

적용 비선형 필터링과 전략적 책략 이동 목표물의 추적에 관하여

On Nonlinear Adaptive Filtering and Maneuvering Target Tracking

李 萬 炯* · 金 鍾 和**

(Man Hyung Lee · Jong Hwa Kim)

ABSTRACT

Most of moving targets are modelled as nonlinear dynamic equations. In recent years, the extended Kalman filter is frequently used for estimating their behaviors. The conditional Gaussian filter is more suitable than extended Kalman filter in the filtering problem of nonlinear systems.

But extended Kalman filter and conditional Gaussian filter often do not give optimal estimates and fail to track target trajectories because of its properties. Therefore it is desirable to use adaptive techniques to adapt target maneuvers.

In this paper, we will discuss adaptive filtering technique using innovation process based on extended Kalman filter in real time, and suggest another maneuver estimation method using MRAS technique.

1. 서 론

이동중인 목표물(표적)은 확률적 다이내믹 시스템을 이용하여 해석하면 6자유도를 가지고 운동하고 있으며, 적절한 관측장치를 사용하여 잡음이 혼합된 수신정보를 분석함으로써 목표물의 위치, 속도, 가속도 등의 상태를 추정할 수 있는 알고리즘이 개발되었다.^{1)~2)} 잘 알려진 Kalman-Bucy 필터는 이동목표물의 운동학적 특성이 선형이라고 가정하였을 경우에는 비교적 정확하게 주어질 정보로써 위치나 속도 등을 최적으로 추정할 수가 있다. 불행히도 이동목표물은 비선형 운동방식으로 해석되어지므로 확장 Kalman 필터의 응용이 시도되고 있으나 비선형 특성 때문에 필터의 분산이 발산하는 등 안전성을 잃는 경우가 많으며, 전략적으로 실전에 응용할 때 많은 문제가 야기되고 있음이 보고되

고 있다.^{3)~5)} 이동목표물의 운동이 비선형인 필터링 문제는 확장 Kalman 필터보다는 조건부 Gaussian 필터가 보다 적합함이 증명되었다.^{6)~8)} 그러나 이동목표물이 속도나 방향등에 있어서 임의로 전략적 책략(maneuvering)을 수반하고 있을 때는 확장 Kalman 필터와 조건부 Gaussian 필터등의 응용은 최적의 결과를 주지않고 결국 추적에 실패하고 만다. 따라서 전략적 책략중인 목표물의 트래킹을 위해서는 이에 대한 적응 방법을 유출함으로써 확률적인 관점에서 최적 필터의 설계가 요구되고 있다.^{9)~18)}

본 연구에서는 비선형 운동방정식으로 묘사되는 목표물의 상태를 필터링하기 위해 확장 Kalman 필터를 근본으로 사용하면서 Mehara¹⁹⁾, Wlisky²⁰⁾, Chan²¹⁾ 등에 의하여 개발된 인노베이션(innovation) 프로세스에 대한 잔차 시퀀스(residual sequence)을 이용하여 책략을 탐색한 후, 확장 Kalman 필터의 상태를 보상하여 주므로써 목표물을 추적하는 적응 필터링을 설명하고 그 트래킹 성능을 조사할 것이며, 전략적 책략이 존재할 때 확실히 알 수 없는 전략적 책략 입력 $u(t)$ 는 바이어스 벡타이므로 최적 바이어스 추정자(estimator) $\hat{u}(t) = E[u(t) | y(t), 0$

*正 會 員: 釜山大 工大 精密工學科 副教授·工博

**正 會 員: 釜山大 大學院 博士課程

接受日字: 1987年 6月4日

1次修正: 1987年 9月22日

$t < T$]를 유도하여 가상적으로 목표물의 운동 방정식에 인가시켜 주는 방법으로 실제 목표물의 전략적 책략에 적응하여 가는 적응 필터의 설계에 대한 새로운 이론을 제시하고자 한다.

2. 목표물의 동적 특성과 확장 Kalman 필터

필터링 문제가 포함하고 있는 물리적인 현상을 고려하여 미사일, 전폭기, 잠수함, 어뢰와 같은 다이내믹 시스템은 6자유도를 가지는 확률적 운동방정식으로 기술할 수 있으며 적 목표물의 위치와 속도 등은 잡음과 혼합된 상태로 임의의 시점마다 레이다 등의 센서에 수신되고 상태추정의 최적인 방법을 이용하여 해석될 수 있다. 항해중인 목표물의 트래킹 성능 평가를 하기에 앞서 잡음의 영향을 받고 있는 다음의 다이내믹 방정식을 생각한다.

$$x(t) = f[x(t), u(t), w(t)], x(t_0) = x_0 \quad (2-1)$$

여기서 상태 벡터 $x(t)$ 는 직접 관측할 수 없으며 다음의 $y(t_m)$ 에 의해서만 관측된다.

$$y(t_m) = h[x(t_m), v(t_m)] \quad (2-2)$$

$w(t)$ 와 $v(t_m)$ 은 상호 독립적인 Gaussian 잡음이고 t_m 은 이산화된 측정시간이다. 식(2-1)에서 $u(t)$ 는 제어입력이며, 전략적 책략이 없을 경우(즉 바이어스 입력이 없을 시) 이산시간 t_m 에 대한 추정치는 식(2-2)의 관계를 갖는다. 최적 추정치가 고차의 항들을 무시하더라도 충분히 실제치에 접근한다고 가정하면 최적 추정프로세스는 Kalman의 최적선형 필터이론에 의하여 다음과 같이 주어진다.

측정시간의 기준시점에서 필터의 방정식은

$$\hat{x} = \hat{x}' + P'H'(HP'H' + V)^{-1}(y - h(\hat{x}', t_m)), \quad (2-3)$$

$$P = P' - P'H'(HP'H' + V)^{-1}HP'$$

이며 추정치 사이의 관계는

$$\hat{x} = f(\hat{x}, t), \quad \hat{x}_0 = x_0, \quad (2-4)$$

$$\dot{P} = FP + PF^T + N$$

이다.

