

論文 2002-39SC-2-11

클러터 환경에서의 표적 추적을 위한 준최적의 검출 문턱값

(Suboptimal Detection Thresholds for Tracking in Clutter)

鄭漢憲 * , 申翰燮 **

(Young-Hun Jung and Han-Seop Shin)

요약

이 논문에서는 PDA(Probabilistic Data Association) 필터를 이용한 표적 추적에서 평균자승추정오차의 기대값을 최소화하는 표적 검출 문턱값의 최적제어 방법을 제시하고, 닫힌 형태의 준최적해를 구한다. 최적의 검출 문턱값을 구하기 위한 이전의 연구에서는 그래프를 이용한 부정확한 최적화 방법이나, 매우 시간이 많이 소요하는 수치해석적 최적화 알고리듬을 사용하였다. 하지만, 이 논문에서는 정보감소인자의 수치적 근사화식을 이용하여, 최적제어문제로 정식화하여 닫힌 형태의 준최적 검출 문턱값을 구하였다. 이 결과는 실시간 표적 추적에서 유용하게 사용될 수 있다.

Abstract

In this paper, we consider the optimal control of detection threshold to minimize the conditional expectation of mean-square state estimation error for a probabilistic data association (PDA) filter. Earlier works on this problem involved the cumbersome graphical optimization algorithm or time-consuming numerical optimization algorithm. Using the numerical approximation of information reduction factor, we obtained the suboptimal detection threshold in a closed-form. This results are very useful for real-time implementation.

Key Word : PDA filter, target-tracking, optimal control, performance prediction

I. 서 론

하나의 표적을 추적하는 문제에 있어서 과정잡음(process noise)과 측정잡음(measurement noise)에 의해 발생되는 부정확성 이외에도 측정의 근원(origin)

과 관련된 부정확성이 있을 수 있다. 이러한 측정 근원의 부정확성은 표적추적 알고리듬에 이용될 측정이 관심없는 표적이나 또는 랜덤 클러터(random clutter) 등으로부터 생성된 것일 수도 있기 때문에 발생한다. 이러한 사실은 표적추적과 관련된 데이터 연관(data correlation) 문제를 발생시키게 된다. 이와 같은 데이터 연관 문제를 해결하는 가장 대표적인 방식으로는 NN(Nearest Neighbor) 필터를 이용하는 방식^[1, 2]과 PDA(Probabilistic Data Association) 필터를 이용하는 방식^[1, 3] 있다^[1, 3]. NN 방식은 측정의 예측치에 가장 가까운 측정치 하나만을 표적과 연계시켜 항적을 유지해 나가는 반면, PDA 방식은 유효 게이트(validation gate)에 들어오는 모든 측정치에 가중치를 주어 항적을 유지해 나가는 방식으로, PDA 방식이 NN 방식에 비해

* 正會員, 慶雲大學校 電子工學科

(Department of Electronic Engineering Kyungwoon University)

** 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Engineering Kyungpook National University)

接受日字: 2001年5月29日, 수정완료일: 2002年1月17日

다소 계산량은 많으나, 성능면에서 월등한 것으로 알려져 있다.

추적기의 추정오차 공분산행렬(covariance matrix)은 추적의 성능을 결정하는 성능지수(performance index)로 널리 사용된다. PDA 필터의 경우 추정오차 공분산행렬은 측정 데이터의 함수로써, 측정 데이터와 무관하게 추적기의 성능을 표현하기 위해서는 추정오차 공분산행렬의 확률적(stochastic)인 부분을 확정적(deterministic)인 부분으로 바꾸어야 한다. Fortmann 등^[4]은 추정오차 공분산행렬의 확률적인 부분을 그것의 기대치로 바꾸어 근사적인 추정오차 공분산행렬을 구했다. 또한, 정상상태의 위치추정오차의 평균제곱근을 최소화하는 검출문턱값을 그래프를 이용하여 얻었다. 하지만, 이 방법은 시변 시스템에서는 사용될 수 없으며, 그래프를 이용하여 최적의 값을 얻기 때문에 매우 비효율적이며 부정확하다. Gelfand 등^[5]은 참고문헌 [4]와는 달리 수치적인 최적화 알고리듬을 이용하여 추정오차의 평균제곱을 최소화하는 검출 문턱값을 얻었다. 하지만, 이 방법은 매우 복잡한 형태의 적분식을 갖는 정보감축인자(information reduction factor)를 구해야 하므로, 최적해를 얻는데 매우 많은 시간이 소요될 뿐만 아니라, 수치해석적인 최적화 알고리듬을 통해 얻은 최적해가 전역 최적해(global optimum solution)임을 보장할 수 없었다.

