

**論文****탐지문턱값 적응기법을 이용한 표적추적 유효화 영역의 최적화**

최성린\*, 김용식\*\*, 홍금식\*\*\*

## Optimization of the Validation Region for Target Tracking Using an Adaptive Detection Threshold

Sung-Lin Choi\*, Yong-Shik Kim\*\* and Keum-Shik Hong\*\*\*

**ABSTRACT**

It is useful to detect the tracking error with an optimal view in the presence of measurement origin uncertainty. In this paper, after the investigation of the target error dependence on the detection threshold as well as the detection and false alarm probabilities in a clutter environment, a new algorithm that optimizes the threshold of validation region for target tracking is proposed. The performance of the proposed algorithm is demonstrated through computer simulations.

**초 록**

불확실한 측정값 근원의 문제에서는 표적을 최적으로 탐지해내는 것이 유용하다. 본 논문에서는 컴퓨터 환경에서 표적을 추적하는 경우에 탐지률 및 오경보률과 동시에 탐지문턱값 처리에 따른 추적오차를 살펴보고, 문턱값과 표적추적 유효화영역의 최적화 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 시뮬레이션을 통해 상태추정오차공분산의 측면에서 성능을 분석한다.

**Key Words :** Target Tracking(표적추적), State Estimation(상태추정), Probabilistic Data Association(확률데이터연관), Validation Region(유효화영역), Optimization(최적화)

**I. 서 론**

표적의 탐색과 추적은 센서로부터 얻어진 측정값을 사용하여 표적의 위치, 속도, 가속도 등의 상태를 예측하는 것으로, 센서에서 얻어진 정보에 어느 정도의 신뢰성을 부여할 수 있느냐 하는 것이 중요한 문제가 된다. 불확실한 측정값의 근원에 대한 연구는 1960년대부터 시작되었으며[1],

탐색 또는 추적을 위한 유효화영역(validation region) 안에 포함되는 여러 개의 측정값에서 표적의 측정값을 정확하게 구분하고자 하는 확률데이터연관 알고리즘의 성능해석을 위한 수많은 연구가 이루어지고 있고[2, 3, 4, 5], 특히 확률데이터연관필터의 성능을 개선시키기 위해 상태추정값과 관련된 측정값에 대한 사후확률(posteriori probability)을 고려하고 있다[6, 7, 8].

Gauvrit[9]는 통계적인 특성을 알 수 없는 컴퓨터 환경에서 베이시안 방법과 적응확률데이터연관 알고리즘을 제안하여 표적의 상태를 추정할 수 있도록 하고 있으며, Li와 Bar-Shalom[5]은 기존의 확률데이터연관필터에서 고려하지 못했던 안정성에 대한 정량적인 해석과 천이구간(transient period)에서의 칼만필터의 발산에 대해

† 2001년 8월 27일 접수 ~ 2001년 10월 29일 심사완료

\* 정회원, 국방과학연구소

연락처자, E-mail : baune@hanmail.net

경남 진해시 진해우체국 사서함 18호

\*\* 정회원, 부산대학교 기계공학부 대학원

\*\*\* 부산대학교 기계공학부

연구하였다. 또한 측정값의 불확실성을 해소하기 위해 Fortmann의 3인[10]은 매 시간마다의 측정값을 수정된 리카티방정식에 적용하여 적절한 문턱값을 선택함으로써 오차공분산을 최소화하고 있다. 문턱값이 너무 높은 경우 잡음은 적어지나 관심있는 표적이 탐지될 확률이 적어질 것이고, 반대의 경우는 잡음이 너무 많아 정확한 탐지가 어려워질 것이므로 이와 같은 가정은 적절하다고 볼 수 있다. 특히 추정오차를 최소화하기 위한 적응문턱값(adaptive threshold)을 적용하는 Gelfand와 2인[6]은  $k$ 시간까지의 측정데이터를 사용하는 사전최적화(priori optimization)와  $k+1$ 시간까지의 측정데이터를 사용하는 사후최적화(posteriori optimization)를 동시에 사용하여 오차공분산을 최소화함으로써 적응문턱값 알고리즘에 큰 진척을 이루고 있다. 그러나 Gelfand 외 2인[6]에서는 문턱값을 오경보확률(false alarm probability)로 두고 최적화를 하였으므로, 실제로 최적화가 필요한 문턱값을 최적화했다기 보다는 오경보확률만을 최적화했다고 볼 수 있다.

본 논문에서는 1차로 오경보확률 및 탐지확률을 최적화한 후, 새로운 메트릭공간을 적용하여 모든 측정값을 개별적으로 분리한 상태에서 2차로 실제의 문턱값을 최적화함으로써, 분해능 셀(resolution cell)보다는 크고 기준의 연구[2, 4, 6, 11]에서 적용한 유효화영역보다는 작거나 같은 범위에서 새로운 유효화영역을 설정한다. 새로운 유효화영역에 포함되는 데이터는 관심있는 표적에서 생성된 신호로 인지하고 데이터연관 및 추적알고리즘에 적용한다. 본 논문에서 제안하는 오경보확률 및 실제의 문턱값을 동시에 최적화하는 경우와 Gelfand 외 2인[6]이 제안하는 오경보확률만을 최적화하는 경우의 성능을 상태추정오차공분산의 측면에서 비교분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 I 절의 서론에 이어, II 절에서는 표적의 운동방정식에 대해 기술하고, III 절에서는 새로운 메트릭공간을 적용한 최적의 유효화영역 설정에 대해 기술한다. IV 절에서는 시뮬레이션을 수행하여 본 논문에서 제안하는 새로운 유효화영역설정 알고리즘의 성능을 확인하고, V 절에서 결론을 맺는다.

