

목표물 위치추정을 위한 1차원 KALMAN FILTER

진 강 규* · 하 주 식**

One-Dimensional Kalman Filter for Estimating Target Position

Jin, Gang-Gyoo · Ha, Joo-Shik

Abstract

By using the least square input estimator and a likelihood ratio technique, an one-dimensional tracking problem is presented. A Kalman tracking filter based on constant-velocity model is used to track a target and the filtered estimate is updated with an input estimate when a maneuver is detected. The simulation results show that there are significant improvements using the scheme presented here.

1. 서 론

과학과 기술의 발달로 인해 운동하는 목표물의 정확한 위치를 추정하는 문제는 우주비행 제어, 군사무기 개발, 항공기 통제, 선박입출항 통제 등 광범위한 분야에서 절실히 요구되어지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 Digital Filter Algorithm[1], [2], [3]들이 이미 연구 발표되어 왔으며 이후로 목표물의 종류와 거동성질에 따라 정교하게 위치를 추정할 수 있는 추적 Filter[4], [5]들이 연구 개발되어 왔을 뿐만 아니라 특히 전자계산기의 발달에 힘입어 더욱더 정교한 위치추정치를 출력할 수 있는 적응 Filter[6], [7], [8], [9]들이 개발되어 제시되고 있다.

최근 Chan등은 움직이는 목표물을 정속도 모델의 Kalman Filter(Simplified Kalman Filter-

SKF)[16]로 추적하며 목표물이 기동할 시마다 기동입력을 추정하여 SKF의 추정치에 보정해 줌으로서 위치추정의 정도를 개선할 수 있음을 보였다. [9], [10] Chan 등은 기동입력을 추정하기 위해 최소자승 입력평가자(Least Square Input Estimator)를 도입하였으며 추정치의 정도를 높이기 위해 탐지자(Detector)에 의해 기동이 탐지될 때만 기동입력치를 SKF의 추정치에 보정해 주었다. 그러나 Chan 등이 제시한 모델의 SKF추정치는 엄밀히 말해 추정치(Filtered Estimate)가 아닌 예측치(Predicted Estimate)로서 정도가 개선될 수 있는 여지가 있음을 보여주며 또한 목표물의 기동여부를 판단하는 탐지자는 기동입력 추정치의 공분산행렬의 번거로운 고유치 계산을 요구하고 있다.

따라서 본 논문에서는 목표물을 추적하는 SKF는 추정치(Filtered Estimate)를 출력하도록 하

* 한국해양대학 기관학과 전임강사

** 한국해양대학 기관학과 교수

며 고유치를 계산하는 번거로움을 피할 수 있는 공산법(Likelihood Method)으로부터 목표물의 기동이 탐지될 때 이 추정치를 최소자승 입력평가자의 입력추정치로 보정해 주도록 하는 한 Filter Algorithm을 제시한다. 이와 같은 방법으로 얻어진 위치추정치의 정도가 우수함은 모의 측정데이터를 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 밝힌다.

2. 모델링

일반적으로 운동하는 목표물의 방정식을 정확히 기술한다는 것은 매우 어려운 일이나 직교좌표계(x, y, z)에서 목표물의 위치를 각각 독립적으로 측정하는 것으로 간주하면 그중 한 좌표에서의 근사 운동방정식은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$X(k+1) = AX(k) + BU(k) + GW(k) \quad (1)$$

여기서 $X(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \end{bmatrix}$: x방향에서의 위치와 속도 성분을 갖는 상태벡터

$U(k)$: 미지의 가속입력

$W(k)$: 상태 노이즈

T : Sampling 주기

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

목표물의 위치를 관측하는 방정식은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$Z(k+1) = HX(k+1) + V(k+1) \quad (2)$$

여기서 $Z(k)$: 측정값

$V(k)$: 측정 노이즈

$$H = [1 \ 0]$$

식(1)과 (2)에서 상태 노이즈 $\{W(k)\}$ 와 측정 노이즈 $\{V(k)\}$ 는 각각 평균이 0이고 식(3), (4)와 같은 공분산을 갖는 서로 독립인 White Noise로 간주하며 이 두 노이즈는 상태벡터 $X(k)$ 의 초기치와도 서로 독립인 것으로 가정한다.

