

論文93-30B-12-7

IMM 알고리즘을 이용한 적응 최신화 빈도 추적 (Adaptive Update Rate Tracking Using IMM Algorithm)

申 炯 朝*, 洪 淳 穆*

(Hyung Jo Shin and Sun Mog Hong)

要 約

이 논문에서는 위상배열 레이더의 추적을 위한 적응 최신화 빈도 추적 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 상호작용 다중 모델(Interacting Multiple Model: IMM) 알고리즘을 이용한다. 여기서 IMM 알고리즘은 표적의 상태 벡터를 추정, 예측하고 동시에 운동 과정 잡음의 크기를 추정하게 된다. 추적 필터의 최신화 간격은 표적의 운동에 따라 적응 추정된 운동 과정 잡음의 크기를 이용해서, 레이더 시스템 부하를 최소화하기 위한 위치 예측의 정확도를 유지하도록 결정되어지게 된다. 제안된 알고리즘은 위상배열 레이더의 추적 문제에 적용하여 여러 가지 표적의 궤적에 대한 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 그 성능을 평가하였다. 그리고 이 결과를 표준 Kalman 필터의 성능과 비교하였다.

Abstract

In this paper we propose an adaptive update rate tracking algorithm for a phased array radar, based on the interacting multiple model(IMM) algorithm. The purpose of the IMM algorithm here is twofold: 1) to estimate and predict the target states, and 2) to estimate the level of the process noise. Using the estimate of the process noise level adapted to target dynamics, the update interval is determined to maintain a desired prediction accuracy so that the radar system load is minimized. The adaptive update rate tracking algorithm is implemented for a phased array radar and evaluated with Monte Carlo simulations on various trajectories. The evaluation results of the proposed algorithm and a standard Kalman filter without the adaptive update rate control are presented to compare.

1. 서론

*正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

※ 이 연구는 1993년도 국방과학연구소 기초
연구비 지원에 의해 수행되었음.

接受日字 : 1993年 8月 25日

위상배열 레이더는 임의의 방향에 대해 관성없이 안테나 빔을 조향할 수 있다. 이러한 위상배열 안테나의 특징은 추적 표적에 빔을 조향하는 최신화 시간을 그 표적의 운동에 따라 적응적으로 선택할 수 있게 한다. 이러한 특징을 이용하면 표적이 기동을 시작하는 경우 정확한 추적을 위해 최신화 빈도를 높이

고, 반대로 등속 운동을 하는 경우에는 요구되는 추적의 정확도를 유지할 수 있는 범위 내에서 낮은 최신화 빔도를 취할 수 있게 된다. 이렇게 표적 운동에 적응된 최신화 빔도를 선택할 수 있게 되면, 각 표적에 대한 레이다 자원의 보다 효율적인 배분이 가능하게 된다. 즉, 추적하는 표적의 수를 극대화할 수 있고 또 새로운 표적의 탐색에 보다 많은 레이다 자원을 이용할 수 있게 된다.^[1,2]

최근에 적응 최신화 빔도 추적에 관한 연구가 Cohen^[3], Gardner와 Mullen^[4], Munu 등^[5]에 의해 발표된 바 있다. Cohen은 α - β 필터에 대해 위치 측정 오차의 표준 편차에 대해 정규화된 위치 잔여수(residual) 제곱근에 반비례하도록 최신화 간격을 변화시켰고, Gardner와 Mullen은 α - β - γ 필터에 대해 이 결과를 확장하여 정규화된 위치 잔여수의 세제곱근에 반비례하도록 최신화 간격을 변화시켰다. Munu등은 이러한 방법들에 대한 성능을 측정 오차 제곱의 평균과 평균 최신화 간격에 대해 비교하였다. 그러나 이 방법들에서는 레이다 자원의 효율적 분배라는 측면은 고려되지 않고 있다.

이 논문에서는 상호작용 다중 모델(IMM) 알고리즘^[6]을 이용한 적응 최신화 빔도 추적 알고리즘을 제안한다. 여기서 IMM 알고리즘은 표적의 상태 벡터를 예측하고 표적의 운동 과정 잡음 크기를 추정하는데 이용한다. IMM 알고리즘은 크기가 서로 다른 운동 과정 잡음을 갖는 다중 모델로 구성하고, 표적 운동 과정 잡음의 크기의 추정은 다중 모델의 운동 과정 잡음의 크기와 IMM 알고리즘의 모델 확률로 결정하게 된다. 이렇게 표적 운동에 적응하여 추정된 운동 과정 잡음을 이용해서, 제안된 알고리즘은 레이다 시스템 부하를 최소화하도록 최신화 간격을 결정하게 된다. 이 알고리즘을 위상배열 레이다에 적용할 수 있도록 구성하여 여러 가지 표적 궤적에 대한 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 그 성능을 평가하였다. 이 성능 평가의 기준은 레이다 시스템 부하로 예측 오차에서 비롯된 안테나 빔 손실을 고려해서 단위 시간당 표적 탐지를 위해 요구되는 최신화 조사(update illumination) 횟수이다. 이 기준에 따라 표준 Kalman 필터의 성능과도 비교한다.