## II. 표적의 운동방정식

표적의 운동모델과 측정모델은 Singer[12]가 제안하여 널리 사용되고 있는 선형이산모델을 사용한다.

$$\dot{x}_{k+1} = Fx_k + Gv_k \quad (1)$$

$$z_{k+1} = Hx_{k+1} + w_{k+1} \quad (2)$$

여기서  $x$ 는 상태벡터,  $z$ 는 측정벡터,  $v$ 와  $w$ 는 운동모델과 측정모델에 나타나는 서로 독립적인 영평균 백색 가우시안 잡음이며, 각각의 공분산행렬은  $Q$ 와  $R$ 로 이미 알고 있다고 가정한다. 행렬  $F$ 는 상태천이행렬,  $G$ 는 공정잡음의 개인행렬,  $H$ 는 측정행렬이며,  $F, G, H$ 행렬도 이미 알고 있다고 가정한다. 상태벡터는 직교좌표계에서 위치 및 속도 정보를 갖고 있는  $x = [\xi \dot{\xi} \eta \dot{\eta}]^T$ 로 한다. 추적기가  $k$ 시간까지의 데이터를 기반으로  $k+1$ 시간에서 표적의 상태를 추정하는 경우  $\hat{x}_{k+1|k}$ 로 표시하고, 이때의 상태추정오차공분산을  $P_{k+1|k}$ 로 표시하면 이산화 칼만필터는 다음과 같이 한 단계 앞의 시간에 대한 상태추정값과 상태추정오차공분산을 예측하게 된다.

$$\hat{x}_{k+1|k} = F \hat{x}_{k|k} \quad (3)$$

$$P_{k+1|k} = FP_{k|k}F^T + GQG^T \quad (4)$$

그리고,  $k+1$ 시간에서의 측정예측값을 다음과 같이 정의하면

$$\hat{z}_{k+1|k} \triangleq H \hat{x}_{k+1|k}$$

잔류잉여값은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\nu_{k+1} \triangleq z_{k+1} - \hat{z}_{k+1|k}$$

또한, 잔류잉여값의 공분산은

$$\begin{aligned} S_{k+1} &\triangleq E[\nu_{k+1}\nu_{k+1}^T] \\ &= HP_{k+1|k}H^T + R \end{aligned}$$

이 되고, 상태추정값 및 상태추정오차공분산의 갱신(update)은 다음과 같이 표시된다.

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + W_{k+1}\nu_{k+1} \quad (5)$$

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - W_{k+1}S_{k+1}W_{k+1}^T \quad (6)$$

여기서  $W_{k+1} \triangleq P_{k+1|k}H^T S_{k+1}^{-1}$ 은 칼만필터개인이다.

화률데이터연관에서는 시간  $k+1$ 에서 누적측정값  $Z^{k+1}$ 에 조건된 상태추정값  $\hat{x}_{k+1}$ 의 조건부 확률밀도함수가 가우시안 확률밀도함수로 근

사화된다고 가정을 하며 누적측정값은 다음과 같이 정의된다.

$$Z^{k+1} \triangleq \{z(j)\}_{j=1}^{k+1}, j \leq k+1 \quad (7)$$

본 논문에서는 유효화영역 내에 포함되는 측정값 중 정확한 측정값은 정규 확률밀도함수로, 부정확한 측정값은 클러터 밀도  $C$ , 유효화영역

$V_{k+1}$ 로 표시되는 프와송분포로 생성된다는 가정을 추가한다. 정확한 측정값의 확률밀도함수는

$$\begin{aligned} p[z_{i,k+1} | \theta_{i,k+1}, m_{k+1}, Z^{k+1}] \\ = P_G^{-1} N[z_{i,k+1}; \hat{x}_{k+1|k}, S_{k+1}] \\ = P_G^{-1} [\nu_{i,k+1}; 0, S_{k+1}] \\ = P_G^{-1} [2\pi S_{k+1}]^{1/2} \\ \times \exp(-\frac{1}{2} \nu_{i,k+1}^T S_{k+1}^{-1} \nu_{i,k+1}) \end{aligned} \quad (8)$$

로 표시할 수 있다. 여기서  $P_G$ 는 정확한 측정값이 유효화영역 내에 포함될 확률이며,  $\theta_{i,k+1}$ 은  $k+1$ 시간에서의 측정값  $z_{i,k+1}$ 이 표적에서 기인할 경우이고,  $m_{k+1}$ 은 표적의 개수이다. 한편, 부정확한 측정값에 대한 프와송분포는

$$\mu_{F,m_{k+1}} = \frac{\exp(-CV_{k+1})(CV_{k+1})^{m_{k+1}}}{m_{k+1}!} \quad (9)$$