여기서 “ $'$ ”는 측정 바로 직전에 존재하고 있던 조건들을 나타내고 있다. 추정오차의 상호분산 행렬 P 는 아래의 식으로 정의되며

$$P = E[(x - \hat{x})(x - \hat{x})^T], \quad P(t_0) = P_0 \quad (2-5)$$

E 는 기대치(expectation)을 나타내며 식(2-3)에서

$$F = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}}$$

$$H = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} \quad (2-6)$$

$$V = \left(\frac{\partial h}{\partial v} \right) R \left(\frac{\partial h}{\partial v} \right)^T \Big|_{x=\hat{x}}$$

$$N = \left(\frac{\partial f}{\partial \omega} \right) Q \left(\frac{\partial f}{\partial \omega} \right)^T \Big|_{x=\hat{x}'}$$

이다. 여기서 행렬 R 과 Q 는

$$E[v(t_m)v(t_m)^T] = R,$$

$$E[\omega(t)\omega(\tau)^T] = Q\delta(t-\tau) \quad \omega(\tau)$$

이다. 고차항을 무시할 수 있는 선형화 시스템에 대한 최적 필터는 그림 1에서 보여주고 있으며, 샘플시 상태변수 x 의 추정치는 웨이팅(weighting) 요소 $K = P'H'(HP'H' + V)^{-1}$ 을 통한 임펄스에 의하여 바뀌어진다.

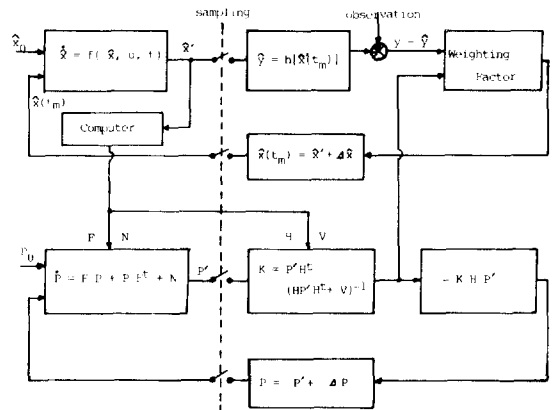


그림 1. 확장 Kalman 필터의 블록선도

Fig. 1. Schematic blockdiagram of extended Kalman filter

그림 1과 같이 구성된 Kalman 필터에 있어서 초기 설정과 트래킹 시스템의 보정은 아주 중요하다. 목표물의 트래킹을 위하여 사용될 필터를 선택할 때에는 시스템의 잘못된 설정과 잘못된 추정을 평가하기 위하여 경험, 외부 정보 등과 함께 과거 자료들이 사용될 수 있다. 이 경우에 실제 추적 시스템에서 측정 문제와 트래킹 문제가 동일한 컴퓨터를 사용하여 계산할 경우 아주 유사하다. 실제로 시스템의 잘못된 설정과 잘못된 보정 요인들의 대부분이 추적 필터내에 포함되어 있는 것이 필연적

이며, 이 매개변수들은 추적전에 측정 프로세스가 작동되는 동안 추정되어야만 하는 것들 중의 하나이다.

위에서 설명된 확장 Kalman 필터 알고리즘을 고찰해 보면, 정상적으로 목표물을 트래킹하고 있을 경우 Kalman 이득, 즉 웨이팅 요소와 오차분산은 시변(time-varying)임에도 불구하고 일정하게 작은 값으로 수렴하여 거의 불변함을 알 수 있다. 이 때 목표물의 책략이 발생한다면, 인너베이션은 큰값을 가지게 되지만 오차분산을 증가시켜서 웨이팅 요소를 보상하여 줄 방법이 없기 때문에 목표물의 실시간 상태추정이 불가능하게 된다.^{25), 26)} 따라서 이러한 알고리즘의 특성을 개선해 주기 위해서는 적응필터의 개념을 도입해야 한다.

3. 적응 필터링 (Adaptive Filtering)

대부분의 경우에 있어서 필터링 기법은 보정 프로세스의 정확도와 요구된 시간의 단축등을 개선할 수 있어야 한다. 필터는 추적 시스템의 진동 등 잡음과 같은 운동 문제의 설정은 쉽게 다룰 수 있으며, 시스템 운동 준비기간 동안 갑작스럽게 인가된 입력들과 같은 요소들의 변환특성을 고려하여 구동될 수 있다.²⁶⁾ 다시 말하면 확률적 필터의 활용에 있어서 가장 중요한 일은 트래킹 시스템의 정밀도 향상을 위해 매 시점마다 추정을 행하여 수행중인 추정이 요구되는 정밀도를 유지하고 있는가를 검토해야 한다. 이동중인 목표물에 책략이 없다면 2 절에서 기술한 필터링 기법을 적용할 수 있고, 전략적 책략이 일어나 트래킹에 실패할 경우에는 이를 인지하고 적응하여 나갈 적응 필터 개념을 도입해야만 한다.

3.1 일반적 우도비 시험 (Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT) 을 이용한 트래킹 실패의 탐지

식 (2-1)과 같이 주어진 비선형 연속 방정식은 임의의 샘플링 시간에서 적전의 추정값을 사용하여 선형화 시킨다면 샘플링 시간동안은 시불변(time-invariant)이라는 가정하에 선형화된 이산(linearized discrete) 방정식으로 쓸 수 있다. 그러므로 이때 식 (2-6)으로 주어지는 F 행렬을 사용하여 상태 천이 행렬(state transition matrix)를 정의할 수 있고 따라서 전략적 책략이 일어난 목표물의 운동방정식 (2-1)을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$x(t_{m+1}) = \Phi(t_{m+1}, t_m)x(t_m) + \delta_{\theta, t_{m+1}, u}(t_m) + w(t_m) \quad (3-1)$$

이 때 확장 Kalman 필터는 식(2-3)과 같이 주어지며, 추정치 사이의 관계는 식(2-4)와 같이 주어진다.