II. 표적 운동 모델과 추적 필터

여기서 우리는 대표적인 기동 표적의 모델로 사용되어 온 Singer 모델^[7]을 표적 운동 모델로 이용한다. Singer 모델은 표적의 가속도 $a(t)$ 를 평균이 0이고 지수적인 자기상관 함수(autocorrelation

function)를 갖는 확률 과정으로 한다. 즉, 가속도의 자기상관 함수는

$$R(\tau) = E[a(t)a(t+\tau)] = \sigma_m^2 e^{-\alpha|\tau|} \quad (1)$$

이고, 여기서 σ_m^2 는 표적 가속도의 분산, $1/\alpha$ 는 자기상관 함수의 시정수이다.

1차원 좌표계에 대한 상태 벡터에 $x = [x \dot{x}]^T$ 대해 Singer 모델의 이산시간 상태 방정식은 최신화 간격을 T 로 했을 때

$$X(k+1) = \Phi X(k) + v(k) \quad (2)$$

으로 표현된다.^[1,7,8] 여기서

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{\alpha T - 1 + e^{-\alpha T}}{\alpha^2} \\ 0 & 1 & \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (3)$$

이고, 과정 잡음 $v(k)$ 는 $\alpha T \ll 1$ 인 경우 다음과 같은 공분산 행렬

$$Q(k) = 2\alpha\sigma_m^2 \begin{bmatrix} T^5 & T^4 & T^3 \\ 20 & 8 & 6 \\ T^4 & T^3 & T^2 \\ 8 & 3 & 2 \\ T^3 & T^2 & T \\ 6 & 2 & T \end{bmatrix} \quad (4)$$

를 갖게 된다. 이 모델은 비교적 간단한 형태이기 때문에 표적 상태의 추정과 예측을 위해서 쉽게 Kalman 필터를 적용할 수 있다.

우선 시간 t_k 까지의 추정을 이용한 t_{k+1} 에서의 표적 위치의 Kalman 필터 예측을 $\hat{z}(k+1|k)$ 로, 이 위치 예측의 분산을 $\sigma_p^2(k+1|k)$ 로 표시한다. 이 분산 $\sigma_p^2(k+1|k)$ 는 예측 시간에 대한 단조 증가 함수로 예측의 부정확도를 반영한다. 이때 요구되는 예측의 정확도를 측정 오차의 분산 σ_o^2 에 대한 σ_p^2 의 비

$$v_o^2 = \sigma_p^2 / \sigma_o^2 \quad (5)$$

로 표시하면, 요구되는 예측의 정확도를 얻기 위한 다음 최신화 시간 t_{k+1} 은 다음 식으로부터 결정된다.

$$\sigma_p^2(k+1|k) v_o^2 = \sigma_o^2 \quad (6)$$

Van Keuk^[9]은 위치를 측정하는 경우 정상 상태의 예측 정확도에 대한 최신화 간격 T 의 관계를 식 (6)의 근사해로 다음과 같이 얻었다.

$$T \cong 0.4 \left(\frac{\sigma_o \sqrt{\tau_m}}{\sigma_m} \right)^{0.4} \frac{\nu_o^{2.4}}{1 + 0.5\nu_o^2} \quad (7)$$

이 결과는 측정 오차 표준 편차 σ_o 와 기동 매개 변수 σ_m , $\tau_m (= 1/\alpha)$ 이 일정할 때, ν_o 로 표현되는 정상 상태 예측의 정확도를 얻기 위해 요구되는 최신화 간격 T 를 쉽게 계산할 수 있도록 해 준다.