이 논문에서는 상태 추정오차의 평균제곱을 최소화하는 검출 문턱값의 최적제어 방법을 제시하고 달한 형태의 준최적해를 구한다. 최근, Kershaw 등^[6]은 복잡한 형태의 정보감축인자를 수치적으로 근사화하여 표적검출확률과 검출 문턱값의 함수로 표현하였다. Fortmann 등^[4]이 제시한 근사화된 공분산행렬식^[4]과 Kershaw 등^[6]이 제시한 근사화된 정보감축인자^[6, 7]를 바탕으로, 추정오차 최소화문제를 비선형 최적제어문제로 수식화한 후, 달한 형태의 준최적제어해를 구한다. 이 결과는 빠른 계산처리와 변화하는 표적 추적상황에서 신속한 적용을 요하는 실시간 표적 추적에서 유용하게 사용될 수 있다.

II. 측정모델 및 추적필터

1. 레이다 신호 측정모델

가산적인 잡음(additive noise)이 섞인 수신된 레이다/쏘나 신호는 두 직교하는 성분 ($A_1 + N_1$, $A_2 + N_2$)으로

구성된다. A_1 과 A_2 는 swerling I 모델[8]을 따르는 가우시안으로 각각 동상(inphase) 성분과 위상이 90° 차이나는 신호(quadrature)성분이며, 신호에너지는 $E[A_i^2] = 1/2 \cdot E_R$ 이다. N_1 과 N_2 은 각각 잡음에너지가 $E[N_i^2] = 1/2 \cdot N_R$ 인 수신 잡음이다. 표적 신호의 신호대잡음비는 신호 에너지에 대한 잡음 에너지의 비로써 $SNR = ER/NR$ 이다. 랜덤 클러터(clutter)나 잡음에서 발생한 신호와 표적에서 발생한 신호를 구분하기 위해, 신호 검출기(detector)에서는 정규화된 수신신호의 제곱 (z) 과 주어진 검출 문턱값(detection threshold)를 비교하게 된다. 만약, 수신신호의 제곱이 검출 문턱값(detection threshold)보다 크면 그 신호는 표적에서 발생한 것으로 간주하게 된다. 즉,

$$z = \frac{(A_1 + N_1)^2 + (A_2 + N_2)^2}{N_R} > -\ln P_F \quad (1)$$

식 (1)이 만족하면 표적이 검출된 것이다. 여기서 P_F 는 거짓검출확률(false alarm probability)이다. 식 (1)의 정규화된 수신신호의 제곱 z 는 지수 랜덤변수(exponential random variable)로서 아래와 같은 확률밀도함수를 가진다.

$$f(z) = \frac{1}{1+SNR} \exp\left[-\frac{z}{1+SNR}\right], \quad z \geq 0 \quad (2)$$

이때 표적검출확률(P_D)과 거짓검출확률(P_F), 그리고 신호대잡음비(SNR)에 대한 관계식은 아래와 같다.

$$P_D = P_F^{1/(1+SNR)} \quad (3)$$

추적필터에 사용될 측정들은 관심있는 표적이외에 랜덤 클러터나 잡음으로부터 생성될 수도 있으므로 측정의 개수는 하나 이상일 수 있다. 어떤 특정한 시간에서 유효게이트(validation gate) 안에서의 실제 표적을 제외한 거짓측정의 개수는 일반적으로 매개변수 ρV 를 갖는 포아송(Poisson) 분포를 가정한다^[1-5]. 여기서 ρ 는 거짓측정의 밀도, 즉 단위면적당 거짓측정의 평균갯수이며, V 는 유효 게이트의 면적이다. 유효 게이트는 n 개의 분해셀(resolution cell)로 구성되어 있으며, 각각의 분해셀은 똑같은 검출 문턱값과 표적검출확률을 가진 독립적인 검출기를 지니고 있다. 따라서, 거짓측정의 밀도 ρ 는

$$\rho = P_F / V_c = n P_F / V \quad (4)$$

이다. 여기서 V_c 은 분해셀의 면적이다.

