

운동물체에 대한 적응제어에 관한 연구

論 文
31~2~1

New Adaptive Tracking Filter for Maneuvering Target

梁 興 錫* · 宋 光 燮**

(Heung-Suk Yang · Kwang-Sup Song)

Abstract

A new approach to the maneuvering target tracking problem is proposed. Its basic concept is to take the maneuver variable from the measurements. Tracking scheme based on the Kalman filter estimates the maneuver variable from the residual and uses the estimates to update the Kalman filter. The estimation process is independent of target types and a model of the maneuver characteristics.

All the filtering algorithms are processed in polar coordinate. Simulation results are presented and compared to that of the extended Kalman filter.

1. 서 론

지난 수년동안 칼만필터는 운동체의 정상상태에 있어서의 운동상태추적에 많이 이용되어 왔다. 칼만필터는 선형모델에 적용되는 식이지만 선형화기법(extended Kalman Filter)을 사용하여 비선형관측방정식이나 비선형운동을 해석하는데에도 많이 이용되고 있다. 이 비선형모델을 사용하면 현재의 상태에 대한 기대치를 구할 수 있고 한단계의 예측식을 사용해서 다음 단계의 선형화된 관측벡터를 구할 수 있다. 운동량의 예측치는 모델의 상태노이즈를 증가시켜서 설계할 수 있고 이 노이즈때문에 정상상태에서 정확도가 감소된다.

비선형방정식에서 extended Kalman Filter에 의해서 근사식을 구하면, 이 필터는 추적물체가 그의 궤적상에서 급회전운동을 할때까지는 비교적 근사한 추적치를 나타낸다. 급회전운동에서는 때때로 속도나 위치의 추정치가 발산하게 된다. 이 모델의 근본적인 문제는 근사식의 고차항을 무시하기 때문에 오차가 생기게 되고 필터가 발산하는 경우도 생기게 된다.

운동물체추적에 대한 식으로 Jazwinski의 limited memory filter가 있고 여기서는 필터의 이득이 영으로 감소되는 것을 방지하는 방법을 사용하였다.

Thorp은 운동체가 신뢰할 할때에는 특수한 필터에 연결하므로써 오차를 줄이는 방법을 썼다. 이 방법외에도 Moose, Gholson, Ricker등이 위치와 속도의 측정치를 각각 적응제어방식을 도입해서 구하는 모델을 발표하였다.

이러한 방법들의 결점은 특별한 탐지장치만 만들어 야하고 운동체에 대해서 항상 새로운 정보를 필요로 한다는 점이다. 위 방법들의 필터링상태는 운동체에 대한 추적모델에 전적으로 의존하게 된다.

여기서 제시하는 모델에서는 물체를 전운동과정에서 극히 제한된 시간에서 급신뢰를 하는 것으로 가정한다.

다음에 칼만필터식을 기초로 한 추적방정식을 제시한다. 이 식에서는 운동변수를 추정치와 실제관측치와의 관계에서 구하고 또 추정치를 사용해서 칼만필터의 다음 상태의 값을 결정한다. 이 추정방정식은 물체의 형태나 모델의 운동특성에 관계없이 성립하는 식이다. 추적필터의 전과정이 방위와 거리의 극좌표 모델로서 기술된다.

여기 제시하는 적응제어추적방정식은 두개의 칼만항 터로써 구성된다. 필터의 출력을 최신값으로 바꾸는

* 正會員 : 서울대 工大 電氣工學科 教授 · 工博
 ** 正會員 : 海軍士官學校 教官(專任講師)
 接受日字 : 1981年 11月 13日

것은 일정속력이고 직선운동을 할때의 가정된 값에서 생기는 오차를 제거하기 위함이다. 잘 알려진 것같이 오차를 제거하려면 추정치의 분산을 증가시키므로써 이루어지게 된다. 일반적인 운동물체는 상당한 시간동안 등속도의 직선운동을 하기 때문에 선형운동기간 중에 필터가 불필요하게 값을 바꾸어서는 안된다. 그렇게 되면 필터오차의 분산이 비선형운동기간동안에 증가하게 된다. 필터값을 조정하는 것은 물체가 선회를 하였다는 확실한 증거가 있을때에만 이루어지게 된다. 시뮬레이션의 결과에서 운동체의 궤적에 대한 추적에서 선회상태에서^{(2), (7), (10)}보다도 오차가 적었고 직선운동상태에서^{(2), (10)}과 비슷한 값을 보였다.