III. 최신화 빈도의 적응 제어

표적 예측의 부정확도는 표적의 운동이 Kalman 필터의 모델과 정합된 경우 필터의 예측 오차 분산으로 나타난다. 그러나 이 부정확도는 추적 필터의 예측 오차 분산에 항상 직접적으로 반영되는 것은 아니다. 예를 들면, 표적이 Kalman 필터의 모델에 정합되지 않은 기동을 하는 경우 위치 예측의 부정확도는 II절의 위치 예측 오차 분산 $\sigma_r^2(k+1|k)$ 에 적절히 반영되지 않게 된다. 한편 IMM 알고리즘은 이러한 표적 운동의 변화에 따른 예측의 부정확도를 예측 오차 분산에 반영할 수 있는 특징을 갖고 있다. 여기서 제안한 알고리즘은 이 IMM 알고리즘을 이용해서 기동 매개 변수 σ_m 을 추정하고 이 추정값에 따라 식 (7)을 이용해서 최신화 간격을 제어하게 된다.^[10]

우선 IMM 알고리즘에서 표적의 운동은 다중 모델 $\{M_i : i=1, \dots, N\}$ 과 각 모델의 정합 정도를 표현하는 모델 확률로 표현되게 된다. 그리고 N 개의 다중 모델은 서로 다른 매개 변수를 갖고 이 사이의 천이는 Markov 사슬로 결정된다. 구간 $[t_{k-1}, t_k]$ 에서 모델 M_i 가 표적 운동에 정합되었을 사건(event)을 $M_i(k)$ 로, 그리고 t_k 까지의 축적된 측정을 Z^k 로 표현하면, 모델 M_i 가 $[t_{k-1}, t_k]$ 에서 표적 운동에 정합되었을 확률 $\mu_i(k)$ 는

$$\mu_i(k) = P\{M_i(k)|Z^k\} \quad (8)$$

로 이 모델 확률 $\mu_i(k)$, $i=1, \dots, N$ 은 IMM 알고리즘의 순환 과정에서 결정되어 이산시간 t_k 마다 최신화되어 진다. IMM 알고리즘에 관한 보다 자세한 내용은 참고 문헌 [6]에서 찾을 수 있다.

기동 매개 변수 σ_m 의 추정은 다음과 같이 이루어진다. 다중 모델 $\{M_i(k), i=1, \dots, N\}$ 의 각 모델이 식 (2)의 형태로 서로 다른 운동과 정 잡음의 분산 σ_{mi}^2 를 갖는다고 가정하면, II절의 표적 가속 모델

의 분산의 추정은 확률 밀도 함수^[8]에 관한 관계로부터

$$\hat{\sigma}_m^2(k|Z^k) = \sum_{i=1}^N \mu_i(k) \sigma_{mi}^2 \quad (9)$$

로 얻어지게 된다. 이 추정값은 $\min(\sigma_{mi}^2 : i=1, \dots, N)$ 과 $\max(\sigma_{mi}^2 : i=1, \dots, N)$ 사이에서 결정된다. 여기서 제안한 적응 최신화 빈도 알고리즘은 표적 운동에 적응하는 최신화 간격을 결정함에 있어서, 식 (7)을 사용하지만 $\hat{\sigma}_m$ 대신 식 (9)의 추정값을 이용해서 요구되는 예측의 정확도를 얻도록 한다.

IV. 위상배열 레이다 추적에 대한 응용

위상배열 레이다에서 항적의 유지는 추적 중인 각 표적에 대한 최신화 조사를 통해 이루어지게 된다. 이 조사의 표적 검출 확률은 표적 위치 예측의 정확도에 의해 결정되는 빔 조향 정확도의 함수가 된다. II절에서 서술한 바와 같이 예측의 정확도와 검출 확률은 짧은 항적 최신화 간격으로 표적을 조사함으로써 개선할 수 있다. 그러나 그러한 빠른 항적 최신화는 불필요하게 많은 항적 최신화 조사로 레이다 시스템 부하를 증가시키게 된다. 레이다 운용의 효율성은 다음과 같이 몇 가지 가정 위에서 정량화할 수 있게 된다.

우선 검출 확률은 각도 오차(angle off-boresight)에 대해 다음과 같이 결정된다고 가정한다.

$$P_D = \exp\left(-2 \frac{(u-u_o)^2 + (v-v_o)^2}{B^2}\right) \quad (10)$$

여기서 (u_o, v_o) 는 안테나 평면에 정의되는 직각 좌표계에 대한 표적의 실제 방향, (u, v) 는 빔 조향 방향을 각각 표현하는 방향 코사인이다. 그리고 B 는 $u-v$ 평면에서의 안테나 빔 폭을 표시한다. 그리고 표적이 탐지될 때까지 반복해서 항적 최신화 조사가 이루어진다고 가정하면, 요구되는 최신화 조사 횟수의 기대값은

$$E[n] = E\left[\frac{1}{P_D}\right] \quad (11)$$

로 주어진다. 한 개의 표적 추적에 요구되는 안테나 자원은 단위 시간당 요구되는 최신화 조사 횟수의 기대값, 즉 시스템 부하 L 로 정의해서 표현한다. 이때 예측 오차 $u-u_o$ 와 $v-v_o$ 가 평균이 0인 정규 분포로 각각 $\nu_o \sigma_o$ 를 표준 편차로 가정하면 시스템 부하 L 을 최소화하는 ν_o 의 값 ν_o^* 은 σ_o/B 의 함수로 얻어진다.^[9]