로 표시할 수 있다. 따라서  $j$ 시간까지 누적된 측정값의 정보를 사용한  $k+1$ 시간에서의 조건부 상태추정값  $\hat{x}_{k+1|j}$ 와 상태추정오차공분산  $P_{k+1|j}$ 는

$$\hat{x}_{k+1|j} = E[x_{k+1} | Z^j] \quad (10)$$

$$P_{k+1|j} = cov[x_{k+1} | Z^j] \quad (11)$$

로 표시된다. 식 (10)에서  $E[\cdot]$ 는  $[\cdot]$ 의 기대값을 의미한다.  $\theta_{k+1}^i$ 는  $i$ 번째 측정값이 표적에서 기인한 사건 ( $i=1, \dots, m_{k+1}$ ),  $\theta_{k+1}^0$ 는 모든 측정값이 표적에서 기인하지 않은 사건이라 할 때,

$$\beta_{k+1}^i \triangleq P[\theta_{k+1}^i | Z^{k+1}], i = 0, \dots, m_{k+1} \quad (12)$$

와 같이 정의하면,  $k+1$ 시간까지의 누적측정값을 조건으로 하여 생성된  $i$ 번째 표적의 상태추정값은

$$\hat{x}_{k+1|k+1}^i = E[x_{k+1} | Z^{k+1}, \theta_{k+1}^i] \quad (13)$$

로 표시할 수 있다. 따라서  $k+1$ 시간에서의 생성된 상태추정값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1|k+1} &= E[x_{k+1} | Z^{k+1}] \\ &= \sum_{i=0}^{m_{k+1}} \beta_{k+1}^i \hat{x}_{k+1|k+1}^i \end{aligned} \quad (14)$$

식 (5)에 의해

$$\hat{x}_{k+1|k+1}^i = \hat{x}_{k+1|k} + W_{k+1} \nu_{k+1}^i \quad (15)$$

이 되며, 여기서  $\nu_{k+1}^i \triangleq z_{k+1}^i - \hat{z}_{k+1|k}$ 이다.

식 (15)를 식 (14)에 대입하면

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + W_{k+1} \nu_{k+1} \quad (16)$$

이 되며, 여기서  $\nu_{k+1} \triangleq \sum_{i=1}^{m_{k+1}} \beta_{k+1}^i \nu_{k+1}^i$ 이다.

상태추정오차공분산은 다음과 같이 표시된다[4].

$$\begin{aligned} P_{k+1|k+1} &= P_{k+1|k} \\ &\quad - (1 - \beta_{k+1}^0) W_{k+1} S_{k+1} W_{k+1}^T + \tilde{P}_{k+1} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \text{여기서 } \tilde{P}_{k+1} &= W_{k+1} \left( \sum_{i=1}^{m_{k+1}} \beta_{k+1}^i \nu_{k+1}^i \nu_{k+1}^{i^T} \right. \\ &\quad \left. - \nu_{k+1} \nu_{k+1}^T \right) W_{k+1}^T \\ \beta_{k+1}^i &= \frac{\exp(-\nu_{k+1}^i S_{k+1}^{-1} \nu_{k+1}^i / 2)}{b + \sum_{i=1}^{m_{k+1}} \exp(-\nu_{k+1}^i S_{k+1}^{-1} \nu_{k+1}^i / 2)} \end{aligned} \quad (18)$$

$$\beta_{k+1}^0 = \frac{b}{b + \sum_{i=1}^{m_{k+1}} \exp(-\nu_{k+1}^i S_{k+1}^{-1} \nu_{k+1}^i / 2)} \quad (19)$$

$$b \triangleq (2\pi)^{M/2} C |S_{k+1}|^{1/2} (1 - P_D P_G) / P_D$$

$$= (2\pi)^{M/2} (C V_{k+1} / c_M g^M) (1 - P_D P_G) / P_D$$

이며, 또한  $M$ 은  $z - \hat{z}$ 의 차원,  $c_M = \pi^{M/2} / \Gamma(M/2 + 1)$ 은  $M$ 차원 단위 공간의 부피 ( $c_1 = 2, c_2 = \pi, c_3 = \frac{4\pi}{3}, \dots$ ),  $g$ 는 표준편차 수(number of sigma),  $P_D$ 는 탐지확률이다. 각 시간마다 센서는 표적의 후보라고 할 수 있는 여러 개의 측정값을 제공하게 되며, 대부분의 접근방법[4, 6, 10]에서와 같이 실제 표적에서 기인한 것이라고 추정되는 측정값을 기준으로 한 일정 범위의 유효화영역을 설정하고 이 구간 안에 포

합된 측정값 만을 선택하여 데이터 처리를 하게 된다.

본 논문은 확률데이터연관 기법을 근간으로, 매 측정시간마다 상태추정오차를 최소화할 수 있는 유효화영역을 재 설정하는 것에 초점을 두고 3절에서 유도할 것이며 위에 표시한 대부분의 문현에 표시된 유효화영역은 매 시간마다 정해진 다음과 같은 수식을 사용하고 있다.

$$V(\gamma) = \{z: (z - \hat{z})^T S^{-1} (z - \hat{z}) < g^2 = \gamma\} \\ = c_M g^M |S|^{1/2} \quad (20)$$

가중값이 부여된 잔류잉여값의 노음은 측정값의 차원과 같은 자유도를 가지는 카이자승분포(chi-square distribution)를 가지므로 파라미터  $\gamma$  역시 카이자승분포 표에서 구할 수 있다. 표적에 대한 추적이 시작되었을 때, 식 (20)에 의한 유효화영역 안에 측정예측값  $\hat{z}$ 을 중심으로 하는 새로운 유효화영역을 설정한다. 측정예측값과 실제 측정값의 오차가 정해진 범위를 만족하여 새로운 유효화영역에 포함되는 경우는 후보 측정값으로 받아들여 확률데이터연관필터를 구동하는 데이터로 사용하게 된다.