2. 운동체에 대한 일반모델

표적에 대한 수학적 모델은 비선형식으로 나타나지 만 일반적으로 선형방정식을 사용하고 필터링과정이 직각좌표상에서 이루어진다.

실제의 경우에는 데이터의 측정식이 거리와 방위의 극좌표상으로 이루어지기 때문에 측정치가 직각좌표로 변환되어야 한다. 마찬가지로 직각좌표상의 측정노이즈에 대한 편차도 극좌표치에서 계산되어야 된다. 선회운동이 없는 경우의 표적모델⁽⁸⁾은 다음과 같다.

$$X_{k+1} = A_k X_k + B_k W_k \tag{1}$$

A_k ≡ 상태전이행렬

X_k ≡ 상태변수

W_k ≡ 상태노이즈

관측값은 Z_k 이고

$$Z_k = H_k X_k + V_k \tag{2}$$

H_k ≡ 관측행렬

V_k ≡ 관측노이즈

W_k 와 V_k 는 화이트 가우스 노이즈를 나타내고 편차는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} E(W_k W_j^T) &= Q_k \delta_{kj} \\ E(V_k V_j^T) &= R_k \delta_{kj} \\ E(W_k V_j^T) &= 0, \end{aligned} \quad \delta_{kj} = \begin{cases} 1, & k=j \\ 0, & k \neq j \end{cases}$$

위의 모델을 위한 기본가정은 물체의 운동상태가 천이행렬 A_k 에 의해서 완전하게 결정된다는 것이다. 선회운동에 의해서 결정되는 입력치는 노이즈가 많이 포함된 값이다. 그러므로 새로운 데이터가 새로운 정보를 포함하고 있을때 새로운 정보에, 보다 큰 비중을 두고 과거의 데이터를 무시하는 필터를 설계하는 것이 필요하다.

물체의 운동상태의 변화를 나타내는 정보는 $Z_k - H_k \hat{X}_k$ 로 나타내어지고 이것은 측정된 관측치와 추정된 관

측치와의 차이로서 나타난다. 이 정보량의 이름을 이노베이션 프로세스라고 한다. 이노베이션 프로세스에 관한 특성은^{(8), (14)}에 기술되어 있다. 여기서 이용하는 중요성질은 평균값이 영인 화이트 가우스 노이즈라는 점이다. 운동변수의 입력으로서 Y_k 를 사용해서 선회시의 운동방정식을 세우면^{(8), (10)} 다음과 같다.

$$X_{k+1} = A_k X_k + B_k Y_k + W_k \tag{3}$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k \tag{4}$$

Y_k ≡ 운동변수의 입력

B_k ≡ 상태벡터에 대한 운동변수의 파라미터

(3)(4)식을 이용하여 상태벡터에 대한 추정식을 구하면⁽¹⁴⁾

$$\hat{X}_{k+1} = A_k \hat{X}_k + G_k (Z_k - H_k \hat{X}_k) + B_k \hat{Y}_k \tag{5}$$

이 되고 칼만필터 이득상수는

$$G_k = A_k P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + R_k)^{-1} \tag{6}$$

으로 나타낸다.

추정오차에 대한 분산행렬

$$P_k = E[(X_k - \hat{X}_k)(X_k - \hat{X}_k)^T] \tag{7}$$

은 단계적 계산으로 구할 수 있다.

$$P_{k+1} = [A_k - G_k H_k] P_k A_k^T + Q_k \tag{8}$$

이노베이션은

$$\begin{aligned} \tilde{Z}_k &= Z_k - H_k \hat{X}_k \\ &= H_k (X_k - \hat{X}_k) + V_k \end{aligned} \tag{9}$$

으로 나타나고 상태수의 초기치와 다른 노이즈의 분포가 정규분포이면 이노베이션은 평균값이 영이 되는 화이트 가우스 노이즈가 되는 중요한 성질이 있다.

이노베이션의 편차는

$$E(\tilde{Z}_k \tilde{Z}_k^T) = H_k P_k H_k^T + R_k \tag{10}$$

이고 이것은 positive definite한 행렬이 된다.

