

論文2000-37SC-5-1

NN 필터 추적을 위한 최적 신호 강도 및 검출 문턱값 선택

(Selection of Signal Strength and Detection Threshold for Optimal Tracking with Nearest Neighbor Filter)

鄭 漢 憲 * , 權 一 煥 ** , 洪 淳 穆 ***

(Young Hun Jung, Il Hwan Kwon, and Sun Mog Hong)

요 약

이 논문에서는 NN 필터를 이용한 표적추적을 위한 최적의 신호 강도 및 표적 검출 문턱값을 구하였다. 이를 위하여 먼저 HYCA 방식을 이용하여 NN 필터의 추적성능을 예측할 수 있도록 하고, 이것에 기초하여 예측된 추적성능과 신호 강도 및 표적 검출 문턱값 사이의 관계를 나타내었다. 그리고 이러한 관계를 이용하여 다음과 같은 다양한 비용에 대한 최적 파라미터를 얻었다: (1)위치 추정 오차 분산 합을 최소화하는 최적의 표적 검출 문턱값 순열(sequence); (2)유효 게이트 면적 합을 최소화하는 최적의 표적 검출 문턱값 순열; (3)표적 신호 강도 합을 최소화하는 최적 표적 신호 강도 및 표적 검출 문턱값 순열.

Abstract

In this paper, we formulate an optimal control problem to obtain the optimal signal strength and detection threshold for tracking with NN filter. First, we predict the tracking performance of NN filter by using the HYCA method. Based on this method, the predicted tracking performance is represented with respect to signal strength and detection threshold. Using this relation, we find the optimal parameters for following three examples: 1) the sequence of optimal detection threshold which minimizes sum of position estimation error; 2) the sequence of optimal detection threshold which minimizes sum of validation gate volume; and 3) the sequence of optimal signal strength and detection threshold which minimizes sum of signal strength.

Keywords: NN filter, target-tracking, optimal control, performance prediction

* 正會員, 慶雲大學校 電子工學科

(Department of Electronic Engineering Kyungwoon University)

** 正會員, 現代電子産業株式會社

(Hyundai Electronics Industries Co., Ltd.)

*** 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:1999年6月9日, 수정완료일:2000年3月2日

I. 서 론

하나의 표적을 추적하는 문제에 있어서 과정잡음(process noise)과 측정잡음(measurement noise)에 의해서 발생하는 부정확성 외에 측정의 근원(origin)과 관련된 부정확성이 있을 수 있다. 이러한 측정 근원의 부정확성은 표적추적 알고리즘에 이용될 측정이 관심없는 표적 또는 랜덤 클러터(random clutter)등으로부터 생성된 것일 수도 있게 한다. 이러한 사실은 표적추적 과 관련된 데이터 연관(data correlation) 문제를 발생시키게 된다. 이와 같은 데이터 연관 문제를 해결하는 가

장 대표적인 방식^[1]으로는 PDA(Probabilistic Data Association) 필터를 이용하는 방식과 NN(Nearest Neighbor) 필터를 이용하는 방식이 있다. PDA 방식은 유효 게이트(validation gate)에 들어오는 모든 측정치를 이용하여 항적을 유지해 나가는 반면, NN 방식은 각 항적에 대한 측정의 예측치에 가장 가까운 측정치를 그 항적에 연계시켜 항적을 유지해 나간다. Li와 Bar-Shalom^[2]은 PDA 필터 추적성능을 정량화함에 있어서 추정오차 공분산행렬이 측정치와 같은 연속 랜덤 변수와 유효 측정치 갯수와 같은 불연속적인 랜덤 변수의 함수가 되는 하이브리드(hybrid) 성질을 이용하여 보다 정확하게 PDA 필터의 성능을 예측하였다. 또한 Li와 Bar-Shalom^[3]은 이러한 성질을 바탕으로 한 HYCA(HYbrid Conditional Averaging) 방식을 제안하고, 이를 이용하여 NN 필터의 추적성능을 얻었다. NN 필터는 예측 위치에 가장 근접한 측정만을 이용하므로 비교적 계산 과정이 간단하지만, 실제 표적추적에 있어서는 표적에 의한 측정 뿐만 아니라 거짓 측정을 이용할 수도 있으며 때로는 유효 게이트 내에 측정이 없는 경우도 발생할 수 있다. HYCA 방식은 공분산행렬이 이와 같은 불연속인 사건들의 함수가 되는 성질을 이용해서 필터의 성능을 표현하는 방식이다. 이러한 방식을 이용하면, 시뮬레이션에 의존하지 않고도 추적성능의 정량적인 계산이 가능하다.