$$E\{W(i)W(j)\} = Q\delta_{ij} \quad (3)$$

$$E\{V(i)V(j)\} = R\delta_{ij} \quad (4)$$

$$i, j = 1, 2, 3, \dots$$

여기서 δ_{ij} : Kronecker Delta

3. Kalman Filter 방정식

식(1)과 (2)로 표시되는 방정식으로 부터 최적 추정치 $\hat{X}(k|k)$ 와 공분산행렬 $P(k|k)$ 는 다음과 같이 주어진다. [14]

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1|k+1) &= \hat{X}(k+1|k) \\ &+ K(k+1)[Z(k+1) \\ &- H\hat{X}(k+1|k)] \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} P(k+1|k+1) \\ &= [I - K(k+1)H]P(k+1|k) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서

$$\hat{X}(k+1|k) = A\hat{X}(k|k) + BU(k) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} K(k+1) \\ &= P(k+1|k)H^T[HP(k|k)H^T + R]^{-1} \end{aligned} \quad (8)$$

$$P(k+1|k) = AP(k|k)A^T + GQG^T \quad (9)$$

식(5)-(9)로 표시되는 Kalman Filter의 전 과정으로 부터 최적추정치 $\hat{X}(k|k)$ 와 공분산행렬 $P(k|k)$ 값을 구하는 것은 디지털 컴퓨터를 통해 쉽게 실현될 수 있으나 $\hat{X}(k|k)$, $P(k|k)$ 의 초기치와 목표물의 가속입력 $U(k)$ 를 먼저 알아야만 한다. 따라서 이 두 초기치는 측정장치로부터 측정되는 두 입력 $Z(1)$, $Z(2)$ 로 부터 구하기로 하면 다음과 같이 주어지며 [4], [15]

$$X(2|2) = \begin{bmatrix} \hat{x}(2|2) \\ \hat{\dot{x}}(2|2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z(2) \\ [Z(2) - Z(1)]/T \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$P(2|2) = \begin{bmatrix} 1 & 1/T \\ 1/T & 2/T^2 \end{bmatrix} R \quad (11)$$

가속입력 $U(k)$ 는 운동하고 있는 목표물의 기동에 따라 야기되는 입력치로서 평가되지 않을 수 없으며 다음장에서 다루기로 한다.

한편 $\hat{X}(k+1|k+1)$ 는 식(5)와 (7)로 부터

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1|k+1) &= A\hat{X}(k|k) + BU(k) \\ &+ K(k+1)[Z(k+1) - HA\hat{X}(k|k) \\ &- HBU(k)] = D(k+1)A\hat{X}(k|k) \\ &+ K(k+1)Z(k+1) + D(k+1)BU(k) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\text{단, } D(k+1)=[I-K(k+1)H] \quad (13)$$

로 쓸 수 있으며 Innovations process[11],

$$\{\tilde{Z}(k)\}=\{Z(k)-H\hat{X}(k|k)\}$$

는 두 노이즈와 초기 상태벡터가 Gaussian일 때 자신 또한 식(14), (15)로 표시되는 통계적 성질을 갖는 White Gaussian 노이즈가 됨을 알 수 있다.