### III. 유효화영역의 최적화

#### 3.1 사전탐지 유효화영역의 최적화

사전탐지구간에서는  $k$ 시간까지의 누적측정값  $Z^k$ 를 조건으로 한 상태추정오차의 기대값, 즉

$$E[\|x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k+1}\|^2 | Z^k] \quad (21)$$

을 최소화하게 되며, 탐지확률  $P_D$ 와 오경보확률  $P_F$ 는 문턱값  $\gamma$ 의 함수로, 유효화영역은  $P_D$ 와  $P_F$ 에 의해 정해진다. 식 (21)을 최소화하기 위해서는 trace를 최소화한다는 의미와 같으므로

$$\min \{ \text{tr} E[P_{k+1|k+1} | Z^k] \} \\ = \min \{ P_{k+1|k} - q_{k+1} \text{tr}(W_{k+1} S_{k+1} W_{k+1}^T) \} \quad (22)$$

이고  $q_{k+1}$ 의 범위는  $0 < q_{k+1} \leq 1$ 로서, 클러터가 존재하는 경우의 정보감소계수(information reduction factor)이며, 클러터가 없는 경우보다는 상태추정오차공분산을 크게 하는 역할을 한다. 2 자유도,  $P_G = 1$ 로 가정하는 경우  $q_{k+1}$ 은 다음과 같이 표시할 수 있다[10].

$$q_{k+1} = P_D \frac{C_M}{(2\pi)^{M/2}} \\ \times \sum_{m_{k+1}=1}^{\infty} \frac{\exp(-CV_{k+1}) (CV_{k+1})^{m_{k+1}-1}}{(m_{k+1}-1)!} \\ \times \left[ \frac{M}{g^M} \right]^{m_{k+1}-1} I_{k+1}(m_{k+1}) \\ I_{k+1}(m_{k+1}) = \int_0^g \cdots \int_0^g \frac{\exp(-r_1)^2 r_1^2}{b_k + \sum_{j=1}^{m_{k+1}} \exp(-r_j^2/2)} \\ \times (r_1 r_2 \cdots r_{m_{k+1}})^{M-1} dr_1 \cdots dr_{m_{k+1}} \quad (23)$$

한편,

$$W_{k+1} S_{k+1} W_{k+1}^T \geq 0 \text{ 이므로}$$

$\text{tr}(W_{k+1} S_{k+1} W_{k+1}^T) \geq 0$ 이 되어 식 (22)를 만족시키기 위해서는  $q_{k+1}$ 를 최대화하여야 한다. 식 (23)에서 문턱값  $\gamma$ 의 함수인  $q_{k+1}$ 는 탐지확률  $P_D$ 와 유효화영역  $V_{k+1}$ 의 함수이며, 다시  $P_D$ 는  $P_F$ 의 함수로 표시할 수 있다. 즉,

$$q_{k+1}(\gamma) = f(P_D, V_{k+1}) = f(g(P_F), V_{k+1}) \quad (24)$$

이 된다. 식 (24)의  $q_{k+1}$ 이 최대값을 가지는 조건을 구하기 위해 Gelfand와 2인[6]은  $P_D$ 와  $P_F$ 로  $\gamma$ 가 구해질 수 있으므로,  $\gamma$ 를 실제의 문턱값이 아닌  $P_F$ 로 두고  $q_{k+1}$ 을 최대로 하는  $P_D$ 와  $P_F$ 를 구했다. 그러나,  $P_D$ 와  $P_F$ 에 따른 최적의 유효화영역을 재설정하지 않아 식 (24)에서 함수  $f$ 를 최대로 하는  $P_D = g(P_F)$ 만을 구했다.

본 논문에서는 이 조건에서의  $f$ (즉,  $q_{k+1}$ )를 최대로 하기 위해 Gelfand와 2인이 제안한  $P_D = g(P_F)$  최적화에 추가하여  $V_{k+1}$ 를 최적화함으로써 새로운 유효화영역 설정을 제안한다. 문턱값은 Fig. 1에서와 같이 가우시안 분포를 가

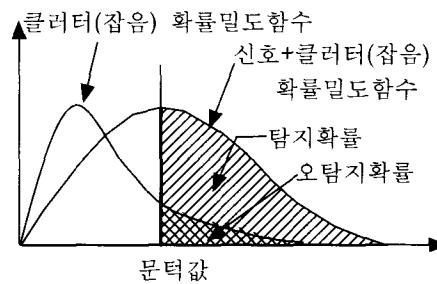


Fig. 1. Relation between  $P_D$ ,  $P_F$  and threshold

지는 신호+클러터(잡음) 확률밀도함수와 Rayleigh 분포를 가지는 클러터만의 확률밀도함수에서 구할 수 있으며, 두 개의 확률밀도함수는 모두 원점에서 시작된다[13].