이 논문에서는 Li와 Bar-Shalom^[3]이 제시한 HYCA 방식을 이용한 NN 필터의 추적성능 해석에 기초하여, 표적추적성능과 신호대잡음비 및 표적 검출 문턱값 사이의 관계를 나타낸다. 그리고 이것에 기초하여 최적 파라미터 결정 문제를 제한조건을 가진 비선형 최적제어 문제로 수식화하여 다음과 같은 세 가지 비용에 대한 최적 파라미터를 구한다: (1)위치 추정 오차 분산함을 최소화하는 최적 표적 검출 문턱값 순열; (2)유효 게이트 면적 함을 최소화하는 최적 표적 검출 문턱값 순열; (3)표적 신호 강도 함을 최소화하는 최적 표적 신호 강도 및 표적 검출 문턱값 순열. 이러한 접근방법은 최적의 추적 파라미터를 결정함에 있어서 많은 시간과 비용을 요구하는 Monte Carlo 시뮬레이션을 사용하지 않고서도 효과적인 파라미터 최적화를 수행할 수 있도록 한다.

II. NN 필터를 이용한 표적추적

이 장에서는 NN 필터의 추정오차 공분산행렬의 하이브리드 방식을 간략히 설명한다^[3]. 우선, 다음과 같은 표적 운동과 측정에 대한 모델을 가정하자.

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

$$z(k) = H(k)x(k) + w(k) \quad (2)$$

여기서 $x(k)$ 는 표적 상태 벡터이고, $z(k)$ 는 잡음이 섞인 측정 벡터이다. 그리고 과정 잡음 $v(k)$ 와 측정잡음 $w(k)$ 는 평균이 0이고 공분산행렬이 각각 $Q(k-1)$, $R(k)$ 인 가우시안 분포를 가진다. $v(k)$ 와 $w(k)$ 는 상관관계가 없으며(uncorrelated), 시스템 행렬 $F(k-1)$, $G(k-1)$, $H(k)$ 와 공분산행렬 $Q(k-1)$, $R(k)$ 는 미리 알고 있는 것으로 가정한다. 시간 k 에서 유효 게이트 내의 측정을 $z_i(k)$, $i = 1, \dots, m_k$ 로 두며, 모든 측정의 갯수를 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 나타낼 때, 시간 k 에서 예측치에 가장 근접한 측정치는 아래와 같이 놓을 수 있다.

$$z_*(k) = \arg \min_{z \in Z(k)} D(z) \quad (3)$$

여기서 정규화된 자승거리(normalized distance square: NDS) $D(z)$ 는 측정 예측치 $\hat{z}(k|k-1)$ 와 그와 연관된 공분산행렬(measurement residual covariance matrix) $S(k)$ 에 의해 다음과 같이 나타나는 값이다.

$$D(z) = [z - \hat{z}(k|k-1)]^T S(k)^{-1} [z - \hat{z}(k|k-1)] \quad (4)$$

그리고 유효 게이트^[1]는

$$R_\gamma = \{z : D(z) \leq \gamma\} \quad (5)$$

이며, 여기서 게이트 크기(gate size) $g = \sqrt{\gamma}$ 이다. 측정 벡터가 n 차원인 경우 유효 게이트의 부피(validation gate volume)는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$V_\gamma(k) = c_n |S(k)|^{1/2} \gamma^{n/2} \quad (6)$$

여기서 c_n 은 다음과 같은 n 차원 단위 구의 부피이다.

$$c_n = \frac{\pi^{\frac{n}{2}}}{\Gamma(\frac{n}{2} + 1)} \quad (7)$$

시간 k 에서 유효 게이트안에 표적을 제외한 거짓 측정이 발생할 갯수는 매개변수 $\lambda V_r(k)$ 를 갖는 포아송분포로 가정한다^[2,3]. 여기서 λ 는 단위부피당 거짓 측정의 기대값(거짓 측정치의 공간적 밀도)이다.

1. 데이터 연관 사건들의 확률값과 추정 오차의 전파^[3]
다음과 같은 NN 측정치에 대한 세 가지 사건들을 살펴보자.

사건 M_0 : 유효 측정치가 없고, 따라서 NN 측정치가 없는 경우

사건 M_T : NN 측정치가 표적으로부터 온 것일 경우

사건 M_F : NN 측정치가 표적으로부터 온 것이 아닌 경우

정리 1: Z^{k-1} 이 주어진 조건에서, 서로 배타적인 세 가지 사건들의 확률을 나타내어 보면 다음과 같다.