그러나 앞에서 언급한 바와 같이 확장 Kalman 필터의 정상상태에 있어서 오차분산과 Kalman 이득은 일정한 값으로 수렴하여 전략적 책략이 발생하여 오차가 커짐에도 불구하고 알고리즘 자체의 특성으로 인하여 목표물의 상태를 정확하게 추정하지 못하기 때문에 필터 분산의 발산으로 추적이 실패하게 된다. 따라서 전략적 책략이 일어났음을 감지하여 필터의 트래킹 성능을 개선해 주기 위하여 잔차 시이퀀스(즉, 인너베이션 프로세스)를 이용하는 일반화 우도비 시험 기법을 도입하면, 책략이^{20), 32)} 일어난 후 인너베이션의 일반적인 형태는 다음과 같이 둘 수 있으며

$$r(t_m) = G(t_m, \theta)u + r_1(t_m) \quad (3-2)$$

여기서, $r_1(t_m)$ 은 책략이 없는 경우 확장 Kalman 필터의 인너베이션 프로세스이고 θ 는 책략의 발생 시간을 나타낸다. $G(t_m, \theta)$ 는 실패탐지행렬(failure signature matrix)로서 아래와 같이 주어지며, 샘플링 구간마다 시변(time-varying)인 상태 천이행렬 $\Phi(t_{m+1}, t_m)$ 을 저장하여 둔다면 미리 계산 가능하다.²⁰⁾

$$G(t_m; \theta) = H(t_m) [\Phi(t_m, \theta) - \Phi(t_m, t_{m-1})] F_1(t_{m-1}, \theta) \quad (3-3)$$

$$G(t_m; t_m) = H(t_m) \\ F_1(t_m, \theta) = K(t_m) G(t_m; \theta) + \Phi(t_m, t_{m-1}) F_1(t_{m-1}, \theta)$$

$$F_1(t_m, t_m) = K(t_m) H(t_m) \quad (3-4)$$

여기서 $H(t_m)$ 은 식(2-6)으로 주어지며 $K(t_m)$ 은 K Kalman 이득이다.

2진 가설 시험(Binary Hypotheses Test)의 신호원에 해당하는 정보를 $d[t_m; \hat{\theta}(t_m)]$ 이라고 정의하고 책략발생시간 $\hat{\theta}$ 이후 현재시간 t_m 까지 인너베이션의 선형 조합으로 정의하면

$$d[t_m; \hat{\theta}(t_m)] = \sum_{j=\hat{\theta}(t_m)}^{t_m} G^T[j; \hat{\theta}(t_m)] \Lambda^{-1}(j) r(j) \quad (3-5)$$

이 되고, 중심 극한 정리(Central Limit Theorem)에 의해서 백색 Gaussian 프로세스로 근사된다. 여기서 Λ 는 인너베이션의 상호분산이다. 따라서 GLR-

T의 전개과정을 거쳐서 로그 우도비를 구하고 그것을 GLRT의 충분통계량(sufficient statistic) $l[t_m, \hat{\theta}(t_m)]$ 로 사용하면

$$l[t_m : \hat{\theta}(t_m)] = d^T [t_m : \hat{\theta}(t_m)] C^{-1} [t_m : \hat{\theta}(t_m)] d [t_m : \hat{\theta}(t_m)] \quad (3-6)$$

이 되며, $C[t_m : \hat{\theta}(t_m)]$ 은 $d[t_m, \hat{\theta}(t_m)]$ 의 분산으로서 다음과 같다.

$$C[t_m : \hat{\theta}(t_m)] \triangleq \text{Cov}\{d[t_m : \hat{\theta}(t_m)] d^T [t_m : \hat{\theta}(t_m)]\} = \sum_{j=1}^{t_m} G^T [j : \hat{\theta}(t_m)] \Lambda^{-1} [j : \hat{\theta}(t_m)] G [j : \hat{\theta}(t_m)] \quad (3-7)$$

그러므로 책략발생 여부를 결정짓는 결정규칙(decision rule)은

$$l[t_m : \hat{\theta}(t_m)] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \quad (3-8)$$

이다. 여기서 η 는 스톨레스드(threshold)로서 책략발생 여부를 결정짓는 기준이 되는 상수이며, 여러번의 필터튜닝을 거친 다음 선택해야 하지만 일반적으로 정상상태에서 작동하는 확장 Kalman 필터 인너베이션의 10배 정도로 잡는 것이 타당하다. 책략이 없을 경우는 가설 H_0 인 경우이며, 가설 H_1 상황이 되어 책략이 발생하였다면 책략 입력에 대한 추정치의 보상은

$$\hat{u}(t_m) = C^{-1} [t_m : \hat{\theta}(t_m)] d [t_m : \hat{\theta}(t_m)] \quad (3-9)$$

가 된다.

그런데 이러한 GLRT를 초기상태부터 계속 실행시킨다면 컴퓨터 메모리의 한계에 직면하게 되며, 기하급수적으로 증가된 계산량을 수행해야 하고 또한 잘못된 설정, 잘못된 보정 요인으로 인한 오차들이 계속 누적되어 필터의 발산 원인이 되므로 책략 발생후의 최근 정보에 민감하게 하도록 하기 위해 정보의 양을 제한시킬 필요가 있다. 따라서 책략 발생시간 $\hat{\theta}(t_m)$ 의 추정을 유한 데이터 윈도우(finite data window)를 사용하여

$$t_m - m < \theta < t_m - n \quad (3-10)$$

과 같이 제한한다. 여기서 m, n 은 양의 정수이며 필터의 안정성과 탐지 지연시간 $t_m - \hat{\theta}(t_m)$ 을 고려하여 절충한 값으로 결정한다.