$$E\{\tilde{Z}(k)\}=0 \quad (14)$$

$$E\{\tilde{Z}^2(k)\}=HP(k)H^T+R=\omega(k) \quad (15)$$

4. 최소자승법에 의한 입력추정

전형적인 Kalman Filter모델의 SKF는 목표물이 정속도로 운동하고 있는 동안 목표물을 잘 추적하나 가속입력을 갖고 기동하는 경우는 그것의 정도는 심히 떨어지므로 미지의 가속입력 $U(k)$ 의 평가를 요구하고 있다. 따라서 $U(k)$ 를 구하기 위해 식(5), (7)에서 $U(k)=0$ 인 경우, 즉 SKF 추정치를 $\bar{X}(k|k)$ 라 정의하고 $t=k$ 이전에 목표물의 기동이 없었다고 가정하면 $\hat{X}(k|k)=\bar{X}(k|k)$ 가 됨을 알 수 있으며, $t=k$ 부터 목표물이 가속입력 $U(k+s)$, $s=0, 1, 2, \dots, n-1$ 를 가지고 기동하는 것으로 생각하면 $\hat{X}(k+s|k+s)$, $s=1, 2, 3, \dots, n$ 는 식(12)로부터 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1|k+1) &= D(k+1)A\hat{X}(k|k) \\ &\quad + K(k+1)Z(k+1) + D(k+1)BU(k) \\ &= \bar{X}(k+1|k+1) + D(k+1)BU(k) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+2|k+2) &= D(k+2)A\hat{X}(k+1|k+1) \\ &\quad + K(k+2)Z(k+2) \\ &\quad + D(k+2)BU(k+1) \\ &= \bar{X}(k+2|k+2) + D(k+2)AD(k+1)BU(k) \\ &\quad + D(k+2)BU(k+1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+n|k+n) &= \bar{X}(k+n|k+n) \\ &\quad + \sum_{j=0}^{n-2} \left\{ \prod_{i=0}^j [D(k+n-i)A]D(k+n-1-j) \right\} BU(k+n-2-j) \\ &\quad + D(k+n)BU(k+n-1) \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 n 개의 미지입력으로부터 시간 $t=k+n$ 에서의 입력 $U(k+n)$ 을 추정하기 위해 이 구간 동안의 입력이 모두 같은 것으로 즉 $U(k+s)=U$, $s=0, 1, 2, \dots, n-1$ 인 것으로 가정한다. 설사

가정과 일치하지 않는다 해도, 즉 서로 다른 입력들이 들어온다 해도 서로 다른 입력들에 대해 최소자승법의 의미에서 최적입력을 추정할 수가 있다. 이와 같은 가정하에서 식(16)은 식(17)과 같이 더 간략히 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+n|k+n) &= \bar{X}(k+n|k+n) \\ &\quad + \left\{ \sum_{j=0}^{n-2} \left[\prod_{i=0}^j [D(k+n-i)A]D(k+n-1-j) \right] + D(k+n) \right\} BU \end{aligned} \quad (17)$$

한편

$$\bar{Z}(k+n) = Z(k+n) - H\bar{X}(k+n|k+n) \quad (18)$$

라 두고

$$\tilde{Z}(k+n) = Z(k+n) - H\hat{X}(k+n|k+n) \quad (19)$$

이므로 식(17), (18), (19)로부터

$$\begin{aligned} \bar{Z}(k+n) &= H[\hat{X}(k+n|k+n) - \bar{X}(k+n|k+n)] + \tilde{Z}(k+n) \\ &= H \left\{ \sum_{j=0}^{n-2} \left[\prod_{i=0}^j [D(k+n-i)A]D(k+n-1-j) \right] + D(k+n) \right\} BU + \tilde{Z}(k+n) \end{aligned} \quad (20)$$

와 같이 된다. 식(20)은 $n=1, 2, 3, \dots, m$ 일 동안, 즉 Moving Data Window가 m 일 경우 식(21)과 같은 Matrix형으로 표시할 수 있다.

$$Y = FU + e \quad (21)$$

여기서

$$Y = \begin{pmatrix} \bar{Z}(k+1) \\ \bar{Z}(k+2) \\ \vdots \\ \bar{Z}(k+m) \end{pmatrix}, \quad e = \begin{pmatrix} \tilde{Z}(k+1) \\ \tilde{Z}(k+2) \\ \vdots \\ \tilde{Z}(k+m) \end{pmatrix}$$

$$F = \begin{pmatrix} HD(k+1)B \\ H[D(k+2)AD(k+1)+D(k+2)]B \\ \vdots \\ H \left\{ \sum_{j=0}^{m-2} \left[\prod_{i=0}^j [D(k+m-i)A]D(k+m-1-j) \right] + D(k+m) \right\} B \end{pmatrix}$$

식(21)로 표시되는 방정식으로부터 최소자승 입력추정치와 그 추정치의 공분산은 다음과 같이 주어진다. [12], [13]

$$\hat{U} = (F^T M^{-1} F)^{-1} (F^T M^{-1} Y) \quad (22)$$

$$L = (F^T M^{-1} F)^{-1} \quad (23)$$

여기서 $m \times 1$ 벡터 e 의 공분산행렬

$$M = E\{ee^T\} = \begin{pmatrix} \omega(k+1) & 0 \\ & \omega(k+2) \\ 0 & & \omega(k+m) \end{pmatrix} \quad (24)$$