$$P\{M_0(k)\} = (1 - P_D P_C) e^{-\lambda V_r(k)} \quad (8)$$

$$P\{M_T(k)\} = \frac{P_D}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} \int_0^\gamma D^{\frac{n}{2}-1} \cdot e^{-\lambda V_r(k) - \frac{D}{2}} dD \quad (9)$$

$$P\{M_F(k)\} = 1 - (1 - P_D P_C) e^{-\lambda V_r} - P\{M_T(k)\} \quad (10)$$

여기서 P_D 는 표적 검출확률이고 P_C 는 표적이 검출되었다는 가정 하에 표적이 유효 게이트 내에 들어올 확률이다. NN 필터는 과정잡음, 측정잡음과 같은 연속적인 불확실한 랜덤변수 뿐만 아니라, 위와 같이 NN 측정치의 근원에 관한 세 가지 랜덤한 불연속 사건들의 확률에도 의존하므로, HYCA 방식^[2,3]으로 나타낼 수 있다. $M_T(k)$, $M_F(k)$ 를 각각 $M_1(k)$, $M_2(k)$ 로 표현한 후, 행렬자승오차(matrix square error, MSE)의 평균값을 구해보면 아래와 같다.

$$E[\text{MSE}(k) | Z^{k-1}] = \sum_{i=0}^2 E[\text{MaSE}(k) | M_i(k), Z^{k-1}] P\{M_i(k) | Z^{k-1}\} \quad (11)$$

여기서

$$\text{MaSE}(k) \triangleq [x(k) - \hat{x}(k|k)][x(k) - \hat{x}(k|k)]^T \quad (12)$$

$$\text{MSE}(k) \triangleq E[[x(k) - \hat{x}(k|k)] [x(k) - \hat{x}(k|k)]^T | Z^k] \quad (13)$$

이다.

정리 2: 식 (11)의 예측된 MSE 행렬을 정리해서 다시 나타내어 보면 아래와 같다.

$$E[\text{MSE}(k) | Z^{k-1}] = P(k|k-1) - [c_T(k) - c_F(k)]W(k)S(k)W(k)^T \quad (14)$$

여기서 $P(k|k-1)$ 와 $W(k)$ 는 각각 NN 필터의 상태 예측 공분산행렬과 칼만이득이며, $c_T(k)$ 와 $c_F(k)$ 는 2차원인 경우 다음과 같은 스칼라양으로 쓸 수 있다.

$$c_T(k) = \frac{P_D}{4a^2} [1 - (1 + a\gamma)e^{-a\gamma}] \quad (15)$$

$$c_F(k) = \begin{cases} \frac{\beta}{2} \left\{ \frac{P_D}{a^2} [1 - (1 + a\gamma)e^{-a\gamma}] \right. \\ \left. + \frac{1 - P_D}{\beta^2} [1 - (1 + \beta\gamma)e^{-\beta\gamma}] \right\}, & \lambda > 0 \\ 0, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (16)$$

여기서

$$\beta = \lambda c_n |S(k)|^{\frac{1}{2}} = \lambda \pi |S(k)|^{\frac{1}{2}}, a = \beta + \frac{1}{2} \quad (17)$$

이고

$$P_C = 1 - e^{-r/2} \quad (18)$$

이다. 또한 λ 는 거짓 측정치의 공간적인 밀도로서

$$\lambda = \frac{P_F}{C} \quad (19)$$

이며, C 는 분해셀(resolution cell)의 갯수이다. 따라서 식 (14)은 표적 검출확률, 게이트 크기 등의 매개변수와 필터의 추적성능 사이의 관계를 정량적으로 나타낸다. 한편, 항상 정확한 측정치들을 이용하는 표준 Kalman 필터보다 NN 필터의 성능이 더 나을 수는 없기 때문에, 다음과 같은 부등식이 성립한다.

$$u = c_T(k) - c_F(k) < 1 \quad (20)$$

참고문헌^[2]의 PDA 필터에 관한 연구에서의 마찬가지로 u 는 정보감축인자(information reduction factor)로 부를 수 있다. 이러한 이유는 u 가 측정 근원의 불확실성에 의해 추정의 불확실성이 증가되는 것을 반영하고 있기 때문이다.

2. 반복적인 오프라인 성능 예측기^[3]

앞서 말한 NN 필터에 대한 정리들을 바탕으로 하여, 필터에 의해 계산된 상태 추정치의 공분산 행렬에 대한 오프라인 반복(off-line recursion)에 관한 그림이 아래에 주어져 있다. 문자 위에 줄이 그어진 것은 오프라인임을 표시하기 위한 것이다.