3. 2 적응 필터의 구성

발생한 책략입력을 GLRT에 의하여 탐지 하였을 때 유한 데이터 윈도우로부터 결정된 $\hat{\theta}(t_m)$ 과 식(3-9)와 같이 주어진 책략입력에 대한 추정치 \hat{u}

(t_m) 을 사용하므로써, 확장 Kalman 필터에서 구한 목표물의 추정된 상태벡터를 직접 보상해 줄 수 있다.

$$\hat{x}_{adp} = \hat{x}_{ext} + \{ \Phi [t_m, \hat{\theta}(t_m)] - F_i [t_m, \hat{\theta}(t_m)] \} \hat{u}(t_m) \quad (3-11)$$

여기서 \hat{x}_{ext} 는 식(2-3)으로 주어진 확장 Kalman 필터에서 추정된 상태 벡터이고 $\Phi \hat{u}$ 은 시간 $\hat{\theta}(t_m)$ 에서 보상되는 양이며 $F_i \hat{u}$ 은 책략 탐지 직전에 책략입력에 대한 확장 Kalman 필터의 응답이다. 즉 GLRT로써 책략을 탐지하기 이전에 확장 Kalman 필터에 의해 보상된 양을 고려하여 책략입력에 대한 보상량이 중복하여 보상되는 것을 방지한다. $C^{-1} [t_m : \hat{\theta}(t_m)]$ 은 책략입력에 대한 추정치 $\hat{u}(t_m)$ 의 상호분산이므로 \hat{x}_{adp} 에 대한 오차분산은 정의에 의하여 다음 식으로 둘 수 있다.

$$P_{adp} = P_{ext} + \{ \Phi [t_m, \hat{\theta}(t_m)] - F_i [t_m, \hat{\theta}(t_m)] \} \cdot C^{-1} [t_m : \hat{\theta}(t_m)] \{ \Phi [t_m, \hat{\theta}(t_m)] - F_i [t_m, \hat{\theta}(t_m)] \}^T \quad (3-12)$$

여기서 P_{ext} 는 식(2-3)의 둘째식으로 주어지는 확장 Kalman 필터의 정상상태에 있어서 오차분산이다. 그림2는 이제까지 설명한 적응필터의 알고리즘을 도식으로 설명한 것이다.

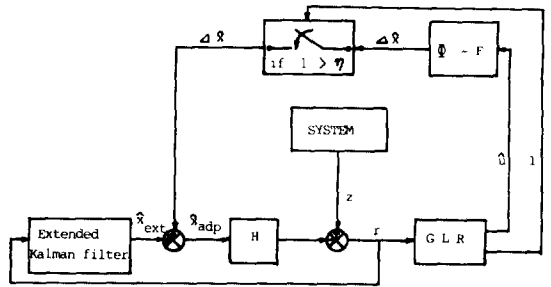


그림 2. 적응 필터의 블럭선도

Fig. 2. Blockdiagram of adaptive filter

따라서 전략적 책략이 발생하였을 경우 인너베이션 프로세서를 이용함으로써 GLRT를 수행할 수 있고, 책략입력을 식(3-9)와 같이 추정하여 확장 Kalman 필터로부터 추정된 상태벡터를 직접 보상해 줄 뿐만 아니라 필터의 오차분산을 보상해 줌으로써 필터 알고리즘의 특성을 개선하여 필터 내부모델을 재조정해 주기 때문에 목표물의 상태벡터 추정이 가능하게 된다.

4. 확률모델 기준 적응시스템(Stochastic Model Reference Adaptive System, MRAS)에 의한 근사 추정 기법

본 절에서는 책략 이동목표물과 같이 미지의 플랫폼 매개변수를 포함하고 있는 비선형 다이내믹 시스템의 전략적 책략을 수반할 경우에 있어서, Landau²⁸⁾, Ljung²⁹⁾, Kushner³⁰⁾, Kailath³¹⁾ 등에 의해 보고된 바 있는 모델 기준 적응 시스템에 대한 이론을 바탕으로, 3절에서 소개한 GLRT 기법으로써 책략발생 여부를 탐지한 후, 책략 발생시의 트래킹 오차는 바로 책략입력에 의하여 발생된다는 가정하에, 오차를 줄이는 방법으로 미지의 책략입력을 근사적으로 추정하는 근사 병렬 조정시스템(Parallel Adjustable System)을 유도하고, MRAS 기법을 통한 미지의 입력항을 추정 평가하는 알고리즘을 적용 필터의 한 방법으로서 제시하고자 한다.

4. 1 필터링 모델

식 (2-1)과 식 (2-2)로 주어지는 시스템에서 전략적 책략 즉 바이어스가 식 (2-4)에 공급되고 이것이 기지의 값이라면 2절에서 주어진 최적 필터링 기법의 식(2-3)은

$$\dot{\hat{x}} = \hat{x}' + Bu + P'H^T (HP'H^T + V)^{-1} (y - h(\hat{x}', t_m)) \tag{4-1}$$

$$P = P' + P'H^T (HP'H^T + V)^{-1} + HP'$$

이며 추정치 사이의 관계는

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}, u, t), \quad \hat{x}_0 = x_0 \\ \dot{P} &= FP + PF^T + N \end{aligned} \tag{4-2}$$

이고, 모든 기호는 2절에서 주어진 조건과 같다.

4. 2 MRAS에 의한 추정 기법

식 (4-1)은 본래의 추정 방법에 바이어스항 Bu를 더한 것으로 해석이 가능하다. 그런데 책략 이동 목표물에서 u는 미지의 바이어스 벡타이고 샘플링시간 동안은 상수로서 가정하면 확률적 성질을 고려하여 적절한 근사기법을 선택할 수가 있다. 식 (2-1)에서의 추정 문제를 해결하기 위해 미지인 k차원 매개변수 벡타를 포함한 관측공간에로의 전환을 시도한다.