제안된 알고리즘을 위상배열 레이다 추적에 응용하기 위해서 위상배열 레이다의 r , u , v 측정 좌표계에 대해 분리된 추적 필터를 구성했다.^[11] 각각의 분리된 추적 필터는 제안된 방식을 따라 IMM 알고리즘을 이용해서 구성된다. 먼저 u , v 방향 코사인 필터의 측정 오차 표준 편차를 각각 σ_u , σ_v 라 하면, 측정 오차의 길이 단위(unit) 표준편차는

$$\sigma_{ou} = \frac{r\sigma_u}{\sqrt{1-u^2}}, \quad \sigma_{ov} = \frac{r\sigma_v}{\sqrt{1-v^2}} \quad (12)$$

가 된다.^[12] 최신화 간격 T 를 결정할 때는 식 (7)의 σ_o 에 σ_{ou} , 또는 σ_{ov} 를 대입해야 한다.

특별히 표적의 운동에 정합된 u , v 필터의 운동 과정 잡음 표준 편차 σ_{mu} , σ_{mv} 가 동일하고, $u = v$, $\sigma_{mu} = \sigma_{mv}$ 인 경우는 참고 문헌 [9] 과 같이 ν_o^* 에 대해 최신화 간격 T 가 결정될 수 있다. 그러나 일반적으로 식 (7)로부터 결정되는 u 필터의 최신화 간격 T_u 와 v 필터의 최신화 간격 T_v 는 일치하지 않는다. 따라서 최신화 간격 T 는 $T = T_u = T_v$ 조건을 만족하면서 동시에 시스템 부하 L 을 최소화하도록 결정되어야 한다. 여기서는 $\sigma_u = \sigma_v$ 를 가정하고, 먼저 $T_u = T_v$ 조건을 만족하기 위해 요구되는 u 필터의 예측 정확도 ν_{ou} 와 v 필터의 예측 정확도 ν_{ov} 사이의 관계를 동작점 $u = v$, $\sigma_{mu} = \sigma_{mv}$ 에 대해 얻는다. 즉,

$$\nu_{ou} = \nu_o^* + \delta\nu_{ou}, \quad \nu_{ov} = \nu_o^* + \delta\nu_{ov} \quad (13)$$

로 해서 $\delta\nu_{ou}$ 와 $\delta\nu_{ov}$ 사이의 관계를 $T_u = T_v$ 로 놓고 얻어보면

$$\begin{aligned} \delta\nu_{ov} &= k_1 + k_2 \delta\nu_{ou} \\ k_1 &= \frac{\nu_o^*(1-a)(1+0.5\nu_o^{*2})}{a\nu_o^{*2} - 2.4(1+0.5\nu_o^{*2})} \\ k_2 &= \frac{\nu_o^{*2} - 2.4a(1+0.5\nu_o^{*2})}{a\nu_o^{*2} - 2.4(1+0.5\nu_o^{*2})} \end{aligned} \quad (14)$$

이 됨을 알 수 있다. 여기서 $a = \left(\frac{\sigma_u \sqrt{1-v^2}}{\sigma_v \sqrt{1-u^2}}\right)^{10}$ 이다.

이제 (13), (14)식을 이용해서 $\delta\nu_{ou}$ 에 대한 시스템 부하 L 의 표현을 얻어보면

$$L \propto \frac{1+0.5\nu_o^{*2} + \nu_o^* \delta\nu_{ou}}{(\nu_o^{*2} + 2.4\delta\nu_{ou})(q_1 + q_2 \delta\nu_{ou})^{1/2}} \quad (15)$$

의 관계가 있음을 알 수 있다. 여기서

$$q_1 = \left(1 - 4\nu_o^* \frac{\sigma^2}{B^2} (\nu_o^* + 2k_1)\right) \left(1 - 4\nu_o^* \frac{\sigma^2}{B^2}\right)$$

$$q_2 = -8\nu_o^* \frac{\sigma^2}{B^2} \left((1 - 4\nu_o^* \frac{\sigma^2}{B^2} (\nu_o^* + 2k_1)) + k_2(1 - 4\nu_o^* \frac{\sigma^2}{B^2})\right)$$

이다. 그리고 L 을 최소화하는 $\delta\nu_{ou}$ 를 $\left.\frac{\partial L}{\partial \delta\nu_{ou}}\right|_{\delta\nu_{ou}=\nu_o^*} = 0$ 로 얻어보면

$$\delta\nu_{ou}^* = -\frac{0.2q_1(\nu_o^{*2} + 12) + 0.5q_2(1 + 0.5\nu_o^{*2})\nu_o^*}{3.6q_2(1 + 0.36\nu_o^{*2})} \quad (16)$$