$$\begin{aligned} \bar{P}(k|k-1) &= F(k-1)\bar{P}(k-1|k-1)F(k-1)^T \\ &+ G(k-1)Q(k-1)G(k-1)^T \\ \bar{S}(k) &= H(k)\bar{P}(k|k-1)H(k)^T + R(k) \\ \bar{W}(k) &= \bar{P}(k|k-1)H(k)^T \bar{S}(k)^{-1} \\ \bar{\beta} &= \lambda c_n |\bar{S}(k)|^{\frac{1}{2}} \\ \bar{c}_F(k) &= \frac{\bar{\beta}}{2} \int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}} e^{-\bar{\beta} q^{\frac{n}{2}}} [1 - P_D P(\chi^2(n) \leq q)] dq \\ \bar{c}_T(k) &= \frac{P_D}{2^{\frac{n}{2}+1} \Gamma(\frac{n}{2}+1)} \int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}} e^{-\bar{\beta} q^{\frac{n}{2}} - \frac{q}{2}} dq \\ \bar{P}(k|k) &= \bar{P}(k|k-1) - [\bar{c}_T(k) - \bar{c}_F(k)] \\ &\bar{W}(k) \bar{S}(k) \bar{W}(k)^T \end{aligned}$$

그림 1. 예측된 MSE 행렬에 대한 오프라인(off-line) 반복

Fig. 1. Off-line recursion for predicted matrix MSE.

3. 2차원에서의 정보감축인자

Swerling I 모델에서 표적 검출확률 $P_D(k)$ 와 오경보확률 $P_F(k)$ 사이의 관계는 다음과 같이 쓸 수 있다^[45].

$$P_D(k) = P_F(k)^{\frac{1}{1+SNR(k)}} \quad (21)$$

이러한 관계를 이용하여 $n=2, g=4$ 인 경우, 식 (20)의 정보감축인자 u 를 나타내어 보면 아래와 같다.

$$u = \bar{c}_T(k) - \bar{c}_F(k) = \begin{cases} P_F(k)^{\frac{1}{1+SNR(k)}} \left(\frac{1-\bar{\alpha}(k)}{2\bar{\alpha}(k)^2} \right) (1 - (1+16\bar{\alpha}(k))e^{-16\bar{\alpha}(k)}) \\ - \frac{1-P_F(k)^{\frac{1}{1+SNR(k)}}}{2\bar{\beta}(k)} \times (1 - (1+16\bar{\beta}(k))e^{-16\bar{\beta}(k)}), \lambda(k) > 0 \\ \frac{1}{4\bar{\alpha}(k)^2} (1 - (1+16\bar{\alpha}(k))e^{-16\bar{\alpha}(k)}) P_F(k)^{\frac{1}{1+SNR(k)}}, \lambda(k) = 0 \end{cases} \quad (22)$$

III. 신호 강도 및 검출 문턱값의 최적화

여기서는 2장에서 설명한 모델 가정을 근거로 여러 가지 비용에 대한 최적 파라미터 결정 문제를 비선형 최적제어문제로 수식화한다. 제시된 비용들에 대해 구하고자 하는 최적 파라미터는 신호대잡음비 및 오경보확률의 순열(sequence)이다. 오경보확률은 표적 검출 문턱값과 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\text{표적 검출 문턱값} = 10 \log(-\ln(P_F(k))) \text{ dB} \quad (23)$$

1. 위치 추정 오차 분산 합의 최소화

먼저 시간 k 에서의 비용함수를 위치 추정 오차 분산으로 정의하면,

$$L_1(k) = \bar{P}_{11}(k|k) + \bar{P}_{33}(k|k) \quad (24)$$

이다. 여기서 $\bar{P}_{11}(k|k)$ 와 $\bar{P}_{33}(k|k)$ 는 그림 1에 나타난 추정 오차 공분산행렬 $\bar{P}(k|k)$ 의 첫 번째와 세 번째 대각 성분으로써 위치 추정 오차 분산이다. 그림 1과 식 (22)으로부터 추정 오차 공분산행렬 $\bar{P}(k|k)$ 는 $\bar{P}(k-1|k-1)$, $SNR(k)$, $P_F(k)$ 의 함수임을 알 수 있으므로 추정 오차 공분산행렬은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\bar{P}(k|k) = h(\bar{P}(k-1|k-1), SNR(k), P_F(k)) \quad (25)$$

여기서 N 은 항적 최신화 수를 나타낼 때, N 번의 최신화를 통해 위치 추정 오차 분산을 최소화하기 위한 일련의 오경보확률 $\{P_F^*(k): k=1, \dots, N\}$ 를 구하는 문제를 최적제어문제^[56]로 수식화할 수 있다. 여기서 항적 최신화 수 N , 신호대잡음비 $\{SNR_0(k): k=1, \dots, N\}$, $\bar{P}(0|0)$ 는 주어진 값으로 가정한다. 따라서, 위치 추정 오차 분산 합을 최소화하는 문제는 아래와 같은

등식과 부등식의 제한조건을 가진 비선형 최적제어문제로 쓰여질 수 있다.

$$\begin{aligned} \min_{\{P_F(k)\}} \sum_{k=1}^N L_1(k) &= \sum_{k=1}^N \bar{P}_{11}(k) + \bar{P}_{33}(k) \\ &= \sum_{k=1}^N f_1(\bar{P}(k-1|k-1), SNR(k), P_F(k)) \end{aligned} \quad (26)$$