식(4-1)의 여러 항들이 최적 추정 프로세스 $\hat{x}(s)$, $0 < s < T$ 의 C^{∞} 공간내에서 σ -엘지브라(σ -

algebra) F_t 에 대해 F_t -측정 가능(F_t -measurable)하다고 가정한다. 식 (4-1)의 마지막 항 $(y - h(\hat{x}', t_m))$ 는 인너베이션 프로세스로서 Brownian 운동이므로 미지의 바이어스 벡타의 영향은 가장 좋은 바이어스 추정량(best bias estimator) $\hat{u} = E[u | y(s), 0 < s < t]$ 를 근사시킨 $\hat{u} = E[u | \hat{x}(s), 0 < s < t]$ 에 의해 대치할 수 있다. 만약 u가 조건부 Gaussian이라면, Lipster와 Shiryaev³²⁾에 의해 최적인 필터가 존재함을 보여주고 있다.

위의 가정하에서 미지의 입력 u가 공급되는 시점이 식(3-1)의 결과에 따라 발견되면, 준최적의 필터를 얻기 위해 u의 추정이 가능해진다. 이 때 \hat{x} 은

$$\hat{x} \cong \hat{x}' + B\hat{u} + P'H^T (HP'H^T + V)^{-1} (y - h(\hat{x}', t_m)) \tag{4-3}$$

으로서 확률적 근사(Stochastic Approximation)가 될 수 있다.

식(4-3)에 포함된 \hat{u} 의 추정방정식은 모델 기준 적응 시험의 적용 알고리즘에 따라 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} \dot{\hat{u}}(s) &= L(s) B(s)^T \{ [P'H^T (HP'H^T + V)] [P'H^T \\ & (HP'H^T + V)]^T \}^{-1} \cdot \{ \hat{x}(s) - [F(s) \hat{x}(s) + \\ & B(s) \hat{u}(s)] \} \end{aligned} \tag{4-4}$$

여기서 이득행렬 L(s)는

$$\dot{L}(s) = -L(s) B(s)^T \{ [HP'H^T + V] \}^T \}^{-1} \cdot B(s) L(s) \tag{4-5}$$

이다. 또한 $u = [u_1, u_2, \dots, u_k]^T$ 는 인너베이션 프로세스와 독립이고 k차원을 갖는 미지의 파라메타이다.

식(4-4)과 식(4-5)의 오프-라인 해석은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \hat{u}(t) &= [I + L(0) \int_0^T B(s)^T \{ [P'H^T (HP'H^T + V)] \\ & [P'H^T (HP'H^T + V)]^T \} B(s) ds]^{-1} \\ & \cdot [u(0) + L(0) \int_0^T B(s)^T \{ [P'H^T (HP'H^T + \\ & V)] [P'H^T (HP'H^T + V)]^T \}^{-1} \\ & \cdot \{ \hat{x} - [F(s) \hat{x}(s) + B(s) \hat{u}(s)] \} ds] \end{aligned} \tag{4-6}$$

$$\begin{aligned} L(t) &= [I + L(0) \int_0^T B(s)^T \{ [P'H^T (HP'H^T + V)] \\ & [P'H^T (HP'H^T + V)]^T \} \cdot B(s) ds]^{-1} L(0) \end{aligned} \tag{4-7}$$

여기서 $L(0)$ 는 초기 이득행렬이고, $u(0)$ 는 u 에 대한 초기 추측값이다. k 차원의 추정량 $\hat{u}(s)$ 는 실제 매개변수 $u(s)$ 에 $a. s$ (almost surely) 수렴함을 알 수 있는데 이의 증명은 여기서 생략하기로 한다. 주어진 모델에서 $L(t)$ 는 데이터들에 종속되며 $L(0)=\infty$ 라 두면 식(4-6)은 최우 추정량(maximum likelihood estimator, MLE)이 된다.

식(4-4)에서 $\hat{u}(t)$ 는 $[\hat{u}(t+dt)-\hat{u}(t)]/dt$ 로서 해석될 수 있고 조정의 범위는 오차 $\{\hat{x}(t)-[F(t)\hat{x}(t)+B(t)\hat{u}(t)]\}$ 의 크기에 의하여 결정되며 $\hat{u}(t)$ 는 $L(t)$ 는 $U(t)$ 의 1, 2차 조건부 모멘트이다.

5. 시뮬레이션 실험

본 절에서는 전략적 책략이 발생하였을 경우 이를 탐지하고 적응해 가는 GLRT 알고리즘을 사용한 적응 필터 알고리즘의 성능을 평가하고, 연구된

를 다루기로 한다.

5.1 책략탐색 및 적응필터의 계산에

다음과 같이 일정속도로 1차원 비행중인 목표물의 다이내믹 방정식을 생각해 보자.

$$x(t_{m+1}) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(t_m) + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$x(0) = [2,000 \quad 70]^T; P(0) = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}$$

$$\hat{x}(0) = [2,000 \quad 70]^T$$

$$T=0.05[\text{sec}], Q=0.5[\text{m/sec}]^2$$

여기서 $x(t_m)=[x, \dot{x}]^T$ 이며, x 방향으로 등속운동을 하므로 상태전이 행렬은 시불변이며 선형 시스템이다. 측정 방정식은

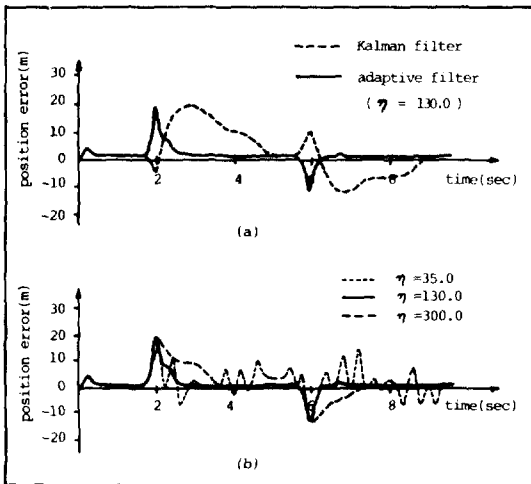


그림 3. 책략입력 인가 : 2.0초, 제거 : 6.0초
(a) 기준궤적에 대한 필터의 궤적 오차
(b) 스레숄드 η 의 변화에 따른 적응필터의 궤적오차