이 된다. 따라서 $\nu_o^{*ou} = \nu_o^* + \delta\nu_{ou}^* \hat{\sigma}_{mu}$ 를 식 (7)에 대입하면 시스템 부하를 최소화하는 최신화 간격 $T = T_u = T_v$ 를 계산할 수 있게 된다. 여기서 ν_o^* 는 σ/B 의 함수로 결정된 상수이고 실제 식 (16)의 $\delta\nu_{ou}^*$ 의 계산에서는 a 만 얻으면 된다. a 값은 IMM 알고리즘의 $\hat{\sigma}_{mu}$, $\hat{\sigma}_{mv}$ 과 방향 코사인의 추정 \hat{u} , \hat{v} 으로 부터 얻게된다.

V. 시뮬레이션

여기서는 앞 절에서 설명한 바와 같이 제안된 알고리즘을 위상배열 레이다 추적 문제에 적용하여 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 그 성능을 검토한다. 이때 성능 지수는 IV절에서 정의한 시스템 부하 L 로 하고, 표준 Kalman 필터를 사용한 경우와도 그 성능을 비교한다.

1. 레이다 측정 모델

거리 상태 변수는 일차적인 관심이 아니기 때문에 시뮬레이션을 위해서 r , r' 의 측정은 정확하다고 가정한다. 그리고 안테나 평면 수직 벡터의 방향은 x - y - z 좌표계에서 방위각 45° , 기울기 22.5° 를 갖는다고 가정한다. 안테나 빔 폭은 u - v 평면에서 $B = B_u = B_v = 20$ millisines로 일정하고, u , v 각도 측정 오차는 평균이 0인 정규 분포로 일정한 표준 편차 $\sigma_u = \sigma_v = 2$ millisines을 갖는 것으로 가정한다. 이 경우 $\sigma_u/B_u = \sigma_v/B_v = 0.1$ 이고, 따라서, $u = v$, $\sigma_{mu} = \sigma_{mv}$ 의 동작점에서 L 을 최소화하는 ν_o^* 의 값은 약 2.7이다.

2. 표적 모델 및 추적 필터 알고리즘

적응 최신화 빈도 추적 알고리즘으로 두 가지를 구성하였다. 첫 번째 적응 최신화 빈도 추적 알고리즘 AURTA I의 다중 모델은 식 (2)와 같은 형태의 3개의 모델로 구성된다. 각 모델은 $\sigma_{m1} = 7.5\text{m/sec}^2$, $\sigma_{m2} = 20\text{m/sec}^2$, $\sigma_{m3} = 90\text{m/sec}^2$ 의 서로 다른 과정 잡음의 크기를 갖는다. 기동시 정수 τ_m 은 10sec로 설정한다. Markov 사슬 행렬 θ 는

$$\Theta = P \exp(AT) P^T, A = \begin{bmatrix} -0.094 & 0 & 0 \\ 0 & -0.094 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} 0.25 & -0.78 & 0.58 \\ -0.80 & 0.17 & 0.58 \\ 0.55 & 0.61 & 0.58 \end{bmatrix} \quad (17)$$

로 취하고 $\hat{\sigma}_m^2$ 의 추정식은 모멘트 정합을 통해 식 (9)의 변형을 취해

$$\hat{\sigma}_m^2 = \sigma_{m1}^2 + f(\mu_2 - \bar{\mu}_2)(\sigma_{m2}^2 - \sigma_{m1}^2) + f(\mu_3 - \bar{\mu}_3)(\sigma_{m3}^2 - \sigma_{m1}^2) \quad (18)$$

로 한다. 여기서 $x \geq 0$ 일때 $f(x) = x$, $x < 0$ 일때 $f(x) = 0$ 인 함수이고, $\bar{\mu}_2 = 0.2$, $\bar{\mu}_3 = 0.15$ 를 사용했다.

두 번째 알고리즘 AURTA II는 표적의 등속 운동에 잘 정합되도록 2차의 감속 상태 필터(reduced state filter)¹¹⁾를 첫번째 필터에 이용해서 IMM 알고리즘을 구성했다. AURTA II의 σ_{mi} , $i=1, 2, 3$, Markov 사슬 행렬, 그리고 식 (18)의 $\hat{\sigma}_m^2$ 추정식은 AURTA I과 동일하다.