그림에서 신호+클러터 확률밀도함수는 신호 수준이 높을수록 분포의 최대값이 오른쪽으로 이동하는 경향이 있다. 위 그림에서 신호+클러터의 확률밀도함수 및 이에 따른 탐지확률은 다음과 같이 표시된다.

$$f_X(a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(- (a-s)^2 / (2\sigma^2)) \quad (25)$$

$$P[X \geq a] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_a^\infty \exp(-(\xi-s)^2 / (2\sigma^2)) d\xi \quad (26)$$

여기서  $s$ 는 평균,  $\sigma^2$ 은 분산이다. 또한 클러터만의 확률밀도함수 및 이에 따른 오경보확률은 다음과 같이 표시된다.

$$f_X(a) = \frac{a}{\sigma^2} \exp(-a^2 / (2\sigma^2)) \quad (27)$$

$$P[X \geq a] = \int_a^\infty \frac{\xi}{\sigma^2} \exp(-\xi^2 / (2\sigma^2)) d\xi \quad (28)$$

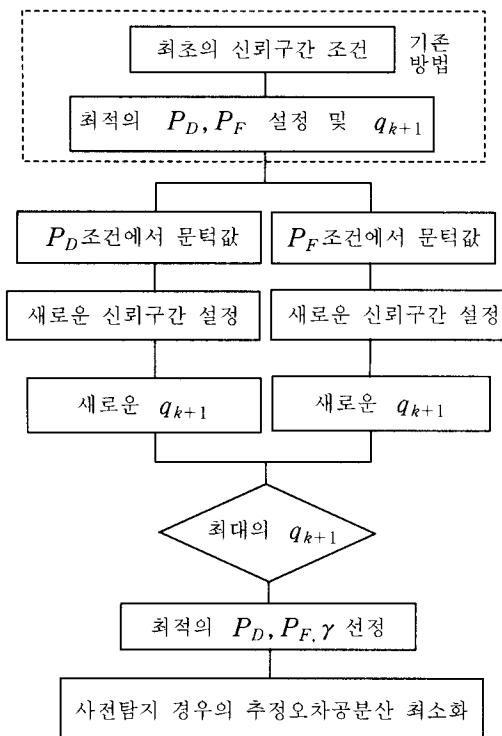


Fig. 2. Optimization of the validation region using priori detection

이제, 새로운 유효화영역의 설정은 Fig. 2에서와 같이 다음과 같은 순서로 수행한다. 먼저 Gelfand와 2인[6]이 제안한 방법인 원래의 유효화영역 조건에서 함수  $f$ 를 최대로 하는  $P_F$ 와  $P_D$ 를 구한 후, 그림 1에서 탐지확률을 만족하는 문턱값  $\gamma_1$ 과 오경보확률을 만족하는  $\gamma_2$ 를 구한다. 다음으로는  $\gamma_1$ 과  $\gamma_2$ 에 의해 결정되는 새로운 유효화영역  $V_{k+1,1}$ 과  $V_{k+1,2}$ 를 구해, 각각에 해당되는  $q_{k+1,1}$ 과  $q_{k+1,2}$ 를 구하여 비교함으로써 최대의  $q_{k+1}$ 을 선정하여 사전탐지 경우의 상태추정오차공분산을 최소화하게 된다.

### 3.2 사후탐지 유효화영역의 최적화

사후탐지 최적화는  $k+1$ 시간까지의 누적측정값  $Z^{k+1} \triangleq \{z_1, \dots, z_{k+1}\}$ 이 주어진 조건에서  $k+1$ 시간에서의 평균자승추정오차를 최소화하고자 하는 것이며, 이 경우도 사전탐지 최적화의 초기 데이터 처리에서와 마찬가지로  $P_D, P_F$ 가 탐지문턱값  $\gamma$ 로 표시될 수 있다고 가정하여  $P_D = P_D(\gamma)$ ,  $P_F = P_F(\gamma)$ 로 표현한다[6]. 즉,  $E[\|x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k+1}\|^2 | Z^{k+1}]$ 을 최소화하기 위해 식 (22)를 사용하면

$$\begin{aligned} & E[\|x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k+1}\|^2 | Z^{k+1}] \\ &= tr P_{k+1} \\ &= tr P_{k+1|k} \\ &- \left\{ \sum_{j=1}^m \beta_{k+1,j} [tr(W_{k+1} S_{k+1} W_{k+1}^T) - |W_{k+1} \tilde{z}_{k,j}|^2] \right. \\ &+ \left. \sum_{i,j=1}^m \beta_{k+1,i} \beta_{k+1,j} (W_{k+1} \tilde{z}_{k+1,i})^T (W_{k+1} \tilde{z}_{k+1,j}) \right\} \end{aligned} \quad (29)$$

이 된다. 식 (29)를 최소화한다는 것은 식 (29)에서  $\{\cdot\}$ 를 최대화한다는 의미가 되므로

$$\begin{aligned} & \sum_{j=1}^m \beta_{k+1,j} [tr(W_{k+1} S_{k+1} W_{k+1}^T) - |W_{k+1} \tilde{z}_{k+1,j}|^2] \\ &+ \sum_{i,j=1}^m \beta_{k+1,i} \beta_{k+1,j} [(W_{k+1} \tilde{z}_{k+1,i})^T (W_{k+1} \tilde{z}_{k+1,j})] \\ &= \frac{d_{k+1,m}}{b_{k+1}(\gamma) + a_{k+1,m}} + \frac{e_{k+1,m}}{(b_{k+1}(\gamma) + a_{k+1,m})^2} \end{aligned} \quad (30)$$