Fig. 3. Add maneuvering input : 2.0(sec.), release : 6.0(sec.)
(a) trajectory errors of filters to the reference trajectory
(b) trajectory errors of adaptive filters according to the threshold η

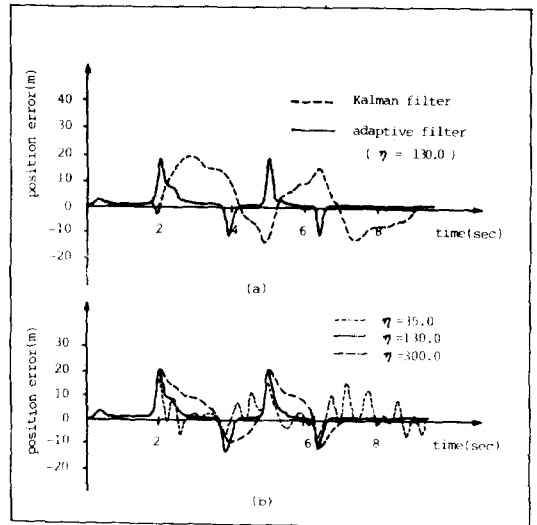


그림 4. 책략입력 인가 : 2.0, 5.0초, 제거 : 3.8, 6.4초
(a) 기준 궤적에 대한 필터의 궤적오차
(b) 스레숄드 η 의 변화에 따른 적응필터의 궤적오차

Fig. 4. Add maneuvering input : 2.0, 5.0(sec.), release : 3.8, 6.4(sec.)
(a) trajectory errors of filters to the reference trajectory
(b) trajectory errors of adaptive filters according to the threshold η

모델 기준 적응 시스템을 사용하여 버어링(bearing) 뿐인 트래킹을 위한 근사추정을 하는 수치계산 예

$$y(t_{m,i}) = [1 \ 0]x(t_{m,i}) + v(t_{m,i})$$

$$R = (6[m])^2$$

이며, 전략적 책략입력은 속도의 3배에 해당하는 시스템 상태변수로 고려되지 않은, 가속도를 인가하거나 제거하는 방법으로 사용하였다.

그림3, 4는 책략입력의 인가횟수와 스톱스레드 η 의 변화에 따른 선형 Kalman 필터(확장 Kalman 필터의 특수한 경우)와 적응 필터의 응답을 나타낸 것이다. 결과에서도 보는 바와 같이 적응 필터의 우수함을 알 수 있다. 그러나 상수로 고정된 스톱스레드 η 의 선택 여하에 따라서 필터의 불안정을 유발할 수 있고, 유한 데이터 윈도우의 선택에 따른 탐지 지연시간과 추정성능을 개선할 여지가 있으며, 따라서 선택도는 실제 시스템 설계자의 요구에 따라 충분한 예비 실험과 검토를 거친 후 결정되어야만 한다.

5.2 책략입력 u 의 근사 추정에 의한 목표물의 비선형 필터링과 트래킹

대 잡수함 표적 운동의 탐색에 있어서 비어링뿐인 트래킹(bearing only tracking) 문제를 2차원 공간에서 생각해 보기로 하자.

잡수함이 일정 질량을 가지고 평면 운동을 하고 있다는 가정하에서 기준위치에서 x, y 만큼 떨어져있다고 할 때 $x(t) = [x, \dot{x}, y, \dot{y}]^T$ 로 정의하면 운동 방정식은 다음과 같이 기술할 수 있다.

$$\dot{x}(t) = \begin{pmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \\ \dot{x}_4(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_2(t) \\ -\alpha x_2(t) \sqrt{x_2(t)^2 + x_4(t)^2} \\ x_4(t) \\ -\alpha x_4(t) \sqrt{x_2(t)^2 + x_4(t)^2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{T1} \\ u_{T2} \end{pmatrix} + w(t)$$

여기서 u_{T1} 과 u_{T2} 는 x 와 y 방향으로의 제어입력이고, α 는 drag force의 계수이다.

대 잡수함용의 소나(SONAR)시스템에 의하여 관측되는 관측 프로세스는 수동 소나(Passive SONAR)인 경우

$$y(t) = \tan^{-1} \frac{x_3(t)}{x_1(t)} + v(t)$$

로 주어지며, 이 때 $w(t)$ 와 $v(t)$ 는 상호 독립인 가우시안 잡음이라고 가정하자. 초기위치 $x = 10,000$

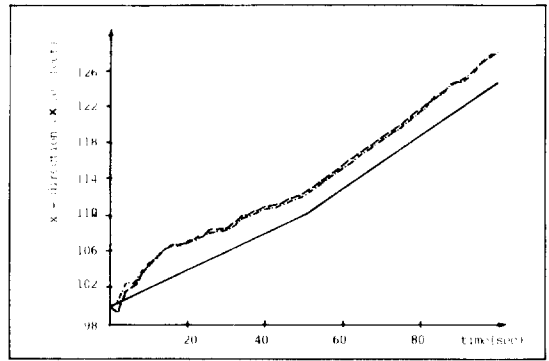


그림 5. 적응필터를 사용하여 추정한 x방향에 있어서의 궤적

- (a) 확장 Kalman 필터(· · · · ·)
- (b) 절삭 2차 필터(-----)
- (c) 기준 궤적(—————)

Fig. 5 Trajectory in the x-direction estimated using adaptive filter

- (a) extended Kalman filter(· · · · ·)
- (b) truncated second-order filter(-----)
- (c) reference trajectory(—————)