2. PDA 필터를 이용한 표적 추적

이 절에서는 PDA필터를 간략히 설명한다^[1, 3-6]. 먼저 다음과 같은 표적 운동과 측정에 대한 모델을 가정하자.

$$x(k+1) = F(k)x(k) + v(k) \quad (5)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + w(k) \quad (6)$$

여기서 $x(k)$ 는 시간 k 에서 표적의 상태 벡터이며, $z(k)$ 는 측정 벡터이다. $v(k)$ 는 표적운동의 과정잡음으로서, 평균은 0이고 공분산행렬은 $Q(k)$ 이다. $w(k)$ 는 평균이 0이고 공분산행렬 $R(k)$ 를 가지는 측정 잡음 벡터이다. 이때 $v(k)$ 와 $w(k)$ 는 상호 비상관 관계(uncorrelated)인 가우시안 백색 잡음이며, $F(k)$, $H(k)$ 는 이미 알고 있는 행렬이다. 시간 k 에서 유효 게이트 내의 모든 측정을 $z_i(k)$, $i=1, \dots, m_k$ 로 두며, 모든 유효한 측정의 개수를 m_k 로 나타낸다. 시간 k 에서의 유효 측정 집합을 $Z(k) \triangleq \{z_i(k)\}_{i=1}^{m_k}$ 로 두며, 측정들의 누적 집합은 $Z^k \triangleq \{Z(i)\}_{i=1}^k$ 로 나타낸다.

PDA 필터의 상태 예측치와 그 공분산행렬은 표준 칼만 필터와 동일하다. 즉,

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k-1)\hat{x}(k-1|k-1) \quad (7)$$

$$P(k|k-1) = F(k-1)P(k-1|k-1)$$

$$F(k-1)^T + Q(k-1) \quad (8)$$

과 같다. 여기서 $\hat{x}(i|j)$ 는 j 시간까지의 측정을 이용하여 i 시간의 표적 상태 예측치를 말하며, T 는 전치행렬을 뜻한다. 여기서, $\theta_i(k)$ 는 측정 $z_i(k)$ 가 실제 표적으로부터 발생했다는 사건, $\theta_0(k)$ 는 실제 표적에서 발생한 측정은 없다는 사건이라 두고 이 사건들의 사후 확률은 $\beta_i(k) \triangleq P(\theta_i(k)|Z^k)$ 라 두자. 전체확률정리(Total probability theorem)을 이용하여 PDA 필터의 표적 상태벡터 최신화 방정식을 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{x}(k|k) &= E[x(k)|Z^k] \\ &= \sum_{i=1}^{m_k} E[x(k)|\theta_i(k), Z^k] P(\theta_i(k)|Z^k) \\ &= \sum_{i=1}^{m_k} \hat{x}_i(k|k) \beta_i(k) \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $\hat{x}_i(k|k)$ 는 i 번째 측정이 표적으로부터 발생한 측정이라는 사건, 즉 $\theta_i(k)$ 를 조건부로 구한 추정 벡터로써

$$\begin{aligned} \hat{x}_i(k|k) &= \hat{x}(k|k-1) + K(k)\nu_i(k), \\ i &= 1, \dots, m_k \end{aligned} \quad (10)$$

이다. 여기서 $K(k)$ 는 칼만이득으로서.