운동변수의 추정치를 구하고 분산을 구하는 것은 복잡하고 어려운 일이 된다. 그러나 이 변수를 무시하면 최선의 경우에도 오차를 수반하게 되고 보통인 경우 필터가 제기능을 수행하지 못하게 된다.

3. 구면좌표상에서의 추적모델

여태까지의 직교좌표에서의 추적모델은 레이다의 데이터를 직각좌표로 변환시킨다는 근본적인 문제점을 포함하고 있다. 레이다의 관측은 극좌표상에서 이루어지고 운동체의 상태는 직각좌표의 칼만필터에서 양호하게 계산되어지기 때문이다. 시간 k 에서 극좌표를 직각좌표로 변환하는 과정은 x 축방향, y 축방향에 대하여 아래^{(5), (7)}와 같은 비선형방정식을 포함하게 된다.

$$x_k = r_k \cos l_k \cos b_k \tag{11}$$

$$y_k = r_k \cos l_k \sin b_k \tag{12}$$

여기서 r_k, l_k, b_k 는 각각 거리, 방위, 방위각을 나타낸다. $R_n(\cdot)$ 은 측정노이즈에 대한 편차행렬이고 추적이 직각좌표계에서 이루어지기 때문에 R_n 은 다음과 같이 주어진다

$$R_n = \begin{bmatrix} \sigma_x^2(k) & \sigma_{xy}^2(k) \\ \sigma_{yx}^2(k) & \sigma_y^2(k) \end{bmatrix}$$

여기서

$$\sigma_x^2(k) = \sigma_{r,k}^2 \cos^2 bk + r_k^2 \sin^2 bk \sigma_{b,k}^2 \quad (13)$$

$$\sigma_y^2(k) = \sigma_{r,k}^2 \sin^2 bk + r_k^2 \cos^2 bk \sigma_{b,k}^2 \quad (14)$$

$$\sigma_{xy}^2(k) = \frac{1}{2} \sin^2 bk \cdot [\sigma_{r,k}^2 - r_k^2 \sigma_{b,k}^2] \quad (15)$$

이다.

$\sigma_{b,k}^2, \sigma_{r,k}^2$ 은 거리와 방위에 대한 측정노이즈의 분산값이고 r_k, b_k 는 시간 k 에서 운동체의 거리와 방위이다. 구면좌표상에서의 운동체의 모델은 일반적으로 복잡한 세개의 비선형미분방정식을 포함하게 된다. 그러므로 입력량이 운동체의 운동모델에 사용되면 해당언어가 상당히 복잡하게 된다. 그러나 새로운 상태변수를 $[r, \dot{r}, \theta, \dot{\theta}]^T$ 로 잡고 보다 간단한 구면좌표상에서의 운동체에 대한 모델을 구할 수 있다면 실제적인 적응모델을 설계할 수 있게 된다. 여기서 r =거리, r' =거리의 시간에 대한 변화율, θ =방위, θ' =방위의 시간에 대한 변화율을 나타낸다. 더욱 중요한 것은 구면좌표상에서 근사모델을 사용하므로써 계산량을 현저하게 감소시킬 수가 있다.

임의의 시간 t 와 미소시간 Δt 를 고려하여 $r(t+\Delta T), r'(t+\Delta T), \theta(t+\Delta T), \theta'(t+\Delta T)$ 들에 대하여 테일러 급수전개를 하면 다음과 같이 된다.

$$r(t+\Delta T) = r(t) + \Delta T \cdot \dot{r}(t) + \frac{1}{2} \Delta T^2 \cdot \ddot{r}(t) + D(h) \quad (16)$$

$$\dot{r}(t+\Delta T) = \dot{r}(t) + \Delta T \cdot \ddot{r}(t) + O(h) \quad (17)$$

$$\theta(t+\Delta T) = \theta(t) + \Delta T \cdot \dot{\theta}(t) + \frac{1}{2} \Delta T^2 \cdot \ddot{\theta}(t) + O(h) \quad (18)$$

$$\dot{\theta}(t+\Delta T) = \dot{\theta}(t) + \Delta T \cdot \ddot{\theta}(t) + O(h) \quad (19)$$

위식에서의 근사표변수를 상태변수로 변환하기 위하여 다음과 같이 정의한다.

$$\Delta T \triangleq \text{샘플링 시간}$$

$$r_{k+1} \triangleq r(t+\Delta T)$$

$$\theta_{k+1} \triangleq \theta(t+\Delta T)$$

$$\theta_k \triangleq \theta(t)$$

위의 상태변수를 이용해서 (16), (19)식을 근사극좌표모델로 표시하면

$$X_{k+1} = A_k X_k + B_k M_k + W_k \quad (20)$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k \quad (21)$$

이 되고

여기서

$$X_{k+1} = [r, \dot{r}, \theta, \dot{\theta}]_{k+1}^T$$

$$A_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_k = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

이다.