이다. 이와같이 최소자승 입력평가자에 의해 구해진 입력추정치는 탐지자에 의해 목표물의 기동이 탐지될 때 다음과 같이 SKF의 추정치에 합하여 기동으로 야기되는 Bias를 제거해 준다.

$$\hat{X}(k+m|k+m) = \bar{X}(k+m|k+m) + C(k+m)\hat{U} \quad (25)$$

단, $\hat{X}(k+m|k+m)$ 는 수정된 추정치이며 $C(k+m)$

$$= \left\{ \sum_{j=0}^{m-2} \left[\prod_{i=0}^j [D(k+m-i)A] D(k+m-1-j) \right] + D(k+m) \right\} B \quad (26)$$

이다.

또한 이때의 보정된 추정치 $\hat{X}(k+m|k+m)$ 의 공분산 행렬 [15]

$$E\{\tilde{X}(k+m)\tilde{X}^T(k+m)\} = P(k+m|k+m) + C(k+m)LC^T(k+m) \quad (27)$$

단, $\tilde{X}(k+m) = X(k+m) - \hat{X}(k+m|k+m)$

에서 보면 보정으로 인한 공분산의 증가는 피할 수 없음을 보여준다. 즉 이것은 운동하는 목표물의 기동이 탐지되어 SKF의 추정치를 보정하면 이 보정된 추정치의 공분산이 증가하여 정도가 떨어진다는 것을 말해준다. 실제로, 목표물이 기동하지 않는다 해도 두 노이즈 $W(k)$, $V(k)$ 의 영향으로 인해 입력추정치 \hat{U} 의 값은 0이 되지 않으므로 계속적으로 SKF 추정치를 보정해 주는 것은 절대적으로 피하여야 할 것이다.

5. 탐지자(Detector)

목표물의 기동여부를 탐지하기 위해서는 유의수준(Threshold)의 선택이 필요하며, 이 값은 False Alarm 확률 P_F 와 Detection 확률 P_D 로부터 적절히 타협되어 선택되어진다. 이후로부터 두 노이즈 $W(k)$, $V(k)$ 와 상태벡터 $X(k)$ 의 초기치가 모두 Gaussian 분포를 따른다고 가정하고 이와 같은 가정하에서 설계된 탐지자로부터 기동이 탐지되면 목표물을 추적하는 SKF의 추정치는 입력추정치 \hat{U} 에 의해 보정되어진다. 여기서 입력평가자의 출력치 \hat{U} 는 실제가속입력 U 의 추정치로서 U 가 적어지면 \hat{U} 의 값도 적어지며, 즉 $Z(k)$ 의 값이 적어짐과 같으며 반대로 U 의

값이 커지면 \hat{U} , $Z(k)$ 또한 커진다. 이와 같은 사실로부터 목표물의 기동여부를 탐지하기 위해 다음과 같은 가설검정(Hypothesis Test)을 채택한다.

시간 k 에서 소무가설 H_0 와 대립가설 H_1 을 다음과 같이 정하고

$$H_0 : \text{비기동} : r(k) = Z(k) \quad (28)$$

$$H_1 : \text{기동} : r(k) = Z(k) - HC(k)\hat{U} = Z(k) + C \quad (29)$$

단, $C = -HC(k)\hat{U}$

목표물이 $k=1$ 에서 $k=q$ 시간까지 정속도 운동을 하다 $k=q$ 시간에서 공분산행렬 $P(q|q)$ 가 정상상태의 값을 가진다고 가정하면 식(15)로부터

$$E\{\tilde{Z}^2(q)\} = E\{Z^2(q)\} = HP(q|q)H^T + R = \omega(q) = \omega$$

가 되므로 공산비(Likelihood Ratio)와 공산비검정(Likelihood Ratio Test)는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$L(r) = \frac{f_{r, H_1}(r|H_1)}{f_{r, H_0}(r|H_0)} = \text{EXP}\left(\frac{2rC - C^2}{2\omega}\right) \quad (30)$$

$$L(r) = \begin{cases} H_1 \\ > \lambda \\ H_0 \end{cases} \quad (31)$$

여기서 λ 는 유의수준(Threshold)이다. 식(30)과 (31)의 양변에 \ln 을 취하고 정리하면 공산검정(Likelihood Test)은 다음 식으로 귀착된다.