제한조건은

$$\bar{P}(k|k) = h(\bar{P}(k-1|k-1), SNR(k), P_F(k)), \quad k = 1, \dots, N \quad (27)$$

$$SNR(k) = SNR_0, \quad k = 1, \dots, N \quad (28)$$

이다. 식 (26)은 성능지수(performance index)로써 N개의 최신화 과정에서의 전체 비용을 가리킨다. 최적제어 문제에서 $\bar{P}(k-1|k-1)$ 는 상태 변수로, 그리고 $\{P_F(k)\}$ 는 제어 입력 변수로 사용된다. 식 (27)은 NN 필터의 추정오차 공분산행렬의 반복적 형태를 나타내며, 식 (28)은 모든 시간에서의 신호대잡음비를 일정한 SNR_0 로 주어준다는 의미이다.

2. 유효 게이트 면적 합 최소화

유효 게이트 면적은 추정의 정확도를 나타내는 지표로 널리 사용된다^[7]. 이 절에서는 시간 k 에서의 비용함수를 유효 게이트 면적 $V_r(k)$ 로 정의하자. 게이트 R_r 의 면적은 식 (6)에서 알 수 있듯이 $\bar{S}(k)$ 에 의해 결정된다. 또한 그림 1에서 보듯이 NN 필터의 오프라인 반복을 통한 $\bar{S}(k)$ 는 $\bar{P}(k-1|k-1)$ 에 의해 결정되므로, 유효 게이트 면적 합을 최소화시키는 문제는 아래와 같은 비선형 최적제어문제로 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \min_{\{P_F(k)\}} \sum_{k=1}^N V_r(k) \\ = \sum_{k=1}^N f_2(\bar{P}(k-2|k-2), SNR(k-1), P_F(k-1)) \end{aligned} \quad (29)$$

제한조건은 식 (27), (28)과 동일하다.

3. 표적 신호 강도 합의 최소화

표적을 추적하는데 있어서 레이다의 신호 강도가 클수록 추적성능은 나아지지만, 신호 강도를 크게 하기 위해선 많은 송신 에너지가 요구된다. 따라서, 신호 강도를 무조건적으로 크게 할 수는 없기 때문에 주어진 조건에 적응적인 신호 강도의 결정이 필요하다. 레이다를 이용한 표적추적에서 신호 강도는 신호대잡음비와

동일하게 표현할 수 있으며^[8], 유효게이트의 면적은 항적의 정확도를 나타내는 척도로서 사용될 수 있다. 따라서, 원하는 항적의 정확도를 유지하면서 신호대잡음비를 최소화하는 문제를 수식화하면 아래와 같은 비선형 최적제어문제로 쓸 수 있다.

$$\min_{\{P_F(k), SNR(k)\}} \sum_{k=1}^N SNR(k) \quad (30)$$

제한조건은

$$\bar{P}(k|k) = h(\bar{P}(k-1|k-1), SNR(k), P_F(k)), \quad k = 1, \dots, N \quad (31)$$

$$V_r(k) \leq x^2 C, \quad k = 1, \dots, N \quad (32)$$

이다. 여기서 x 는 $V_r(k)$ 의 크기를 결정하는 상수로서 식 (32)는 유효게이트를 일정한 값으로 제한하기 위한 부등식이다. 최적제어문제에서 $\bar{P}(k-1|k-1)$ 는 상태 변수로, 그리고 $\{P_F(k)\}$ 와 $\{SNR(k)\}$ 는 제어 입력 변수로 사용된다.

IV. 수치실험

여기서는 수치실험을 통해 III장에 제시된 여러 가지 비용에 대한 최적제어문제의 해를 구하고자 한다. 최적제어 문제의 해를 구하기 위해 수치 해석적 방법인 Sequential quadratic programming(SQP) 방법^[9]을 사용하여 일련의 최적해를 구한다. 이 방법은 매 반복 과정마다 Quadratic programming(QP) 방법을 사용하며, Hessian의 추정은 Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno(BFGS) 식으로 최신화된다.

1. 표적 운동 모델과 측정 모델^[3]

식 (1), (2)에서 제시된 표적의 운동모델이 등속 운동이라고 할 경우에 대해 고려해 보자.