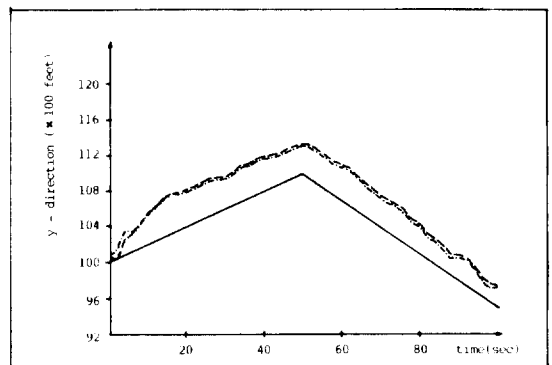


그림 6. 적응필터를 사용하여 추정한 y방향에 있어서의 궤적

- (a) 확장 Kalman 필터(· · · · ·)
- (b) 절삭 2차 필터(-----)
- (c) 기준 궤적(—————)

Fig. 6. Trajectory in the y-direction estimated using adaptive filter

- (a) extended Kalman filter(· · · · ·)
- (b) truncated second-order filter(-----)
- (c) reference trajectory(—————)

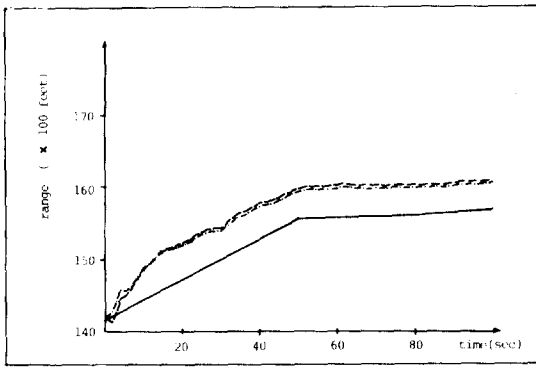


그림7. 적응 필터를 사용하여 추정한 목표물의 사정거리

- (a) 확장 Kalman 필터(---·---)
- (b) 절삭 2 차필터(-----)
- (c) 기준목표물 사정거리(————)

Fig.7. Target range estimated using adaptive filter.

- (a) extended kalman filter(---·---)
- (b) truncated second-order(-----)
- (c) reference target range(————)

[ft], $y=10,000$ [ft]의 위치에서 평균속도 $20\sqrt{2}$ [ft/sec]로 45° 방향으로 움직일 때, 확장 Kalman 필터와 절삭(truncated) 2차 필터로써 목표물을 트래킹하다가 필터 구동후 약 50[sec] 후에 위치으로 90° 만큼 방향을 바꾸어 새로운 평균속도 $30\sqrt{2}$ [ft/sec]로 진행하는 것을 3절의 GLRT로써 책략을 탐지하고 4절의 근사 추정기법으로 u_{r1} 과 u_{r2} 를 추정하여 트래킹한 결과를 그림 5, 6, 7에 도시하였다.

필터 구동의 초기단계에 있어서는 절삭 2차 필터가 확장 Kalman 필터보다 우수함을 보이고 있으나 책략 발생후 추정이 어느 정도 정상상태에 진입된 후에는 필터 구조의 높은 비선형성은 거의 무시되어 확장 Kalman 필터의 트래킹 오차가 더 줄어들음을 보여주고 있다.

6. 결 론

이동중인 목표물의 추정에 대한 확장 Kalman 필터를 구성할 때에는 실제로 시스템 모델의 잘못된 설정과 잘못된 보정 요인들을 미리 고려하여 추적필터 내에 포함시켜야만 한다. 필터는 시스템의 잘못된 설정과 잘못된 측정을 평가할 수 있어 야만 하고 온라인으로 공급되는 관측자료들을 이용

하여 실시간 추적이 가능해야 한다.

인너베이션에 근거를 두고 책략발생 여부와 책략 입력을 추정하는 적응 필터의 수행과정은, 목표물의 책략 미발생시 확률적 시스템의 추정에 널리 응용되는 확장 Kalman 필터를 근본으로 사용하고, 책략 발생시는 책략발생 여부를 실패탐지 이론인 G-LRT로써 탐지한 후 적응필터를 사용하며, 책략입력의 완전한 보상후에는 다시 확장 Kalman 필터를 사용하기 때문에 알고리즘의 성능지수와 필터의 안정성면에서 특히 양호하며, 전략적 책략의 발생시간 θ 의 적당한 범위(window length)와 스톱스레드 η 를 잘 선택한다면 목표물의 실시간 추적이 가능하다. 그러나 상수로 고정된 스톱스레드를 사용하기 때문에 스톱스레드의 선택 여부에 따라 필터가 정상상태에 도달하지 못하고 요동할 가능성도 배제하지 못하는 단점을 갖고 있다.

본 연구에서 소개한 GLRT로써 책략 발생을 탐지한 후 확률모델 기준 적용시스템(MRAS)에 의해서 추정중 모르고 있는 책략입력 u 를 추정하는 새로운 근사기법을 유도하였다. 만약 전략적 책략이 존재함을 감지하면 책략입력은 바이어스벡터이므로 가장 좋은 바이어스 추정량 $\hat{u}=E[u|\hat{x}(s), 0 < S < T]$ 에 의해서 $\hat{u}=E[u|y(s), 0 < s < T]$ 를 근사시키는 알고리즘을 제시하였다. 미지의 입력 $u(t)$ 에 대한 1, 2차 조건부 모멘트 $u(t)$ 와 $L(t)$ 는 센서에 수신된 데이터들에 종속되며 $L(0)=\infty$ 라 두면 식 (4-6)는 최우 추정량(MLE)이 된다. 그러나 책략 탐지를 위한 특별한 테스트 기법을 사용해야 하고 미지의 입력 $u(t)$ 의 1, 2차 조건부 모멘트를 온라인으로 계산하여야 하므로 온라인 계산 시간의 부담으로 인한 실시간 추적에 문제가 있다. 따라서 앞으로의 발전방향은 알고리즘 내에서 책략 탐지를 위한 기법을 발견하여 온라인 계산부담을 덜어 줄 수 있다면 적응 필터로서의 양호한 기능을 가질 수 있을 것이라고 전망한다.