여기서 극좌표모델을 사용하므로써 측정행렬 Z_k 에 대하여 상태변수 X_k 의 선형함수로써 나타낼 수 있다. 상태방정식에서 W_k, V_k 는 각각 평균값이 영인 화이트 가우스 노이즈이고 M_k 는 거리와 방위에 대한 운동변수행렬이다.

4. 적응추적모델

이장에서 사용하는 추적모델은 추적정보를 운동체의 운동에서 얻고 이 정보를 이용하여 보다 향상된 추적을 할 수 있다. 위의 모델을 사용하면 운동체의 운동 때문에 일어나는 발산을 막고 적응제어요소를 가지는 효과를 얻을 수 있다. 이러한 종류의 적응제어모델은 자체의 수정과정을 통하여 운동체의 운동추적을 수행해 나간다. 추적필터의 다이내믹 특성을 살펴보면 이전의 추적모델^{(2), (7), (10)}등과 적응제어루우프를 통하여 운동변수의 오차를 자신이 수정해 나가는 과정이 다른 점이다. (20)(21)식에서 계수행렬 $A_{kk}(n \times n), B_k(n \times q)$ 는 샘플링 시간에 따라 결정이 된다.

[그림 1]에서와 같이 적응제어부분을 플랜트로부터 분리하여⁽¹¹⁾ 제어입력을 공급하여도 전체적으로 적응제어의 특성을 가진다. 운동변수 M_k 는 운동체가 선형등속도운동의 궤적에서 벗어나는 운동을 할때 추적필터가 발산되지 않도록 하는 입력을 주는 합이다. 일반적으로 말해서 운동체모델에서 스텝입력에 대해서 가속도의 효과를 갖는 반응을 가지게 된다⁽⁹⁾. 이 관계로부터 $B_k(n \times q)$ 행렬의 각요소의 값이 계산된다. 운동체가 선회를 하여 다른 방향으로 움직이는데에는 일

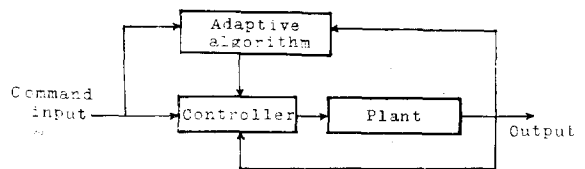


그림 1. 일반 블록 선도

Fig. 1. General block diagram

경한 시간이 걸리게 됨으로 한 샘플링 주기동안의 선 회량은 전단계의 선회량에 종속되어 값을 유지하게 된다. 이때에는 한 순간의 선회량과 관측노이즈는 독립 이 될 수 없다. 이때에도 $E[M_k, V_i']$ 의 값은 영으로 한다.⁽⁹⁾

운동변수를 화이트 가우스 노이즈라고 하면 과거시 간 동안의 운동변수 상호간의 분산행렬은 영이 된다. 최적필터이론을 적용시키기 위해서는 운동변수의 노이 즈를 화이트 노이즈로 변형시키는 것이 바람직하다.