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$G(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\bar{v}(k) = 0 \quad Q(k) = \begin{bmatrix} q^* & 0 \\ 0 & q^* \end{bmatrix} \quad (36)$$

$$R(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (37)$$

이고 표적 상태 벡터는

$$x = \begin{bmatrix} \frac{\xi}{\sqrt{r}} & \frac{\xi T}{\sqrt{r}} & \frac{\zeta}{\sqrt{\eta}} & \frac{\zeta T}{\sqrt{\eta}} \end{bmatrix}^T \quad (38)$$

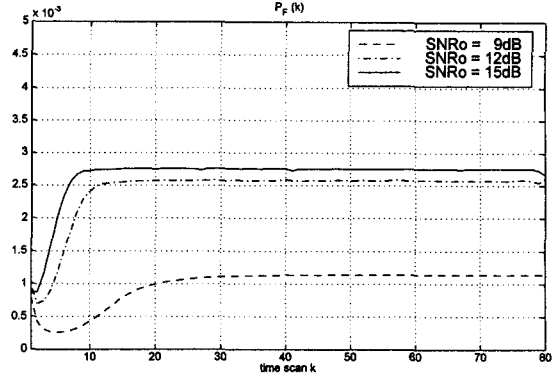
이다. 여기서 ξ 와 ζ 는 2차원공간에서의 위치성분이며 ξ 와 ζ 는 속도성분을 나타낸다. 위 모델은 센서의 샘플링 주기 T 를 시간의 단위로 선택하고, 측정 잡음의 표준편차 $\sqrt{\eta}$ 를 거리의 단위로 둬으로써 정규화된 모델이다^[3]. 여기서 $q^* = \frac{qT^4}{\eta}$ 는 기동지수 $\mu^{[1]}$ 의 제곱으로 0.04로 두었으며, 분해셀 갯수 C 는 10으로 두었다.

2. 위치 추정 오차 분산 합의 최소화

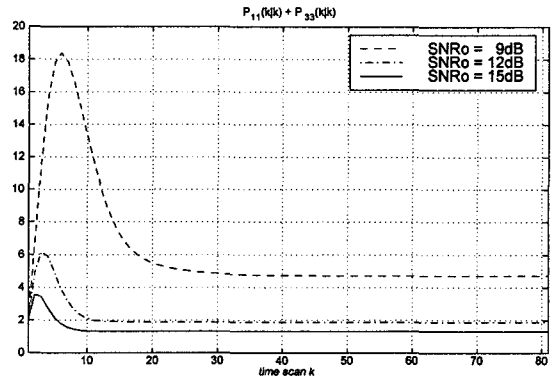
이 절에서는 III.1절에서 제시된 위치 추정 오차 분산 합을 최소화하는 최적 오경보확률의 순열 $\{P_F^*(k); k=1, \dots, N\}$ 를 결정하였다. $N = 80$ 으로 두고, 4.1절에서 제시된 운동 및 측정모델을 사용하여 식 (28)의 신호대잡음비 (SNR_0)를 각각 9dB, 12dB, 15dB인 경우로 두고, 최적의 오경보확률의 순열과 그때의 위치 추정 오차 분산을 구해 그림 2(a), (b)에 나타내었다. 그림 2(a)는 SNR_0 가 증가함에 따라 최적의 오경보확률은 증가하고, 신호대잡음비가 각각 9dB, 12dB, 15dB일 때 각각 최적의 오경보확률은 정상상태값 1.2×10^{-3} , 2.5×10^{-3} , 2.8×10^{-3} 를 가짐을 보인다. 그리고, 그림 2(b)로부터 위치 추정 오차 분산은 초기의 표적위치 불확정성으로 인해 증가하다가 $k=30$ 부근에서 정상상태에 이르는 것을 알 수 있다. 또한, SNR_0 가 증가함에 따라 위치 추정 오차 분산은 감소한다. 이것은 표적을 추적함에 있어서 에너지의 소모가 많을수록 추정 오차가 줄어들기 때문이다.

3. 유효 게이트 면적 합의 최소화

여기에서는 III.2절에서 제시된, 유효 게이트 면적 합을 최소화하는 최적 오경보확률의 순열을 구했다. IV.1



(a)



(b)

그림 2. 최적의 오경보확률과 위치 추정 오차 분산

(a) $P_F^*(k)$ (b) $\bar{P}_{11}(k|k) + \bar{P}_{33}(k|k)$

Fig. 2. Optimal false alarm probability and position estimation error variance.

(a) $P_F^*(k)$ (b) $\bar{P}_{11}(k|k) + \bar{P}_{33}(k|k)$

절에서와 마찬가지로 세 가지 SNR_0 에 대해 유효 게이트 면적 합을 최소화하는 최적의 오경보확률의 순열과 그때의 유효 게이트 면적을 구해 그림 3(a), (b)에 나타내었다. 그림 3(a)에 나타난 최적 오경보확률은 신호대잡음비가 각각 9dB, 12dB, 15dB일때, 정상상태값 1.2×10^{-3} , 2.5×10^{-3} , 2.8×10^{-3} 이다. 그림 2(a)와 비교해 보면 유효 게이트 면적의 합을 최소화하는 것과 위치 추정 오차 분산을 최소화하는 문제는 거의 같은 문제로 인식될 수 있음을 알 수 있다.