성능을 비교하기 위해서 구성한 표준 Kalman 필터는 $\sigma_m = 20\text{m/sec}^2$ 인 식 (2)의 모델에 대해 구성했다. 이 표준 Kalman 필터의 최신화 빈도는 표적의 운동에 적응하지는 않지만, 거리와 방향에 대해서는 IV절에서 제안된 방식과 동일한 방법으로 선택된다.

3. 표적의 운동 궤적

시뮬레이션을 위해 x - y - z 좌표계에서 구성한 표적의 운동 궤적은 다음과 같다. 모든 경우 속력과 고도는 400m/sec, 4km로 일정하다.

운동 궤적 A: (0, 70km) 지점에서 시작하여 [0, 150sec] 전 구간에서 (283m/sec, -283m/sec)로 등속 운동.

운동 궤적 B: (0, 51km) 지점에서 시작하여 [0, 60sec] 구간에서 (0, -400m/sec)로 등속 운동. 그리고 20m/sec^2 가속으로 123sec까지 좌회전. 그리고 다시 150sec까지 직선 운동.

운동 궤적 C: (0, 47km) 지점에서 시작하여 [0, 60sec] 구간에서 (0, -400m/sec)로 등속 운동. 그리고 40m/sec^2 가속으로 91sec까지 좌회전. 그리고 다시 150sec까지 직선 운동.

운동 궤적 D: (0, 46km) 지점에서 시작하여 [0, 60sec] 구간에서 (0, -400m/sec)로 등속 운동. 그리고 80m/sec^2 가속으로 99sec까지 좌회전. 그리고 다시 150sec까지 등속 운동.

4. 시뮬레이션 결과 및 검토

구간 $[T_a, T_b]$ 에 대한 평균 시스템 부하를 L_{avg}

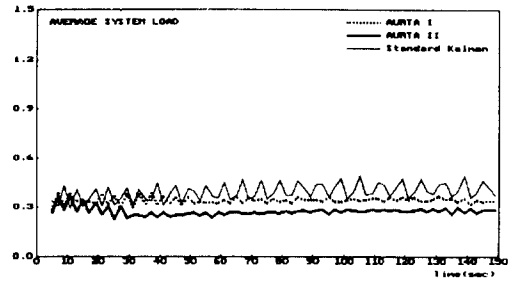
(T_a, T_b)로 표시하자. 이 평균 시스템 부하는 M 번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 다음 식으로 얻어진다.

$$L_{avg}[T_a, T_b] = \frac{1}{(T_b - T_a)} \left(\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left(\sum_{t_k(j) \in [T_a, T_b]} \frac{1}{P_j} \right) \right) \quad (19)$$

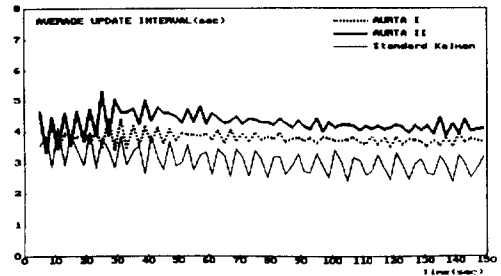
여기서 $t_k(j)$ 는 j 번째 시뮬레이션에서 k 번째 최신화 시간을 표시하고 P_j 는 식 (10)에 의해 주어지는 탐지 확률이다. 그리고 구간 $[T_a, T_b]$ 에 대한 평균 최신화 간격 $T_{avg}[T_a, T_b]$ 는 M 번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 다음과 같이 얻었다.

$$T_{avg}[T_a, T_b] = \left(\sum_{j=1}^M \sum_{t_k(j) \in [T_a, T_b]} 1 \right)^{-1} M(T_b - T_a) \quad (20)$$

여기서 2초 간격의 평균 시스템 부하와 평균 최신화 간격을 얻기 위해 500번의 시뮬레이션을 수행했다. 그림 1~4에서는 각각의 궤적에 대한 시뮬레이션 결과로 L_{avg} , T_{avg} 을 보여준다.



(a)



(b)

그림 1. 궤적 A에 대한 시뮬레이션 결과

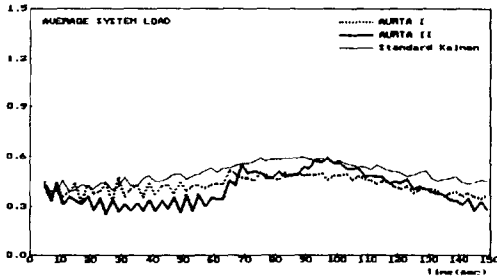
(a) 평균 시스템 부하

(b) 평균 최신화 간격

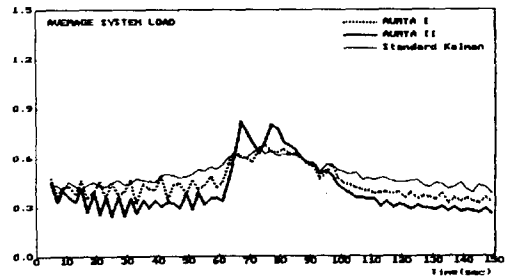
Fig. 1. Simulation results for trajectory A.