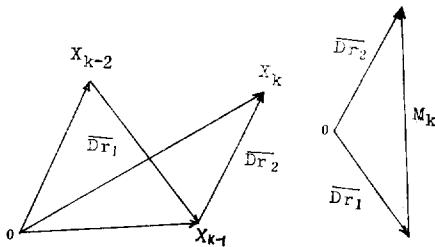


그림 2. 운동 변수의 기본 개념
Fig. 2. The basic concept of maneuver variables

운동변수의 기본개념은 그림 2에서 보는 바와같이 세계의 위치벡터의 그레디언트를 계산해서 시간 k에서 의 운동변수로 정의한다. 위의 정의로부터 운동변수를 계산해낼 수 있다.

$$DR_1, DR_2 \text{를 구하면}$$

$$\overline{DR}_1 = \frac{1}{\Delta T} (\overline{OX}_{k-1} - \overline{OX}_{k-2}) \quad (22)$$

$$\overline{DR}_2 = \frac{1}{\Delta T} (\overline{OX}_k - \overline{OX}_{k-1}) \quad (23)$$

이 되고

여기서 운동변수 M이 결정된다.

$$M = \frac{1}{\Delta T} (\overline{DR}_2 - \overline{DR}_1) \quad (24)$$

위식에서 미래의 운동변수의 값을 추정할 수 있다면 선회시에 운동체의 궤적을 추정하는데에 오차를 크게 줄일 수 있게 된다. 운동변수의 값이 시간 k에서 정규 분포를 가지고 있고 상태변수의 식으로 나타난다고 가정한다. (20)(21)식과 연관을 지어서 $M_k = [Mr, \dot{M}r, M\theta, \dot{M}\theta]$ 로 운동변수를 상태변수로 정의하면 다음과 같은 식을 얻는다.

$$M_{k+1} = F_k M_k + U_k \quad (25)$$

$$N_k = D_k M_k + S_k \quad (26)$$

윗식에서 F_k, D_k 는 운동변수를 k에서 테일러급수로 전개해서 (16), (17), (18), (19)식과 같은 과정을 거쳐서 다음과 같은 값을 얻는다.

$$F_k \triangleq \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$D_k \triangleq \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$F_k (q \times q), D_k (p \times q)$ 는 샘플링시간에 따라서 결정 되는 행렬이고 $U \in R^q, S \in R^p$ 와 벡터 $(U_k, S_k, k=0, 1, 2, \dots)$ 은 평균치가 영이고 각각 분산행렬이 R_{Mk}, θ_{Mk} 를 가지는 화이트 가우스 노이즈라고 가정한다. N_k 의 과거치에 대하여 $M_{k+1} \in R^q$ 의 기대치를 구하는 식은 다음과 같이 나타난다.

$$E[M_{k+1}/N_k^*]$$

여기서 $N_k^* = [N_k, N_{k-1}, \dots, N_1]$ 이다.

운동변수의 플랜트노이즈, 운동변수의 측정노이즈와 운동변수의 초기치 $M(0)$ 등이 정규분포로 주어지면 운동변수의 N^* 에 대한 기대치는 선형식으로 나타나고 칼만필터가 선형, 비선형을 포함해서 최소의 오차를 가지는 필터가 된다. 비록 위의 변수들이 정규분포를 이루고 있지 않아도 칼만필터가 최소의 오차를 가지는 필터가 된다^{(6), (10)}. 운동변수의 상태방정식에서 모든 노이즈를 화이트 가우스 노이즈로 가정하였으므로 시간 (k+1)에서 운동변수의 추정치 \hat{M}_{k+1} 의 값을 칼만필터의 알고리즘을 이용해서 구할 수 있다.

$$\hat{M}_{k+1} = F_k \hat{M}_k + G_k [N_k - D_k \hat{M}_k] \quad (28)$$

여기서 G_k 는 칼만이득상수이다.

$$G_k = F_k P_k D_k (D_k P_k D_k' + R_{Mk})^{-1} \quad (29)$$

그리고 추정오차에 대한 편차행렬은

$$P_k = E[(M_k - \hat{M}_k)(M_k - \hat{M}_k)'] \quad (30)$$

로 나타나고 순차적으로 계산될 수 있다.

$$P_{k+1} = [F_k - G_k D_k] P_k F_k' + \theta M_k \quad (31)$$

운동변수의 추정치 \hat{M}_k 를 가지고 기존의 칼만필터의 추정치 \hat{X}_{k+1} 을 구할 수 있다.

$$\hat{X}_{k+1} = A_k \hat{X}_k + G_k [Z_k - H_k \hat{X}_k] + B_k \hat{M}_k \quad (32)$$

(32)식에서 기존칼만필터의 추정치 \hat{X}_{k+1} 을 운동변수의 추정치 \hat{M}_k 로서 보정해 줄 수 있다(그림 3).