$$r \begin{cases} H_1 \\ > \frac{\omega}{C} \ln \lambda + \frac{C}{2} = z_T \\ H_0 \end{cases} \quad (32)$$

단, 유의수준 $z_T = \frac{\omega}{C} \ln \lambda + \frac{C}{2}$

r 이 유의수준 z_T 를 초과하면 가설 H_1 이 참 가설로서 목표물이 기동하고 있는 것으로 간주하며, 반대로 r 이 z_T 보다 적으면 가설 H_0 가 참 가설로 간주되어 목표물은 정속도로 운동하고 있는 것으로 판단한다. 이때 두 확률 P_F 와 P_D 는 식(33), 식(34)로 표시되어지며

$$P_F = \int_{z_T}^{\infty} f_{r, H_0}(r|H_0) dr \quad (33)$$

$$P_D = 1 - \int_{-\infty}^{z_T} f_{r, H_1}(r|H_1) dr \quad (34)$$

만약 탐지자의 False Alarm 확률 P_F 값이 다음

과 같이 주어진다

$$P_F = \alpha$$

그때의 유의수준 z_T 와 Detection 확률 P_D 를 구할 수가 있다. 그러나 P_D 는 유의수준 z_T 뿐만 아니라 C , 즉 \hat{U} 값에 따라 변하므로 주어진 P_F 값에 대한 P_D 는 한 Sampling 시간 동안만 유효하므로 따라서 탐지하고자 하는 최소가속입력 U_{min} 에 대한 최소 Detection 확률 $(P_D)_{min}$ 을 설정할 수가 있다. 이렇게 하면 U_{min} 보다 더 큰 입력 U 가 발생하면 탐지자는 $(P_D)_{min}$ 보다 더 큰 확률 P_D 를 주게 된다. 이와 같은 의미에서 최소 가속입력 U_{min} 을 설정할 수 있도록 본 논문의 탐지자는 공분산행렬 $P(k|k)$ 의 정상상태의 값 $P(q|q)$ 를 이용하였다. 실제로 목표물의 섬세한 기동여부의 판정은 SKF의 Gain이 극히 적을 때 절실히 요구되기 때문이다.

6. 시뮬레이션 및 결과 검토

초속 0.05Km/sec로 운동하는 가상적인 목표물이 99초 동안 정속도 직선운동을 하다 $t=100$ 초에서 10초 동안 $U=0.05\text{Km/sec}^2$ 가속도를 가지고 가속운동을 하며, 그 이후 $t=199$ 초가 될 때까지 정속운동을 하다 $t=200$ 초에서 다시 10초간 $U=-0.05\text{Km/sec}^2$ 가속도를 가지고 운동하고 마지막 $t=300$ 초가 될 때까지 정속운동을 하다 멈추는 것으로 가상한 시나리오로부터 시뮬레이션용 모의데이터를 만들었다. 이때 사용된 두 노이즈 $W(k)$, $V(k)$ 의 공분산과 Sampling Time T 는 다음과 같다.

$$E\{W^2(k)\} = Q = 1 \times 10^{-4} \text{Km}^2$$

$$E\{V^2(k)\} = R = 1 \times 10^{-6} \text{Km}^2$$

$$T = 1 \text{ sec}$$

최소자승 입력평가자를 위한 Moving Data Window m 의 크기는 추정치 \hat{U} 의 정도, 최근 측정데이터의 중요도, 계산기의 기억용량, 계산소버 시간 등으로부터 적절히 타협되어 결정되어지는 값으로서 [9], [13] 본 논문에서는 $m=3$ 으로 선택하였으며 목표물의 기동여부를 판단하는 탐지자를 위해 $P_F=1 \times 10^{-4}$ 값이 주어졌다. 이는 식 (33)으로부터 $z_T=0.039$ 이 됨을 알 수 있다. 또한 정상상태는 SKF가 가동해서 $t=82$ 초가 됐을

때로 간주한다.