4. 표적 신호 강도 합의 최소화

여기에서는 III.3절에서 제시된, 원하는 항적의 정확도를 유지하면서 시간 $k = 1$ 에서 $N=80$ 까지의 표적 신호 강도 합을 최소화하는 최적 표적 신호 강도 및 표적 검출 문턱값의 순열을 결정하였다. 식 (32)의 x 은 6으

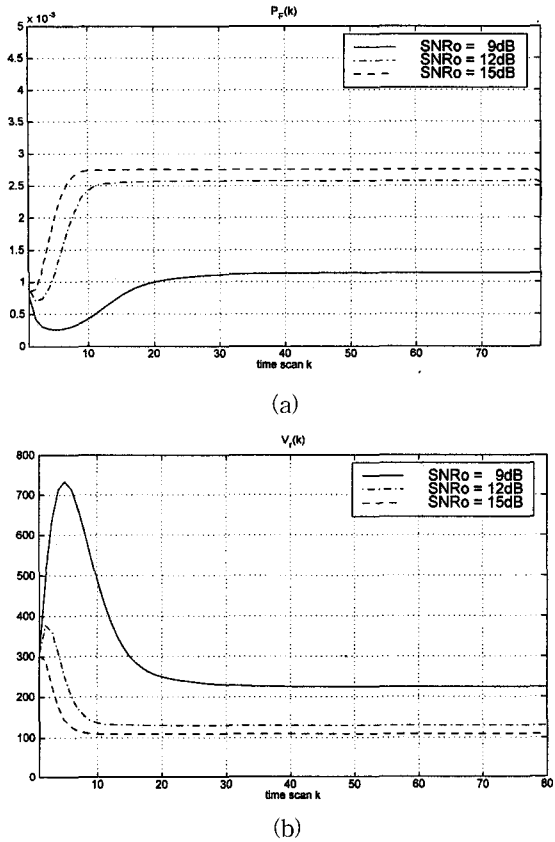


그림 3. 최적의 오경보확률과 유효 게이트 면적
 (a) $P_F^*(k)$ (b) $V_\gamma(k)$
 Fig. 3. Optimal false alarm probability and validation gate volume.
 (a) $P_F^*(k)$ (b) $V_\gamma(k)$

로 두고, 최적화된 신호대잡음비의 순열 $\{SNR^*(k): k = 1, \dots, N\}$ 과 오경보확률의 순열 $\{P_F^*(k): k = 1, \dots, N\}$ 를 구해보면 그림 4(a), (b)와 같다. 그림 4(a)를 통해서 최적화된 신호대잡음비의 순열은 초기에는 표적 위치의 불확정성을 빨리 없애기 위해 다소 높지만, $k=8$ 부근에서 약 6.44 (8.09 dB)에 수렴함을 알 수 있다. 또한, 그림 4(b)에서 볼 수 있듯이, 최적화된 오경보확률의 순열은 약 5.6×10^{-4} 으로 수렴한다.

마지막으로, 2장에서 설명한 성능 예측기의 타당성을 평가하기 위해서 500번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하였다. 신호대잡음비는 각각 9dB, 12dB, 15dB로, 오경보확률은 IV.2절에서 얻은 최적의 값으로 취해 성능 예측기와 Monte Carlo 시뮬레이션을 통한 얻은 위치 추정 오차 분산을 비교하여 그림 5에 나타내었다.

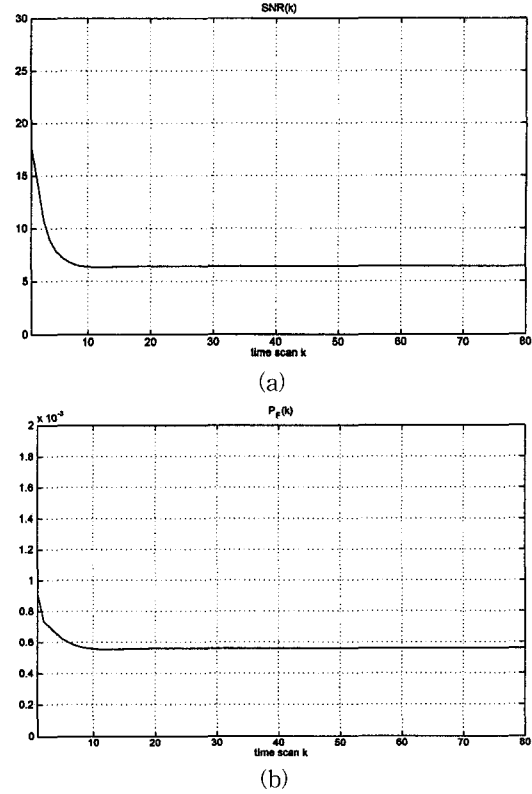


그림 4. 최적의 신호대잡음비 및 오경보확률
 (a) $SNR^*(k)$ (b) $P_F^*(k)$
 Fig. 4. Optimal SNR and false alarm probability.
 (a) $SNR^*(k)$ (b) $P_F^*(k)$