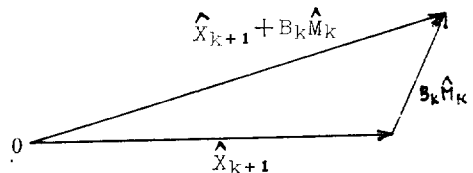


그림 3. 상태 \hat{X}_{k+1} 의 변한
Fig. 3. Modification of state \hat{X}_{k+1}

적응제어추적필터의 계통도가 그림 4에 나타나 있다.

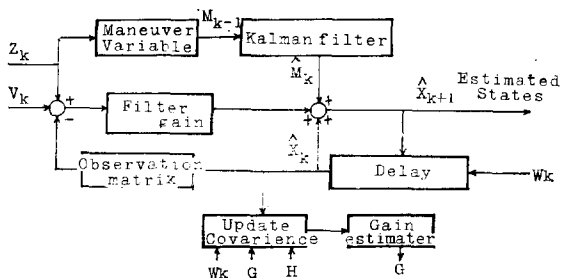


그림 4. 추적 필터의 블록 선도
 Fig. 4. A block diagram of the tracking filter

5. 컴퓨터 시뮬레이션

적응제어추적필터의 추적상태를 알아보기 위하여 IBM-360 디지털컴퓨터로 시뮬레이션을 행하였다. 4장에서 구성된 적응제어필터를 기존의 칼만필터추적모델과 비교하여 비교적 보다 정확한 값을 얻었다. 테스트 시나리오는 그림 5에 나타나 있고 보기에서 운동체는 직선 등속도운동을 유지하다가 580[초]가 되면서 상대 각도 120°의 선회운동을 하게 된다. 845[초]가 지난 다음에 선회운동을 마치고 다시 직선운동을 계속하게 된다. 여기서 관측치의 노이즈 \$V_k\$가 측정되는 데이터의 정확도를 조절하는 값이고, 이 노이즈값이 있음으로써 모델에서는 정밀한 상태변수를 추출해 낼 수 있다. 그러나 이노이즈가 너무 증가하게 되면 실제 시스템은 측정치가 불안정한 값을 갖게되고 필터가 발산하게 된다. 시뮬레이션에서 고려해야 할 또 다른 중요한 요소는 초기치를 정하는 문제와 각 노이즈들의 편차행

렬의 초기치를 결정해 주는 것이다. 여기서는 다음과 같은 일반적으로 레이더의 측정치에서 사용하는 값을 사용하였다.

- $\sigma_r = 10[m]$
- $\sigma_v = 5[m/sec]$
- $\sigma_\theta = 2[m rad]$
- $\sigma_{\dot{\theta}} = 0.5[m rad/sec]$

윗 식에서 $\sigma_r, \sigma_v, \sigma_\theta, \sigma_{\dot{\theta}}$ 는 각각 거리오차, 거리의 시간변화율 오차, 방위오차, 방위의 시간변화율오차의 편차행렬의 값을 나타낸다.

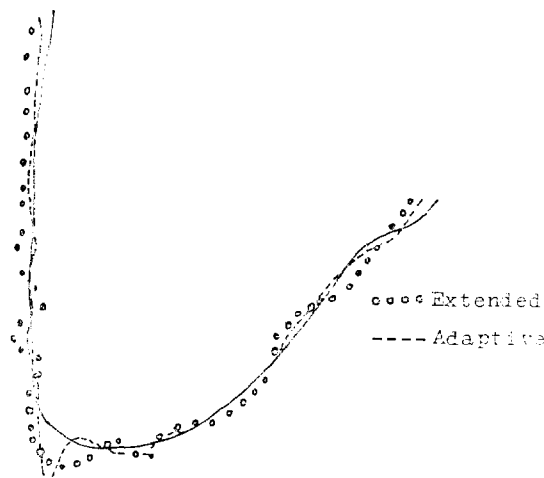


그림 6. 테스트 시나리오에 의한 추적필터의 실행도
 Fig. 6. Tracking filters performance on the test scenario

그림 6에 보인 결과는 칼만필터 추적모델과 적응제어모델과의 비교치이다. 두 모델 모두 직선운동에서는 정확한 추적을 시행한다. 그러나 운동체가 선회를 하기 시작하면 운동변수 \$M_k\$의 값이 증가하게 된다. 추적체의 운동에 관한 정보를 가지고 있는 \$M_k\$를 사용한