이와 같은 모의 측정데이터를 이용해서 식 (25)로부터 구한 본 방법의 위치추정치가 측정치와 SKF 추정치보다 양호한 값임을 보이기 위해 각각 진치(True Value)와의 오차를 계산하여 Fig. 1-3에 도시하였다. Fig. 1-3에서 보면 본 방법으로 구한 추정치가 몇 Sampling 시간을 제외하고는 다른 두 값보다 더 진치에 가까운 값을 보여준다.

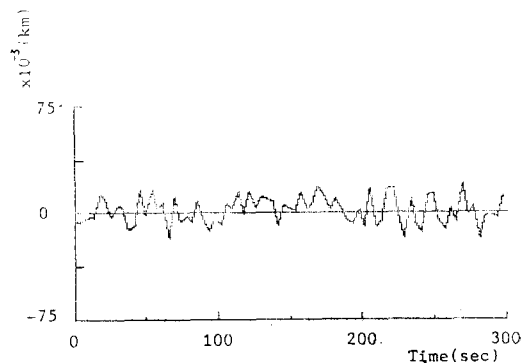


Fig. 1 Difference between $X(k)$ and $Z(k)$

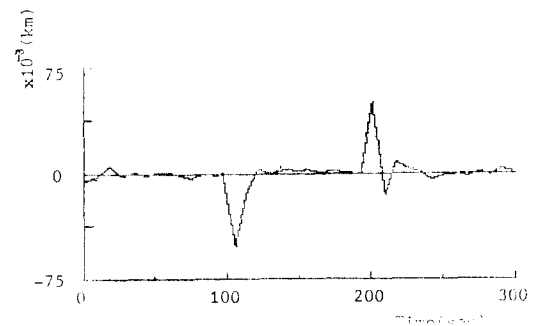


Fig. 2 Difference between $X(k)$ and $\bar{X}(k|k)$

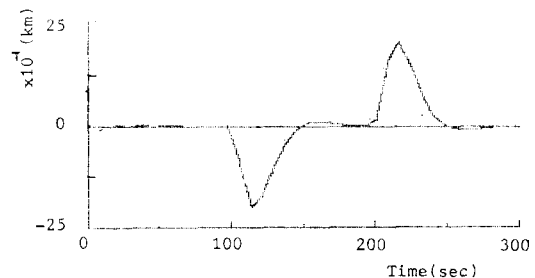


Fig. 3 Difference between $X(k)$ and $X(k|k)$

또한 정량적으로 본 방법의 우수성을 보이기

위해 $t=3$ 에서 $t=300$ 초까지 $X(k)$ 와 $\bar{X}(k|k)$, $\bar{X}(k|k)$, $Z(k)$ 와의 오차의 절대치 합을 각각 구해 보면

$$\sum_{k=3}^{300} |X(k) - \bar{X}(k|k)| = 1.861\text{km}$$

$$\sum_{k=3}^{300} |X(k) - \bar{X}(k|k)| = 101.152\text{km}$$

$$\sum_{k=3}^{300} |X(k) - Z(k)| = 2.385\text{km}$$

가 되어 역시 본 방법에서 구한 추정치의 정도가 우수함을 알 수 있다. 한편 Fig. 4는 식(27)로부터 구해지는 $\bar{X}(k|k)$ 의 RMS(Root Mean Square) Error를 도시한 것으로서 이미 언급한 바와 같이 목표물의 기동이 탐지되어 SKF의 추정치가 보정될 때 보정된 추정치의 정도가 떨어져 있음 보여주고 있다. 그러나 전체적으로 측정 노이즈의 RMS Error, $1 \times 10^{-2}\text{km}$ 보다는 적음을 알 수 있다.

