문이다.

3.4 다중 IMM에 의한 측정 잡음 추정

마지막으로, 기준 측정 잡음 분산 값을 중심으로 ±10%, ±20% 차이를 두어 다중 IMM 필터($n=5$)를 구성한 후, 2.2절에서 기술한 알고리즘을 이용하여 측정 잡음 분산을 추정하였다. 즉, 다중 IMM 필터부터 각 필터의 우도함수 값을 매 스텝 식 (10)을 이용하여 계산하고, 식 (12)를 이용하여 측정 잡음 모드 확률을 계산하였다. 측정 모드 확률에 의거하여, 새로운 기준 측정 잡음 분산 값을 식 (13)을 이용하여 계산한 후, 식 (14)를 이용하여 다중 IMM 필터에 적용될 측정 잡음 분산 값 전체를 재정의하였다. 이후 다중 IMM 필터의 결과로부터 우도함수 값을 계산하는 과정을 되풀이하였다.

측정 잡음 분산의 실시간 추정에 의한 효과를 분석하기 위해 기준 측정 잡음 분산 초기 값을 다섯 가지 경우(실제 측정 잡음 분산 값의 0.2배, 0.5배, 1배, 1.5배, 2배)로 달리 하여 필터링을 수행하였다. 그림 6은 100회 Monte Carlo 시뮬레이션 결과로서, 시간 경과에 따른 측정 잡음 분산 추정값의 변화를 보여 주는 것으로 x축은 샘플링 시간, y축은 모의 측정 잡음 분산 값 대비 추정 측정 잡음 분산 값의 비율(R_f)을 보여 준다.

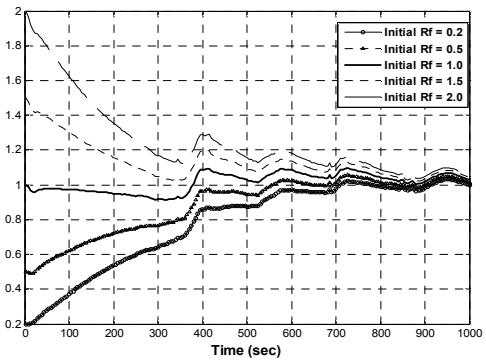

그림 6. 측정 잡음 분산 추정

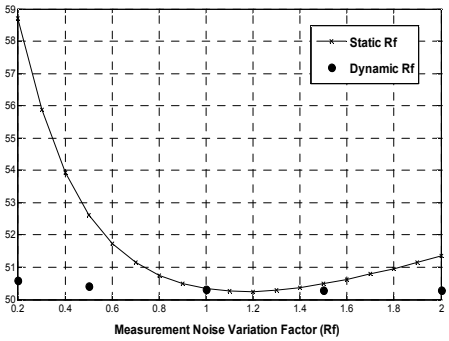

그림 7. 측정 잡음 분산 추정을 통한 성능향상

그림에서 보는 바와 같이 모든 경우, 초기 측정 잡음 분산 값이 실제와 차이가 있다하더라도 시간이 경과함에 따라 추정값의 오차는 점차 감소하여 시뮬레이션 종료 시에는 5% 이내 오차 범위로 수렴하고 있음을 볼 수 있다.

그림 7은 다중 IMM 필터에 의한 측정 잡음 분산 실시간 추정에 의한 RMS 위치 오차를 보여 준다. 성능 검증을 위해 측정 잡음 분산 값을 실제 값의 0.2배에서 2배까지 고정시켰을 경우(Static R_f)와 초기 값 설정 이후 동적으로 추정한 경우(Dynamic R_f)를 비교하였다. 단, 그림에서 x축은 측정 잡음 분산 입력 값을 나타내는데, Static R_f 경우는 고정 입력 값을, Dynamic R_f 경우에는 초기 입력 값을 의미한다. y축은 전 시간 구간의 RMS 값으로, 분산 값의 추정이 수렴되기 이전의 초기 오차에 의한 영향을 최소화하기 위해, 초기 25% 시간 구간은 RMS 계산에서 제외하였다.