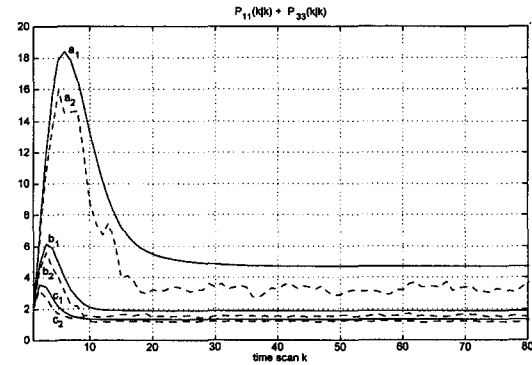


그림 5. 위치 추정 오차 분산 a_1, b_1, c_1 : $SNR_0 = 9$ dB, 12 dB, 15 dB 일 때, 성능 예측기의 위치 추정 오차 분산 a_2, b_2, c_2 : $SNR_0 = 9$ dB, 12 dB, 15 dB 일 때, 실제 NN 필터의 위치 추정 오차 분산
 Fig. 5. Position estimation error variance.
 a_1, b_1, c_1 : Position estimation error variance of the predictor, SNR_0 $a_2, b_2, c_2 = 9$ dB, 12 dB, 15 dB : Average of actual position estimation error variance, $SNR_0 = 9$ dB, 12 dB, 15 dB.

그림에서 알 수 있듯이 성능 예측기와 실제 NN 필터의 위치 추정 오차 분산이 신호대잡음비가 작은 경우는 다소 차이를 보이지만, 대부분의 경우 잘 일치함을 알 수 있다.

V. 결 론

이 논문에서는 NN 필터 표적추적을 위한 최적의 신호 강도 및 표적 검출 문턱값을 구하였다. 신호 강도 및 표적 검출 문턱값은 추적성능을 결정짓는 중요한 매개변수들이며, 표적추적에 소모되는 에너지에 직접적인 영향을 미친다. 여기서는 먼저 HYCA 방식을 이용하여 NN 필터의 추적성능을 예측할 수 있도록 하고, 이것에 기초하여 예측된 추적성능과 신호 강도 및 표적 검출 문턱값 사이의 관계를 나타내었다. 그리고 이러한 관계를 이용하여 다양한 비용에 대한 최적파라미터를 얻을 수 있음을 보였다. 특히, 최적의 신호 강도 및 검출 문턱값을 결정함에 있어 많은 시간과 비용을 요구하는 Monte Carlo 시뮬레이션을 사용하지 않고 HYCA 방식을 이용함으로써 빠르고 효과적인 파라미터 최적화를 수행할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Orland, FL: Academic Press, 1988.
- [2] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Stability evaluation and track life of the PDAF for tracking in clutter," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-36, pp. 588-601, May 1991.
- [3] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in clutter with nearest neighbor filters: Analysis and performance," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems*, vol. AES-32, pp. 995-1010, July 1996.
- [4] H. L. Van Trees, *Detection, Estimation, and Modulation Theory*, New York: John Wiley & Sons, Inc, 1968.
- [5] S. M. Hong and Y. H. Jung, "Optimal scheduling of track updates in phased array radars," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-34, pp. 1016-1022, July 1998.
- [6] F. L. Lewis and V. L. Syrmos, *Optimal Control (2nd ed)*, New York: John Wiley, 1995.
- [7] D. J. Kershaw and R. J. Evans, "Optimal waveform selection for tracking systems," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. IT-40, pp. 1536-1550, September, 1994.
- [8] G. van Keuk, "Multihypothesis tracking using incoherent signal-strength information," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems*, vol. AES-32, pp. 1164-1170 July 1996.
- [9] S. G. Nash and A. Sofer, *Linear and Nonlinear Programming*, New York: McGraw-Hill, 1996.

저 자 소 개

權 一 煥(正會員)

1973年 1月 12日生. 1995年 8月 경북대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1999年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1999年 3月~현재 현대전자 전장SBU 전장연구소 연구원. 주관심 분야는 레이더 표적 추적 및 데이터 연관, 디지털 신호 처리 등임

鄭 漢 憲(正會員) 第 36卷 S編 第 7號 參照

현재 경운대학교 전자공학과 전임강사

洪 淳 穆(正會員) 第 36卷 S編 第 7號 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부 교수