(a) Average system load.

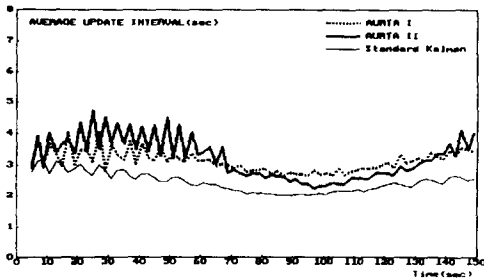
(b) Average update interval.



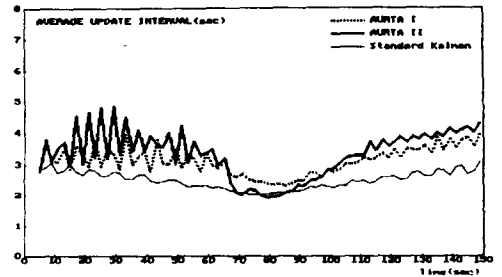
(a)



(a)



(b)



(b)

그림 2. 궤적 B에 대한 시뮬레이션 결과

- (a) 평균 시스템 부하
- (b) 평균 최신화 간격

Fig. 2. Simulation results for trajectory B.

- (a) Average system load.
- (b) Average update interval.

그림 3. 궤적 C에 대한 시뮬레이션 결과

- (a) 평균 시스템 부하
- (b) 평균 최신화 간격

Fig. 3. Simulation results for trajectory C.

- (a) Average system load.
- (b) Average update interval.

우선 등속 운동의 궤적 A에 대한 평균 최신화 간격 T_{avg} 를 보면, 표준 Kalman 필터의 경우 약 3.2sec, AURTA I는 4sec, AURTA II는 4.2sec 정도임을 알 수 있다. 그리고 평균 시스템 부하 L_{avg} 는 0.39(표준 Kalman 필터), 0.34(AURTA I), 0.27(AURTA II)로 나타난다. 이것은 표적의 등속 운동에 대해 AURTA II에서 사용한 2차 감속 상태 필터가 효율적으로 이용되고 있음을 보인다. 표 1에서 궤적 A에 대한 평균 시스템 부하를 보면 AURTA II가 표준 Kalman 필터보다 시스템 부하를 약 30% 줄임을 알 수 있다.

20m/sec² 가속 운동 궤적 B에 대한 결과를 보면 가속 구간에서도 AURTA I와 AURTA II는 표준 Kalman 필터보다 감소된 시스템 부하를 보인다. 그리고 40m/sec² 가속 운동 궤적 C에 대해서는 AURTA I와 표준 Kalman 필터는 비슷한 시스템

부하를 보이고, 가속이 시작되는 부분에서는 AURTA II가 큰 부하를 가짐을 알 수 있다. 80m/sec² 가속 운동 궤적 D에서는 표준 Kalman 필터가 가속의 시작 부분 이외에는 가속 구간을 포함해서 대체로 가장 큰 부하를 보인다. 이는 표준 Kalman 필터의 필터 대역을 넘는 가속의 변화로 예측 오차가 증가한 때문이다. 가속 시작 부분에서 AURTA I이 AURTA II에 비해 부하가 작은 가장 큰 이유는 가속 시작 이전에 이미 등속 구간에서 최신화 간격이 작은 값이었다는 데 있다. 한편 80m/sec² 가속 시작 부분에서 AURTA II의 L_{avg} 는 1.7 정도인데 짧은 시간 동안에서만 발생할 뿐 아니라 크기 자체가 크지 않다는데서 큰 문제가 되지 않는다.

표적 운동의 대부분이 등속이고 가속 운동이 자주 발생하지 않는다는 점에서 표 1에 보여지는 궤적 B, C, D에 대한 값은 AURTA II에 대해서 보수적인 값

VI. 결론

이 논문에서는 IMM 알고리즘을 이용한 적응 최신화 빈도 추적 알고리즘을 제안하고 위상배열 레이더 추적에 적용하였다. 그리고 시뮬레이션을 통해 제안된 알고리즘이 표준 추적 알고리즘보다 레이더의 시스템 부하를 20~30% 줄일 수 있음을 확인했다. 특히, 2차 감축 상태 필터를 다중 모델에 사용한 적응 최신화 빈도 추적 알고리즘(AURTA II)은 표적의 등속 운동에서 시스템 부하를 효과적으로 줄여서, 평균 시스템 부하를 줄이는데 가장 우수한 성능을 보였다.