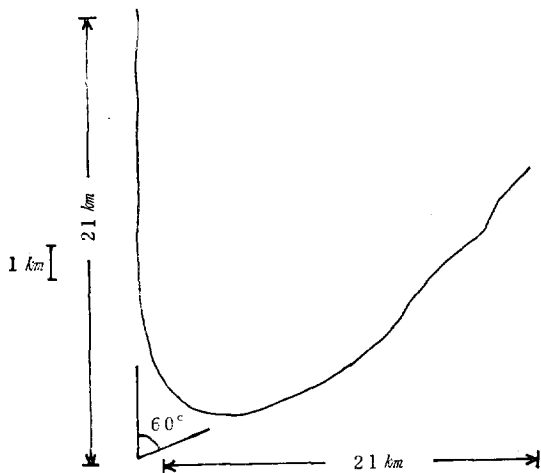


그림 5. 테스트 시나리오
 Fig. 5. Test scenario

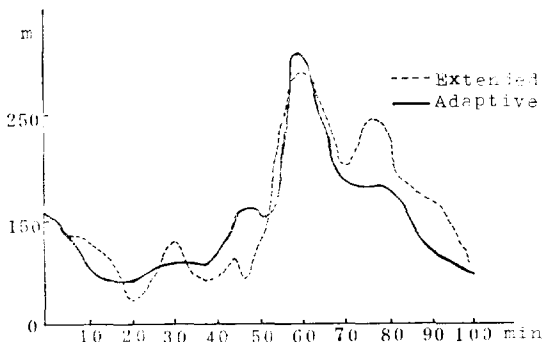


그림 7. 거리의 평균오차
 Fig. 7. Mean errors in ranges

적응제어 필터는 빠른 속도로 운동체의 선회를 추적해 나간다. 적응필터는 전구간에 걸쳐서 평균 100(m)의 정확도로 추적을 할 수 있었다.

그림 7의 결과는 거리의 평균오차를 보이고 있으며 그림 8은 거리의 변화율의 오차를 나타낸다.