$$K(k) = P(k|k-1)H(k)^T S(k)^{-1}$$

이며, $\nu_i(k) \triangleq z_i(k) - H(k)\hat{x}(k|k-1)$ 으로 시간 k 에서의 i 번째 측정치와 측정예측치의 오차로서 이노베이션(innovation)이라 부른다. 이노베이션 공분산행렬은

$$S(k) = H(k)P(k|k-1)H(k)^T + R(k) \quad (11)$$

이다. 식 (10)을 식 (9)에 대입하여 정리하면 PDA 필터의 상태 최신화 방정식을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k)\nu(k) \quad (12)$$

여기서 $\nu(k) = \sum_{i=1}^{m_k} \nu_i(k)$ 으로서 이노베이션의 가중합(combined innovation)이다. 식 (12)는 선형인 것처럼 보이지만, 실제로는 이노베이션에 영향을 받는 사후 확률 $\beta_i(k)$ 때문에 비선형성을 지닌다. 상태추정식과 연관된 상태 추정오차 공분산행렬은

$$\begin{aligned} P(k|k) &= P(k|k-1) - (1 - \beta_0(k))K(k)S(k) \\ &\quad K(k)^T + \tilde{P}(k) \end{aligned} \quad (13)$$

이고 여기서

$$\tilde{P}(k) = K(k) \left[\sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k) \nu_i(k) \nu_i(k)^T - \nu(k) \nu(k)^T \right] K(k)^T \quad (14)$$

이다^[1, 3-6]. 추정오차 공분산행렬이 측정과 관련이 없는 표준 칼만 필터와 달리, PDA 필터의 추정오차 공분산행렬은 실제 측정의 개수와 측정값에 따라 추정의 정확도가 달라지기 때문에 식 (13)의 추정오차 공분산행렬을 확률적인 리카티 방정식(stochastic Riccati equation)이라 부른다.

유효 게이트는 $\{z(k) : \nu(k)S(k)^{-1}\nu(k) < g^2\}$ 를 만족하는 영역으로, 이 때 g 는 게이트 크기라고 부른다. 측정

벡터가 M차원인 경우 유효 게이트 면적은 $V(k) = c_M |g^2 S(k)|^{1/2}$ 이며, 여기서 c_M 은 $c_M = \pi^{M/2} / \Gamma(M/2 + 1)$ 를 만족하는 M-차원 단위 공간의 체적이다. 마지막으로 각 측정들과 추적하고자 하는 표적과의 사후연관화률은

$$\begin{aligned}\beta_i(k) &= e_i(k) \left| \left(b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j(k) \right) \right|, \quad i = 1, \dots, m_k \\ \beta_0(k) &= b \left| \left(b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j(k) \right) \right|\end{aligned}\quad (15)$$

이다. 여기서 $b = (2\pi)^{M/2} \rho |S(k)|^{1/2} (1 - P_D P_C) / P_D$, $e_i(k) = \exp(-\nu_i(k)^T S(k)^{-1} \nu_i(k) / 2)$, M 은 측정의 차원, ρ 는 클러티 밀도, P_C 는 실제 표적이 검출된 경우, 실제 표적의 측정이 유효게이트안에 있을 확률이다.

3. 근사화된 리카티 방정식

추정오차 공분산행렬은 식 (13)에서 알 수 있듯이 측정치의 함수로서, 통계학적 관점에서만 그 특성이 결정될 수 있다. Fortmann 등은 레이다 및 쏘나 시스템에서 대부분 사용하고 있는 범위인 P_C 가 거의 1이고, 게이트 크기 g 가 4 또는 5, 그리고 측정벡터의 차원 M 이 10보다 작은 경우에 대해, 추정오차 공분산행렬의 기대값을 통해 근사식을 얻었다[4].

$$\begin{aligned}\bar{P}(k|k) &= E[P(k|k)|Z^{k-1}] \\ &= P(k|k-1) - q_2(k) K(k) S(k) K(k)^T\end{aligned}\quad (16)$$

여기서 $q_2(k)$ 는 측정 근원의 불확정성에 기인한 정보감축인자(information reduction factor)^[4~7]로서

$$\begin{aligned}q_2(k) &= P_D \frac{c_M}{(2\pi)^{M/2}} \sum_{m_k=1}^{\infty} \frac{e^{-\rho V(k)} (\rho V(k))^{m_k-1}}{(m_k-1)!} \\ &\times \left(\frac{M}{g^M} \right)^{m_k-1} I_2(m_k)\end{aligned}\quad (17)$$