參考文獻

[1] S. S. Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*. Norwood, MA: Artech House, 1986.

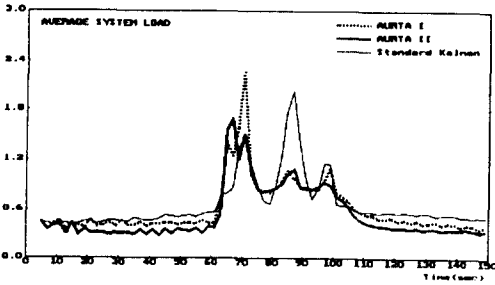
[2] G. Van Keuk and S. S. Blackman, "On phased-array radar tracking and parameter control," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-29, no. 1, pp. 186-194, Jan. 1993.

[3] S. A. Cohen, "Adaptive variable update rate algorithm for tracking targets with a phase array radar," *IEE Proceedings*, vol. 133, Pt. F, no. 3, pp. 277-280, 1986.

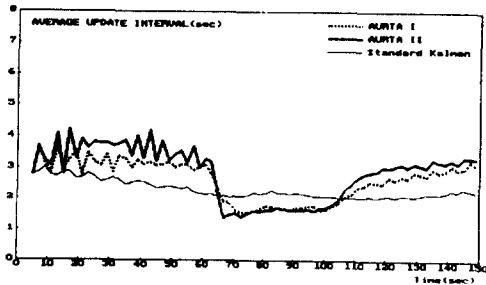
[4] L. A. Gardner and R. J. Mullen, "Constant gain tracker with variable frame time," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-24, no. 4, pp. 322-326, July 1988.

[5] M. Munu, I. Harrison, D. Wilkin, and M. S. Woolfson, "Comparison of adaptive target-tracking algorithms for phased- array radar," *IEE Proceedings*, vol. 139, Pt. F, no. 5, pp. 336-342, 1992.

[6] Y. Bar-Shalom, K. C. Chang, and H. A. P. Blom, "Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-25, no. 2, pp. 175- 188, March 1989.



(a)



(b)

그림 4. 궤적 D에 대한 시뮬레이션 결과
(a) 평균 시스템 부하
(b) 평균 최신화 간격

Fig. 4. Simulation results for trajectory D.
(a) Average system load,
(b) Average update interval.

이다. 그림에도 불구하고 모든 경우 표준 Kalman 필터보다 시스템 부하를 20% 정도 줄이고 있다. 이러한 시뮬레이션 결과로부터 AURTA 가는 표준 Kalman 필터에 비해 시스템 부하를 20~30% 정도 줄이는 효율적인 방법임을 확인할 수 있다. 마지막으로 이 궤적들에 대한 최신화 간격의 변화를 보면 AURTA 가의 경우 표적의 거리와 가속의 크기에 따라 1.2sec ~ 4.2sec 사이에서 적응적으로 변화함을 알 수 있다.

표 1. 평균 시스템 부하 Lavg

Table 1. The Average System Load Lavg.

	AURTA I	AURTA II	Standard Kalman Filter
Trajectory A	0.34	0.27	0.39
Trajectory B	0.43	0.40	0.50
Trajectory C	0.45	0.40	0.50
Trajectory D	0.62	0.55	0.68

- [7] R. A. Singer. "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets." *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-6, no. 4, pp. 473-483, 1970.
- [8] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann. *Tracking and Data Association*. New York: Academic Press, 1988.
- [9] G. Van Keuk. "Software structure and sampling strategy for automatic target tracking with a phased array radar." *AGARD Conference Proceedings*, no. 252, Monterey, CA, pp. 11-1 to 11-13, Oct. 1978.
- [10] S. M. Hong and H. J. Shin. "Adaptive Update Rate Tracking Using IMM Algorithm." *Proceedings of the 32th SICE Annual Conference*, Kanazawa, Japan, pp. 1259-1264, August 1993.
- [11] P. L. Bogler. *Radar Principles with Applications to Tracking Systems*. New York: Wiley, 1990.
- [12] E. Brookner. *Practical Phased Array Antenna Systems*. Norwood, MA: Artech House, 1991.

 著者紹介



申炯朝(準會員)

1969年 4月 29日生. 1990年 2月
경북대학교 전자공학과 공학사 학
위 취득. 1992년 ~ 현재 경북대
학교 전자공학과 석사과정 재학
중. 주관심분야는 추적 및 데이터
연관, 제어 시스템 등임.

洪淳穆(正會員) 第30卷 B編 第5號 參照

현재 경북대학교 전자공학과 조교수