본 연구의 결과는 한국 과학재단('84. 5 ~ '86. 4)에서 지원해 준 연구비로 수행되었으며 이에 깊은 감사를 표한다.

REFERENCE

- 1) M.Athans, W.B.Davenport, E.R.Ducot, and R.R. Tenney, "Surveillance and Target Tracking," Proceeding of the fourth MIT/ONR Workshop on

- Command-Control-Communication Problems, October 1981.
- 2) M.H.Lee, W.J.Kolodziej and R.R.Mohler, "Stochastic Dynamic Suboptimal Control with Uncertain Parameters," IEEE Aero. & Electron. Sys., Vol. AES-21, Sep. 1985, pp. 594-600.
 - 3) S.I.Chou, "Projected Surface Ship Anti-Submarine Warfare Target Analysis," NUC TN-1717, Undersea Department, July 1976.
 - 4) A.O.Cohen, and G.W.Johnson, "A New Approach to Bearing Only Ranging," IR & D Rpt., 76-0205-M19, IBM Federal system Division, Manassas, VA, Dec. 1976.
 - 5) V.J.Aidala, and S.E.Hammel, "Utilization of Modified for Polar Coordinates for Bearing-Only Tracking," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-28 NO.3, March 1983, pp. 283-294.
 - 6) R.S.Liptser and Shirayev, Statistics of Random processes II : Applications, Springer-Verlag, New York, 1978.
 - 7) R.R.Mohler, and W.J.Kolodziej, "Optimal Control of A Class of Nonlinear Stochastic System," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-26 NO.5, 1981, pp. 1048-1054.
 - 8) R.R.Mohler, and W.J.Kolodziej, "An Overview of Stochastic Bilinear Control Processes," IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics, Vol. SMC-10, 1980, pp. 913-918.
 - 9) R.L.Moose, "Adaptive Target Tracking of Underwater Maneuvering Target Using Passive Measurements," Annual report of ONR, Contract No.NOO14-77-C-0164, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, VA, 1981.
 - 10) R.A.Singer, "Estimating Optmal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets," IEEE Trans. Aero. & Electron. Sys., Vol. AES-6, 1970, pp. 473-483.
 - 11) N.H.Cholson, and R.L.Moose, "Maneuvering Target Tracking Using Adaptive State Estimation," IEEE Trans. Aero. & Electron. Sys., Vol. AES-6, 1977, pp. 310-319.
 - 12) Y.T.Chan, A.G.C.Hu, and J.B.Plant, "A Kalman Filter Based Tracking with Input Estimation," IEEE Trans. Aero. & Electron. Sys., Vol. AES-15, 1979, pp. 237-244.
 - 13) A.H.Jazwinsky, Stochastic Processes and Filtering Theory, Academic Press, 1970.
 - 14) J.S.Thorp, "Optimal Tracking of Maneuvering Targets," IEEE Trans. Aero. & Electron. Sys., Vol. AES-9, 1973, pp. 512-519.
 - 15) R.L.Moose, H.F.Vanlandingham, and D.H.McCabe, "Modeling and Estimation for Tracking Maneuvering Target," IEEE Trans. Aero. & Electron. Sys., 1979, pp. 448-456.
 - 16) D.D.Sworder, and V.G.Robinson, "Feedback Regulators for Jump Parameter System with State and Control Dependent Transition Rates," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-17, 1972, pp. 119-132.
 - 17) D.D.Sworder, "Bayes' Controller with Memory for a Linear System with Jump Parameters," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-18, 1973, pp. 355-360.
 - 18) B.Friedland, "Notes on Separate-Bias Estimation," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-23, 1978, pp. 735-738.
 - 19) R.K.Mehara, and J.Peschon, "An Innovations Approach to Fault Detection and Diagnosis in Dynamic System," Automatica, Vol. 7, 1971, pp. 637-640.
 - 20) A.S.Wilsky, "A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic System," Automatica, Vol. 12, 1976, pp. 601-611.
 - 21) Y.T.Chan, J.B.Plant, and J.R.T.Bottmly, "A Kalman / Tracker with a Simple Input Estimator," IEEE Trans. Aero. & Electron. Sys., Vol. AES-18, 1980, pp. 235-240.
 - 22) D.T.Margill, "Optimal Adaptive Estimation of Sampled Stochastic Processes," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-10, 1965, pp. 434-439.
 - 23) M.Athans, R.Ku, and S.B.Gershwin, "The Uncertainty Threshold Principle: Some Fundamental Limitations of Optimal Decision Making under Dynamic Uncertainty," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-22, 1977, pp. 491-495.
 - 24) Y.Bar-Shalom, "Tracking Methods in a Multitarget Environment," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-22, 1977, pp. 491-495.
 - 25) P.S.Maybeck, Stochastic Models, Estimation, and Control, Volume 2, Academic Press, New York, 1982.
 - 26) 김종화, 이만형, 이시복, "적응 상태 추정 기법을 이용한 전략 목표물의 추적에 관한 연구," 부산대학교 공과대학 연구보고 제 30 집, 1985, pp 109-115.

- 27) B.D.O.Anderson. & J.B.Moore, Optimal Filtering, Prentice-Hall, Inc., 1979.
- 28) I.D.Landau, "Unbiased Recursive Identification using Model Reference Adaptive Techniques," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-21, 1976.
- 29) L.Ljung, "On Positive Real Transfer Function and The Convergence of some Recursive Schemes," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-22, 1977, pp. 539-551.
- 30) H.J.Kushner, "Convergence of Recursive and Identification Procedures via Weak Convergence Theory," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-22, 1977, pp. 921-930.
- 31) T.Kailath, "Convergence in Recursive Estimation," Internat. J. Control, Vol. 32, 1980, pp. 311-328.