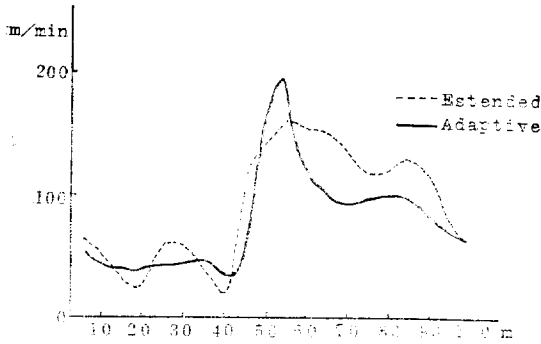


그림 8. 거리의 변화율의 평균오차
Fig. 8. Mean errors in range rate

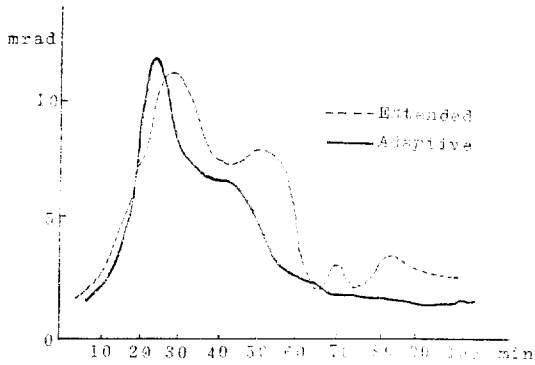


그림 9. 방위의 평균오차
Fig. 9. Mean errors in bearings

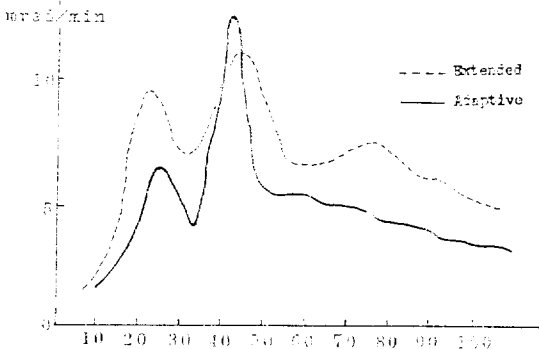


그림 10. 방위의 변화율의 평균오차
Fig. 10. Mean errors in bearing rate

그림 9와 그림 10은 방위와 방위의 변화율의 오차를 나타낸다. 선회를 하기전에 거리와 방위에 대하여 작

각 오차가 적은 것은 직선 비가속운동에서는 칼만필터를 비교적 정확한 값으로 추적을 한다는 것을 보여준다. 그러나 운동체가 선회운동을 하게 되면 적응제어 필터가 비교적 정확한 추적을 하는 것을 보여준다. 기존의 칼만필터는 운동량을 잘 파악하지 못하기 때문에 급격히 변화하는 거리와 방위의 변화에 적응하는 시간이 길어지게 된다.

6. 결 론

거리, 거리율과 방위와 방위의 변화율을 가지는 선형극좌표 추적필터를 구성하여 적응제어추적필터를 구성하였다. 이 모델은 운동체의 운동정보를 기준플랜트와 별개의 경로를 사용하여서 독립적으로 얻는다.

이 모델은 간단한 개념을 사용하여서 직각좌표로 변환할때 오는 계산과정을 줄일 수 있었고 따라서 컴퓨터의 계산시간도 상당히 줄일 수 있었으며 계산결과도 비교적 정확한 값을 얻을 수 있었고 추적효과를 높일 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] S.N. Salinger; "Application of recursive estimation and Kalman filtering to Doppler tracking," IEEE Trans. Aerospace and Electronic System, Vol. AES-6, pp. 585~592, July 1970.
- [2] R.A. Singer; "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-6, pp. 473~483, July 1970.
- [3] R.A. Singer; "Real-time tracking filter evaluation and selections for tractical applications," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-7, pp. 100~110, July 1971.
- [4] J.S. Thorp; "Optimal tracking of maneuvering target", IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-9, pp. 512~519, July 1973.
- [5] F.R. Castella; "Analytical results for the x,y Kalman tracking filter", IEEE Trans. Aerospace and Electronic systems, Vol. AES-10, pp. 891~895, November 1974.
- [6] R.L. Moose; "An adaptive state estimation solution to the maneuvering target problem", IEEE Trans. Auto. Control, Vol. AC-20, pp. 359~365, June 1975.

- [7] N.H. Gholson; "Maneuvering target tracking using adaptive state estimation", IEEE Trans. Aerospace and Electronic systems, Vol. AES-13, pp. 310~317. May. 1977.
- [8] G.G. Ricker; "Adaptive tracking filter for maneuvering targets", IEEE Trans, Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-14, pp. 185~193, January 1978.
- [9] R.L. Moose; "Modeling and estimation for tracking Maneuvering target", IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-15, pp. 448~456, May. 1979.
- [10] Y.T. Chan; "A Kalman filter based tracking scheme with input estimation", IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-15, pp. 237~244, March 1979.
- [11] A.E. Pearson; "An adaptive control algorithm for linear systems", IEEE Trans. Auto. Control, Vol. AC-14, pp. 497~503, October 1969.
- [12] E. Tse; "Adaptive stochastic control for a class of linear systems", IEEE Trans. Auto. Control, AC-17, pp. 38~51.
- [13] A.A. Feldbaum; "Statistical theory of gradient systems of automatic optimization for objects with quadratic characteristics", Automatica Telemekhanika, Vol. 21, No. 2, pp. 167~179, February 1960.
- [14] R.E. Kalman and R.S. Busy; "New Results in linear filtering and Prediction theory", Trans. ASME, Ser. D., J. Basic Eng. 83, pp. 95~107, December 1961.
- [15] M. Aoki; "Optimization of stochastic systems," New York: Academic Press, 1967.
- [16] A.H. Jazwinski; "Stochastic process and filtering Theory", New York: Academic Press, 1970.
- [17] A.P. Sage, and J.L. Melsa; "Estimation Theory with application to communications and control", New York: McGraw-Hill Book Company, 1971.
- [18] B.O. Anderson and J.B. Moore; "Optimal filtering", New Jersey; Prentice-Hill, INC. 1979.
- [19] P.S. Maybeck; "Stochastic models, estimation, and Control Volume I", New York; Academic Press, 1979.