이다. 여기서

$$\begin{aligned}I_2(m_k) &= \int_0^g \cdots \int_0^g \frac{\exp(-r_1^2) r_1^2}{b + \sum_{j=1}^{m_k} \exp(-r_j^2/2)} \\ &\times (r_1 \cdots r_{m_k})^{M-1} dr_1 \cdots dr_{m_k}\end{aligned}\quad (18)$$

이다. 위의 정보감축인자 $q_2(k)$ 는 0과 1사이에 존재하는 값으로서, 표적검출률 P_D 와 $\rho V(k)$ 의 함수로서, 복잡한 중적분이 포함되어 구하기가 매우 힘들다. Kershaw

등^[6]은 위와 같이 복잡한 형태의 정보감축인자를 $M=2$, $g=4$ 인 경우에 대해, 수치적 근사화를 통해 다음과 같이 간단한 형태로 표현하였다.

$$\hat{q}_2(k) = \frac{0.997 P_D}{1 + 0.37 P_D^{-1.57} \rho V(k)} \quad (19)$$

III. 최적제어문제로의 수식화

i) 장에서는 II장에서 설명한 근사화된 PDA필터의 추정오차 공분산행렬을 근거로, 추정오차의 평균제곱을 최소화하는 검출 문턱값의 선택을 최적제어문제로 수식화하도록 한다. 먼저, 추정오차의 평균제곱은 식 (16)을 이용하면 아래와 같이 쓰여진다^[5].

$$\begin{aligned}E[|x(k) - \hat{x}(k|k)|^2 | Z^{k-1}] &= tr E[P(k|k) | Z^{k-1}] \\ &\approx tr P(k|k-1) - \hat{q}_2(k) tr K(k) S(k) K(k)^T\end{aligned}\quad (20)$$

여기서 tr 은 대각합(trace)을 말하며, 제어 입력변수인 검출문턱값($-\ln P_F(k)$)은 거짓검출확률 $P_F(k)$ 를 구함으로서 얻을 수 있다. 여기서 신호대잡음비 SNR 은 알고 있는 주어진 값으로 가정하자. 따라서, 최적의 검출 문턱값 선택문제는 부등식의 제한조건을 가진 다음과 같은 비선형 최적제어문제[7, 9]로 쓰여질 수 있다:

$$\min_{P_F(k)} \quad tr P(k|k-1) - \hat{q}_2(k) tr K(k) S(k) K(k)^T \quad (21)$$

여기서 제한조건은 $0 < P_F(k) < 1$ 이다. 식 (13)에 포함되어 있는 $P(k|k-1)$, $K(k)$, 그리고 $S(k)$ 는 입력변수 $P_F(k)$ 함수가 아니라, $F(k)$, $Q(k)$, $R(k)$ 에 의해 결정되는 주어진 행렬이므로, 식 (13)은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\max_{P_F(k)} \quad \hat{q}_2(k) \quad (22)$$

추정오차의 평균제곱을 최소화하는 검출문턱값의 선택문제가 정보감축인자를 최대화하는 거짓검출확률을 구하는 문제로 바뀌었다. 간단한 식의 표현을 위해 시간 index k 를 빼고, 식 (3)와 (4)를 식 (19)에 대입하여 \hat{q}_2 를 정리하면,

$$\hat{q}_2 = \frac{0.997 P_F^{\frac{1}{(1+SNR)}}}{1 + 0.37 n P_F^{\frac{(-0.57+SNR)}{(1+SNR)}}} \quad (23)$$

이다. 거짓검출률 P_F 에 대해 \hat{q}_2 의 일차 미분을 영으로 둘으로써 \hat{q}_2 를 최대화하는 P_F 를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{q}_2}{\partial P_F} &= 0 = \\ &\underline{0.997 \left(\frac{1}{1+SNR} P_F^{\frac{-SNR}{1+SNR}} \Delta - 0.37 n_k \frac{-0.57+SNR}{1+SNR} P_F^{\frac{-0.57}{1+SNR}} \right) / \Delta^2} \end{aligned} \quad (24)$$