이 된다. 식 (29)와 식 (30)에서 하첨자의 복잡성을 피하기 위해  $m_{k+1}$ 을  $m$ 으로 표기하였으며

$$\begin{aligned} b_{k+1} &= [(2\pi)^{M/2} / c_M g^M] (V_{k+1}/V_c) P_F(\gamma) \\ &\times (1 - P_D(\gamma)) / P_D(\gamma) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 a_{k+1,m} &= \sum_{j=1}^m \exp(-\tilde{z}_{k+1,j}^T S_{k+1}^{-1} \tilde{z}_{k+1,j} / 2) \\
 d_{k+1,m} &= \sum_{j=1}^m \exp(-\tilde{z}_{k+1,j}^T S_{k+1}^{-1} \tilde{z}_{k+1,j} / 2) \\
 &\times [\operatorname{tr}(W_{k+1} S_{k+1} W_{k+1}^T) - \|W_{k+1} \tilde{z}_{k+1}\|^2] \\
 e_{k+1,m} &= \sum_{i,j=1}^m \exp(-\tilde{z}_{k+1,i}^T S_{k+1}^{-1} \tilde{z}_{k+1,i} / 2) \\
 &\times \exp(-\tilde{z}_{k+1,j}^T S_{k+1}^{-1} \tilde{z}_{k+1,j} / 2) \\
 &\times (W_{k+1} \tilde{z}_{k+1,i})^T (W_{k+1} \tilde{z}_{k+1,j})
 \end{aligned}$$

이다. 여기서  $b_{k+1}(\gamma)$  만을 조절할 수 있으므로 식 (30)을 최대화하기 위해서는  $d_{k+1,m}$ 과  $e_{k+1,m}$ 이 모두 양수일 때는  $P_F(\gamma)(1-P_D(\gamma))/P_D(\gamma)$ 을 최소화하면 되고,  $d_{k+1,m}$ 과  $e_{k+1,m}$ 이 모두 음수일 때는  $P_F(\gamma)(1-P_D(\gamma))/P_D(\gamma)$ 을 최대화하면 된다. 본 논문에서는 사후탐지 유효화영역 최적화에서도 사전탐지 유효화영역 최적화의 경우와 마찬가지로 먼저 Gelfand와 2인[6]이 제안한 방법으로 평균자승추정오차를 최소화하게 되는  $P_D$ 와  $P_F$

을 구한 상태에서 신호+클러터 확률밀도함수 분포와 클러터만의 확률밀도함수 분포를 사용하여 새로운 사후탐지 유효화영역을 설정하는 알고리즘을 제안한다. 우선 그림 1에서 Gelfand와 2인[6]이 제안한 최적의 사후 탐지확률  $P_D$ 와 사후 오경보확률  $P_F$ 를 만족하는 구간조건에서 사전 탐지 유효화영역 최적화에서와 같이  $P_D$ 와  $P_F$ 에 따른 문턱값이 다른 경우는 각각의 경우에 대한 후보 문턱값  $\gamma_1, \gamma_2$ 를 구한 다음, 이에 따른 새로운 유효화 영역  $V_{k+1,1}$ 과  $V_{k+1,2}$ 를 구해 각 경우에서의 추정오차 공분산이 작은 경우를 선택 한다(Fig. 3).

사후탐지 유효화영역 최적화의 구현은 Gelfand와 2인[6]이 언급한 바와 같이, 특정 시간에 최적의 문턱값의 함수로 측정값의 집합을 발생할 수 있느냐에 달려있으며, 탐지 알고리즘에 따라 많은 데이터의 재처리가 필요할 수도 있다. 결국, 사후탐지 유효화영역 최적화에 의한 시뮬레이션 결과는 유효화영역 및 탐지문턱값 최적화로 얻어질 수 있는 최대의 성능으로 볼 수 있다.

#### IV. 시뮬레이션 및 검토

직교좌표계 상에서 추적레이더가 단일표적을 추적하는 경우를 고려하였으며, 표적은 Fig. 4와 같이 추적레이더로부터 x-축 방향에서 -10,000m, y-축 방향에서 +10,000m의 위치에서 x-축 방향속도 +50m/sec, y-축 방향속도 -50m/sec로 등속운동하는 경우로 설정하였다.

표적은 0~20초 사이에서 등속운동을 하다가 추적레이더로부터의 추적신호를 감지하여 20~25초 사이에는 레이더의 추적 유효화영역에서 빠져나오기 위해 x-축 방향으로  $30 m/sec^2$ , y-축 방향