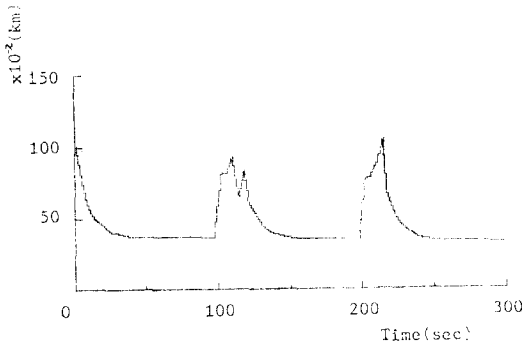


Fig. 4 RMS error of the updated estimate, $\bar{X}(k|k)$

7. 결 론

본 연구에서는 운동하는 목표물을 정속도 모델의 SKF로 추적하며 목표물이 기동하고 그 기동이 탐지자(Detector)에 의해 탐지됐을 때 최소자승 입력평가자(Least Square Input Estimator)에 의해 추정된 가속입력치를 SKF의 추정치에 보정해 주도록 하는 한 차원 추적 Filter Algorithm을 제시하였다. 이미 밝혔듯이 계속적으로 SKF 추정치를 보정하면 오히려 위치추정치의 정도가 떨어져 지는 결과가 초래되므로 탐지

자에 의해 기동이 탐지될 때만 보정해 주도록 하였다. 제시된 Algorithm으로부터 구한 위치추정치의 정도가 우수함을 모의측정데이터를 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 밝혔으며 목표물의 정교한 위치 또는 속도를 추적하고자 하는 우주, 항공, 군사 및 선박 분야에서 폭넓게 응용될 수 있을 뿐만 아니라 여러 정밀 산업 프로세스에서 절실히 요구되고 있는 최적 상태추정에도 광범위하게 이용될 수 있으리라 기대된다. 실제 목표물의 기동성질 등이 잘 알려져 있는 곳에서 이를 응용할 때, 탐지자의 유의수준(Threshold)을 적절히 선택할 수 있다면 전체적인 위치추적 정도를 더욱더 높일 수 있으리라 기대된다.

References

- [1] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," Trans. ASME, J. Basic Engrg., Vol. 82, pp. 34~45, 1960.
- [2] T. R. Benedict and G. W. Bordner, "Synthesis of an optimal set of radar track-while-scan smoothing equations," IRE Trans. Automatic Control, Vol. AC-7, pp. 27~32, 1962.
- [3] N. Wiener, "Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series," Wiley, N. Y., 1949.
- [4] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., Vol. AES-6, No. 6, pp. 473~483, 1970.
- [5] G. A. Ackerson and K. S. Fu, "On state estimation in switching environments," IEEE Trans. Automat. Contr., Vol. AC-15, No. 1, pp. 10~16, 1970.
- [6] R. J. McAulay and E. Denlinger, "A decision-directed adaptive tracker," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., Vol. AES-9, No. 2, pp. 229~236, 1973.
- [7] N. H. Gholson and R. L. Moose, "Maneuvering target tracking using adaptive state estimation," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., Vol. AES-13, No. 3, pp. 310~317, 1977.

- [8] J. S. Thorp, "Optimal tracking of maneuvering targets," IEEE Trans. Aeros. Electron. Syst., Vol. AES-9, No. 4, pp. 512~519, 1973.
- [9] Y. T. Chan, A. G. C. Hu, and J. B. Plant, "A kalman filter based tracking scheme with input estimation," IEEE Trans. Aeros. Electron. Syst., Vol. AES-15, No. 2, p. 247-244, 1979.
- [10] Y. T. Chan, J. B. Plant, and J. R. T. Bottomley, "A kalman tracker with a simple input estimator," IEEE Trans. Aeros. Electron. Syst., Vol. AES-18, No. 2, pp. 235~240, 1982.
- [11] T. Kailath, "An innovations approach to least-squares estimation part I," IEEE Trans. Automat. Contr., Vol. AC-13, No. 6, pp. 646~655, 1968.
- [12] A. P. Sage and J. L. Melsa, "Estimation theory with applications to communications and control," Mcgraw-Hill Book Co., N. Y., 1971.
- [13] P. S. Maybeck, "Stochastic models, estimations, and controls, Vol. I," Academic Press, Inc., 1979.
- [14] I. B. Rhodes, "A tutorial introduction to estimation and filtering," IEEE Trans. Automat. Contr., Vol. AC-16, No. 6, pp. 688~706, 1971.
- [15] 진강규, 하주식, 박진길, "Three-dimensional kalman tracking filter for estimating target position," 대한전기학회 투고중.
- [16] R. A. Singer and K. W. Behnke, "Real-time tracking filter evaluation and selection for tactical applications," IEEE Trans. Aeros. Electron. Syst., Vol. AES-7, No. 1 pp. 100~110, 1971.