여기서 $\Delta = 1 + 0.37 n_k P_F^{\frac{-0.57+SNR}{1+SNR}}$ 이다. 식 (24)이 영이 되기 위해서는 분모항이 무한대가 되든지 분자항이 영이어야 한다. P_F 가 0에서 1 사이의 값을 가지므로 분모항은 항상 유한한 값을 가지게 된다. 따라서, 분모항을 무한대로 만드는 P_F 는 존재하지 않는다. 분자항을 0으로 만드는 P_F 를 구해보면

$$P_F^* = \left(\frac{1}{0.37 n_k (-1.57 + SNR)} \right)^{\frac{1}{-0.57 + SNR}} \quad (25)$$

으로 유일한 값이다. P_F 는 항상 영보다 큰 값이어야 하므로, 식 (25)의 최적의 거짓검출률은 $SNR > 1.57$ 인 경우에 대해서만 구할 수 있다. 다행히도, 대부분의 레이다/쏘나 시스템에서는 5dB이상의 신호대잡음비를 사용하고 있다. 따라서, 식 (25)은 추정오차의 평균제곱을 최소화하는 거짓검출률의 단한 형태의 준최적해이다. 여기서 준최적이란 말을 사용한 이유는 근사화된 정보감소인자를 사용하였기 때문이다.

IV. 수치실험

표적의 운동모델은 2차원공간에서의 등속운동을 가정하고, 위치성분이 측정된다고 가정하였다. 측정 샘플링 주기 T 는 1초, 신호대잡음비는 10dB로, 전체 추적 시간은 35초로 두었다. 추정오차 상호분산행렬 $P(0|0)$ 은 참고문헌 [1]에서 제안한 방법으로 초기화하였다.

먼저, 식 (19)의 근사화된 정보감축인자를 최대화하는 최적의 검출 문턱값과 참고문헌 [5]에서와 같이 정확한 정보감축인자를 최대화하는 최적의 검출 문턱값을 비교하여 그림 1에 나타내었다. 그림 1을 통해 근사화된 정보감축인자와 정확한 정보감축인자를 이용한 경우의 최적의 거짓검출률들은 거의 같은 값임을 알 수 있었다. 참고문헌 [5]에서와 같이 식 (17)의 정확한 정보감축인자를 이용한 경우, 최적화를 위해 수치 해석적 방법인 Sequential quadratic programming(SQP) 방법^[10]을 사용하였다. 이 방법은 매 반복 과정마다 Quadratic programming(QP) 방법을 사용하며, Hessian의 추정은 Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno(BFGS)식으로 최신화하게 된다. 따라서, 정확한 정보감축인자를 이용한 경우는 복잡한 중적분 계산에 소요하는 시간과 최적화 알고리듬에서 소요되는 시간때문에 실시간으로 최적 검출 문턱값을 구하기는 매우 힘들다. 결과적으로, 근사화된 정보감축인자를 이용한 식 (25)에 표현된 단한 형태의 최적의 검출문턱값은 정확하면서도 실시간 추적에 매우 적합함을 알 수 있었다.

고정된 거짓검출률을 사용한 경우와 제안된 최적의 거짓검출률을 사용한 경우의 추적성능을 비교하

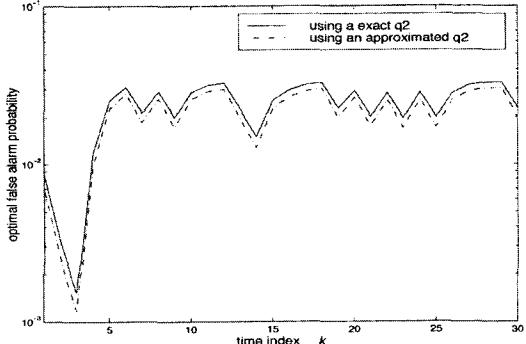


그림 1. 최적의 거짓검출률
Fig. 1. The optimal false alarm probabilities.