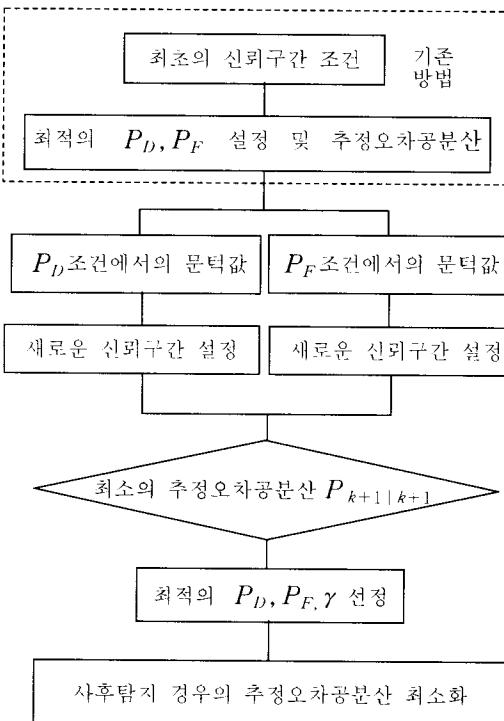


Fig. 3. Optimization of the validation region using posteriori detection

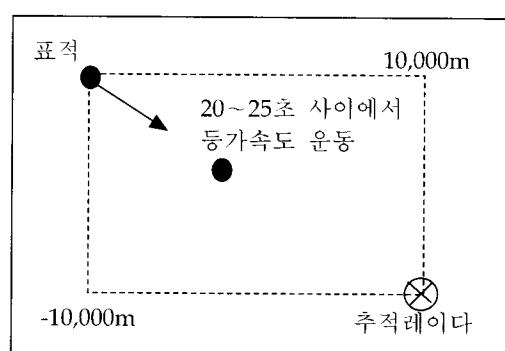


Fig. 4. Setting the location of a target and a sensor

으로  $15 \text{ m/sec}^2$  의 등가속도운동을 한 후 25~50초 사이에는 등속운동을 하는 것으로 가정한다. 추적레이터의 분해능은 x, y-축 방향 모두 30m를 선택하며, 클러터의 개수는 매 샘플시간마다 다르게 하여 유효화영역을 분해능 구간으로 나눈 값으로 적용한다. 표적의 상태 및 측정방정식 식(1), 식(2)에서 상태천이행렬, 측정행렬 그리고 공정잡음계인행렬은 각각

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$G = \begin{bmatrix} T * T/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T * T/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

이 되며, 공정 및 측정잡음  $v_k$ 와  $w_{k+1}$ 는 0-평균 백색 가우시안으로, 그리고 상호 독립적이라 가정한다. 또한, 공정잡음 공분산  $Q$ 와 측정잡음 공분산  $R$ 은

$$Q = \begin{bmatrix} 10m^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10m^2/\text{sec}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10m^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10m^2/\text{sec}^2 \end{bmatrix},$$

$$R = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix} \text{ m}^2$$

로 둔다. 상태추정값 및 상태추정오차공분산의 초기값은 다음과 같이 둔다.

$$\hat{x}_{0|0} = \begin{bmatrix} -9500 \text{ m} \\ 45 \text{ m/sec} \\ 9500 \text{ m} \\ -45 \text{ m/sec} \end{bmatrix},$$

$$P_{0|0} = \begin{bmatrix} 100m^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 100m^2/\text{sec}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 100m^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 100m^2/\text{sec}^2 \end{bmatrix}.$$

또한 Fig. 1에서 새로운 유효화영역을 설정하는 기준이 되는 탐지확률 및 오탐지 확률의 분산은 시뮬레이션의 간편화를 위해 모두 1로 설정하였으며 탐지확률밀도함수의 분포가 원점에서 시작되도록 하기 위해 함수를 영평균 분포에서 오른쪽으로  $3\sigma$ 만큼 이동시킨다.

Fig. 5, 6은 사전탐지구간 최적화의 경우에 대한 위치오차분산과 속도오차 분산을, Fig. 7, 8은 사후탐지구간 최적화의 경우에 대한 위치오차분산과 속도오차분산을 나타내고 있으며, 각각의