앞서 그림 5에서 살펴본 바와 마찬가지로 측정 잡음 분산 값을 고정시킬 경우, 입력 값이 실제 값에 가까울수록 추적 정확도는 개선되고 향상됨을 알 수 있다. 또한 측정 잡음 분산 값이

실제 값보다 작아짐에 따른 성능 저하가, 실제 값보다 커짐에 따른 성능 저하보다 급격함을 확인할 수 있다. 이는 측정 잡음 수준을 낮게 설정할 경우, 추정치는 측정값에 더욱 의존하게 되는데, 본 연구의 시험 시나리오와 같이 등속 운동 구간이 상대적으로 큰 경우에는 이로 인한 성능 저하가 급격해지기 때문이다.

측정 잡음 분산 추정 알고리즘을 통해 동적으로 분산 값을 추정한 경우, 초기 값이 실제 값으로부터 차이가 있다하더라도 필터링 과정에서 측정 잡음 값을 정확히 추정하여, 전체적인 성능은 실제 측정 잡음 분산 값을 적용했을 경우 ($R_f = 1$)와 비교하여 볼 때 0.5% 이내의 아주 작은 오차만을 보이고 있음을 확인할 수 있다.

Ⅳ. 결 론

항공관제용 감시자료 처리시스템의 기동 표적 추적 성능 향상을 위해, 레이더 측정 잡음을 실시간으로 추정할 수 있는 다중 IMM 추정 방법을 제안하였다.

김포 공항으로 진입하는 단일 항적에 대해 시뮬레이션을 수행하였으며, 그 결과 실제 측정 잡음 분산의 0.2배 또는 2배의 값을 사용했을 경우에도 시간이 경과함에 따라 측정 잡음을 정확히 추정함을 확인하였다.

또한 측정 잡음 분산의 정확한 추정을 통해 기동 표적 추적의 정확도가 향상되었음을 확인하였다.

후 기

본 연구는 국토해양부 항공선진화사업 "항공관제용 통합정보처리시스템 개발"에 의해 연구비 지원을 받았으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

1) H. A. P. Blom, “An Efficient Filter for Abruptly Changing Systems”, *Proceedings of 23rd Conference on Decision and Control*, Las Vegas, NV, December, 1984.

2) X. Rong Li and Y. Bar-Shalom, “Design of Interacting Multiple Model Algorithm for Air Traffic Control Tracking”, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 1, No. 3, September, 1993.

3) H. Wang, T. Kirubarajan, and Y. Bar-Shalom, “Precision Large Scale Air Traffic Surveillance Using IMM/Assignment Estimators”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, No. 1, January, 1999.

4) Y. Bar-Shalom, X. Rong Li, and Thiagalingam Kirubarajan, *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*, A Wiley-Interscience Publication, 2001.

5) W. Bolstad, *Introduction to Bayesian Statistics*, A Wiley-Interscience Publication, 2007.

6) L. Campo, P. Mookerjee, and Y. Bar-Shalom, “State Estimation for Systems with Sojourn-Time-Dependent Markov Model Switching”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 36, No. 2, February, 1991.

7) H. S. Kim, and S. Y. Chun, “Design of Fuzzy IMM Algorithm Based on Basis Sub-Models and Time-Varying Mode Transition Probabilities”, *International Journal of Control, Automation, and Systems*, Vol. 4, No. 5, 2006.

8) R. W. Osborne, III, Y. Bar-Shalom, and T. Kirubarajan, “Radar Measurement Noise Variance Estimation with Several Targets of Opportunity”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 44, No. 3, July, 2008.

9) Y. Bar-Shalom and X. Rong Li, *Multitarget-Multisensor Tracking : Principles and Techniques*, YBS Publishing, 1995.

10) *Eurocontrol Standard Document for Radar Surveillance in En-Route Airspace and Major Terminal Areas*, SUR.ET1.ST01.1000-STD-01-01, Eurocontrol, March, 1997.

11) P. Vacher, I. Barret, and M. Gauvrit., “Design of a Tracking Algorithm for an Advanced ATC System”, in Y. Bar-Shalom, Editor, *Multitarget-Multisensor Tracking : Applications and Advances*, Volume II, Artech House, 1990.

12) H. A. P. Blom, Rene A. Hogendoorn, and Bas A. van Doorn, “Design of a Multisensor Tracking System for Advanced Air Traffic Control”, in Y. Bar-Shalom, Editor, *Multitarget-Multisensor Tracking : Applications and Advances*, Volume II, Artech House, 1990.

13) I. S. Hwang, *Air Traffic Surveillance and Control Using Hybrid Estimation and Protocol-Based Conflict Resolution*, Ph.D. Dissertation, Department of Aeronautics and Astronautics, Stanford University, 2003.