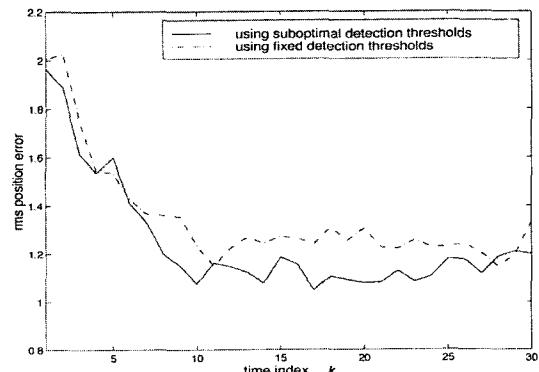


그림 2. 위치추정오차의 평균제곱근
Fig. 2. Root mean square of position estimation error.

기 위해, 100회의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 2에서는 고정된 거짓검출확률 $P_F = 1 \times 10^{-2}$ 로 둔 경우와 식 (25)에 나타난 제안된 닫힌 형태의 최적의 거짓검출확률 P_F^* 을 이용한 경우의 위치 추정오차의 평균제곱근값을 보였다. 거짓검출확률을 고정된 1×10^{-2} 로 둔 경우보다, 제안된 최적의 값으로 둔 경우가 위치 추정오차성분이 작은 것을 알 수 있었다.

V. 결 론

이 논문에서는 PDA필터의 상태 추정오차의 평균제곱을 최소화하는 검출 문턱값의 최적제어 방법을 제시하고, 닫힌 형태의 준최적 검출 문턱값을 구했다. 근사화된 PDA필터의 공분산행렬식과 정보감축인자를 바탕으로, 추정오차의 평균제곱을 최소화하는 최적의 검출 문턱값 선택의 문제를 비선형 최적제어문제로 수식화한 후, 닫힌 형태의 준최적 거짓검출확률을 구했다. 이 결과는 빠른 계산처리와 변화하는 표적 추적상황하에서 신속한 적응을 요하는 검출 문턱값의 실시간 제어에 유용하게 사용 될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Orlando, FL: Academic Press, 1988.
- [2] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in clutter with nearest neighbor filters : Analysis and performance," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-32, pp. 995~1010, July 1996.
- [3] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Stability evaluation and track life of the PDAF for tracking in clutter," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-36, pp. 588~601, May 1991.
- [4] T. E. Fortmann, Y. Bar-Shalom, M. Scheffe, and S. B. Gelfand, "Detection thresholds for tracking in clutter-A connection between estimation and signal processing," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-30, pp. 221~229, Mar. 1985.
- [5] S. B. Gelfand, T. E. Fortmann, and Y. Bar-Shalom, "Adaptive detection threshold optimization for tracking in clutter," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-32, pp. 514~523, Apr. 1996.
- [6] D. J. Kershaw and R. J. Evans, "A contribution to performance prediction for probabilistic data association tracking filters," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-32, pp. 1143~1147, July 1996.
- [7] D. J. Kershaw and R. J. Evans, "Waveform selective probabilistic data association," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-33, pp. 1180~1188, October 1997.
- [8] G. van Keuk and S. S. Blackman, "On phased-array radar tracking and parameter control," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-29, pp. 186~194, Jan. 1993.
- [9] S. M. Hong and Y. H. Jung, "Optimal scheduling of track updates in phased array radars," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-34, pp. 1016~1022, July 1998.
- [10] S. G. Nash and A. Sofer, *Linear and Nonlinear Programming*, New York : McGraw-Hill, 1996.

저자 소개

鄭漢憲(正會員) 第37卷 SC編 第3號 參照
현재 : 경운대학교 전자공학과 전임강사



申翰燮(學生會員)

1998年 2月 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 2000年 2月 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 2000年 3月 ~ 현재 : 경북대학교 전자공학과 박사과정. <주관심 분야 : 레이다 표적 추적, 이동통신 (MUD), 시스템 최적화 등>