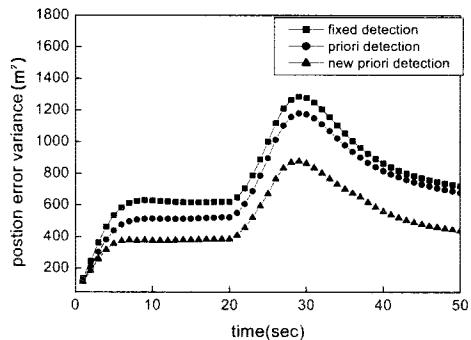


Fig. 5. Position error variance in priori optimization

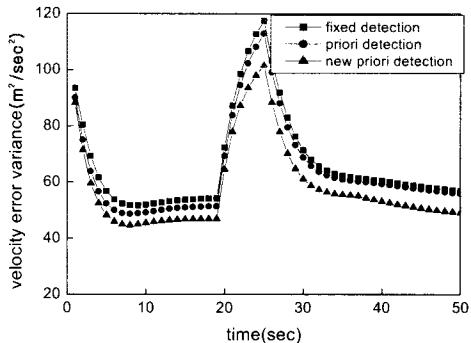


Fig. 6. Velocity error variance in priori optimization

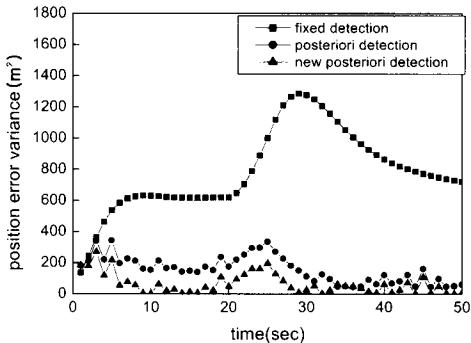


Fig. 7. Position error variance in posteriori optimization

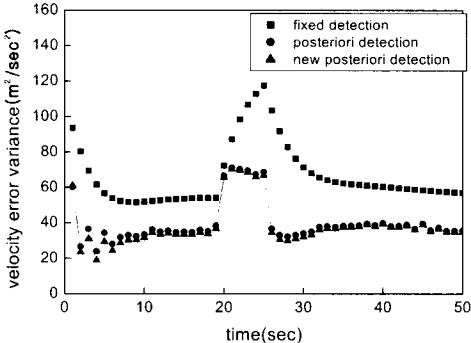


Fig. 8. Velocity error variance in posteriori optimization

경우는 클러터를 고려하지 않은 표준칼만필터, 그리고 Gelfand와 2인이 제안한 방법과 비교한 시뮬레이션 결과이며, 본 논문에서 제안한 방법은 사전 및 사후탐지구간에서 모두 우수한 추적 성능을 보유하고 있음을 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 클러터 환경에서의 표적을 추적하는 경우에 탐지문턱값 적용기법을 이용하여 설정한 새로운 유효화영역에서 표적의 상태추정을 최적화할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 클러터를 고려하지 않은 표준칼만필터, 그리고 사전 및 사후문턱값을 최적화한 추적필터와 비교하는 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 결과 새로운 유효화영역 설정과 탐지 문턱값 최적화를 동시에 고려하도록 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 우수한 추적성능을 보유함을 알 수 있다. 그리고 사전탐지 최적화는 실시간 구현이 가능하나 사후탐지 최적화는 측정데이터의 재처리를 얼마나 빨리 할 수 있느냐에 따라 성능이 좌우되며, 확률데이터연관 필터에 적용한 유효화 영역의 최적화 연구결과는 다중표적의 추적을 위해 합동(joint) 확률데이터연관 필터에 적용하여 향후 연구에서 고려할 예정이다.

## 참고문헌

- 1) Sittler, R. W., "An optimal data association problem in surveillance theory," *IEEE Transactions on Military Electronics*, vol. mil-8, 1964, pp. 125-139.
- 2) Bar-Shalom, Y., and Tse, E., "Tracking in cluttered environment with probabilistic data association," *Automatica*, vol. 11, no. 5, 1975, pp. 451-460.
- 3) Bar-Shalom, Y., and Birmiwal, K., "Consistency and robustness of PDAF for target tracking in cluttered environments," *Automatica*, vol. 19, no. 4, 1983, pp. 431-437.
- 4) Bar-Shalom, Y., and Fortmann, T. E., *Tracking and Data Association*, Academic Press, New York, 1988.
- 5) Li, X. R., and Bar-Shalom, Y., "Stability evaluation and track life of the PDAF for tracking in clutter," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 36, no. 5, 1991, pp. 588-602.
- 6) Gelfand, S., Fortmann, T. E., and Bar-Shalom, Y., "Adaptive detection threshold optimization for tracking in clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 2, 1996, pp. 514-522.
- 7) Kershaw, D. J., and Evans, R. J., "A contribution to performance prediction for probabilistic data association tracking filters," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 3, 1996, pp. 1143-1148.
- 8) Li, X. R., and Bar-Shalom, Y., "Detection threshold selection for tracking performance optimization," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 30, no. 3, 1994, pp. 742-749.
- 9) Gauvrit, M., "Bayesian adaptive filter for tracking with measurements of uncertain origin," *Automatica*, vol. 20, no. 2, 1984, pp. 217-224.
- 10) Fortmann, T. E., Bar-Shalom, Y., Scheffe, M., and Gelfand, S., "Detection thresholds for tracking in clutter-A connection between estimation and signal processing," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 30, no. 3, 1985, pp. 221-228.
- 11) Bar-Shalom, Y., and Li, X. R., *Estimation and Tracking: Principle, Techniques, and Software*, Artech House, Boston, 1993.
- 12) Singer, R. A., "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics*, vol. 6, no. 4, 1970, pp. 473-483.
- 13) Henry, W. C., *Understanding Radar*, Collins, 1985.
- 14) 민병윤, 권오규, 유경상, "제어입력을 갖는 FIR필터를 이용한 기동표적의 추적," 한국항공우주학회지, 제23권, 제5호, 1995, pp. 120-128.
- 15) 박인환, 조설, 조겸래, "적용 칼만필터를 이용한 MTI 레이더의 이동표적 추적기법," 한국항공우주학회지, 제26권, 제2호, 1998, pp. 91-99.
- 16) 이훈구, 탁민재, "입력 추정 필터를 위한 새로운 감지 기법," 한국항공우주학회지, 제24권, 제4호, 1996, pp. 135-145.
- 17) 최재원, 황태현, 홍금식, "오류 모니터링 및 회복 기법을 이용한 클러터 환경 하에서 기동표적 추적," 한국항공우주학회지, 제27권, 제5호, 1999, pp. 90-101.
- 18) 최재원, 황태현, 홍금식, 최성린, "표적의 기동패턴에 따른 추정 특성 분석," 한국항공우주학회지, 제28권, 제4호, 2000, pp. 76-85.