

영상 항법 시스템을 위한 표적 추적 필터의 구성

•박 영철, 홍기정, 이쾌희

서강대학교 전자 공학과

Target Tracking Filter Design For the Image Navigation System

•Young Chul Park, Ki Jeong Hong, Kuae Hi Lee

Dept. of Electronic Eng. Sogang Univ.

Abstract

In this paper, we contructed extended Kalman filter for the image navigation systems. The conventional extended Kalman filter methods are simulated for nonlinear measurement systems. In addition, we designed a maneuvering target tracking filter using Singer's model technique and input estimation technique by Chan. Simulation results show that Chan's input estimation technique has performed better than Singer's technique.

I. 서론

현대 항공 전자 기술의 비약적인 발달로 비행체를 안전하고 정확하게 운항할 수 있는 항법 시스템의 탑재가 가능하게 되었다. 최근에는 항법에 필요한 여러 가지 정밀 시스템이 개발되어 비행체에 탑재 운용되고 있으며, 이에는 INS (Inertial Navigation System), LORAN (LOng RAne Navigation), GPS (Global Position System) 등이 있다. 본 논문은 지상의 도움 없이 비행체 독자적으로 항법 가능한 영상항법 시스템(image navigation system)에 사용될 확장 칼만 필터(extended Kalman filter)의 구성을 목적으로 하고 있다. 기동 표적(maneuver target)의 추적을 위해서는 기동 표적을 표현하는 모형을 사용하여 추적 필터를 구성할 수 있다. Singer에 의해 최초로 제안된 표적의 기동추적에 대한 모델은 1970년에 이미 발표되었다[1]. 이 모델은 선형이며 가우선 노이즈일 경우에 한하여 최적의 표적 추적 능력을 나타낸다. 지금까지 많은 사람들은 기동표적의 추적 필터 구성에 대한 문제를 간단한 칼만 필터에 의해서 완성하였다. 또한 Chan등에 의해 제안된 입력 추정 알고리듬은 기지의 정보 (a priori information)를 이용하지 않고 기동 표적의 입력을 간단한 입력추정의 출력과 측정치를 이용하여 최소자승

법으로 기동입력을 추정하여 보정하는 방법을 이용하였다 [2]. 그러나 이 모든 방법은 필터의 구성이 선형 칼만 필터로 되어 있으므로 측정치가 비선형인 경우에는 좋은 추적 성능을 발휘할 수 없었다.

본 논문은 상태 변수와 입력 추정치 사이의 비선형으로 구성되어 있는 측정치를 이용하여 Singer와 Chan 등이 제안한 알고리듬을 적용하여 영상항법 시스템[3]에 적합한 확장 칼만 필터를 구성하였다. 실험은 연속적으로 입력되는 항공영상들 사이의 상대적 편이를 지상영역에서의 위치로 변환하여 비행체의 위치 및 속도를 추정하였다.

II. 본론

영상항법 시스템이란 비행체에 수직으로 지면을 향하게 장착된 카메라로부터 연속 입력되는 영상으로부터 영상 처리를 거쳐 비행체의 상대적 움직임을 구하고, 자세계, 속도계, 고도계 등 보조 측정장치(auxiliary measurement)와 고도 정보(DEM : Digital Elevation Model)를 이용하여 이로 부터 비행체의 현재 위치 및 속도를 추정해내는 시스템이다. 그림 1은 영상항법 시스템의 개략도를 나타낸다.

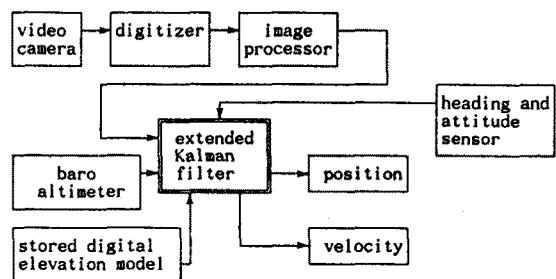


그림 1. 영상항법 시스템의 개략도.

영상항법 시스템의 구현을 위해서는 연속영상들로 부터 얻어지는 영상 이동 벡터(image shift vector) ζ 를 정확히 얻어내는 과정과, noise가 포함된 ζ 를 확장 칼만 필터를 통하여 error를 bound시키는 과정이 중요한 역할을 한다. 1970년 Singer에 의해 제안된 표적의 기동체에 대한 모델은 표적의 기동을 등속도 직선운동에 더하여지는 disturbance로 가정하여, 추적하는 표적의 기동 가속도를 1차 Markov 과정으로 모델링하였다.

1. Singer의 모델을 이용한 확장 칼만 필터의 구현

Estimator model :

$$X(k+1) = F X(k) + B(k)U(k) + w_{k+1} \quad (1)$$

$$Z(k) = h(X(k)) + n_k \quad (2)$$

$$\text{여기서 } X^T = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$$

$$F = \begin{bmatrix} I & T & \tau^2(-1 + T/\tau + \exp(-T/\tau))I \\ 0 & I & \tau(1 - \exp(-T/\tau))I \\ 0 & 0 & \exp(-T/\tau)I \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad I \text{ 는 } 3 \times 3 \text{ matrix}$$

$$h(X(k)) = \begin{bmatrix} V_x(k) \\ H_B(k) - M_S[X(k), Y(k)] \\ V_y(k) \\ H_B(k) - M_S[X(k), Y(k)] \end{bmatrix}$$

$$Q = E[w_k w_l^T] = 2\alpha\sigma_w^2 / \begin{bmatrix} T^5/20 & I & T^4/8 & I & T^3/6I \\ T^4/8 & I & T^3/3 & I & T^2/2I \\ T^3/6 & I & T^2/2 & I & T & I \end{bmatrix}$$

2. 입력 추정 기법을 이용한 확장 칼만 필터의 구현

Estimator model :

$$X(k+1) = F X(k) + B(k)U(k) + w_{k+1} \quad (3)$$

$$Z(k) = h(X(k)) + n_k \quad (4)$$

$$\text{여기서 } X(k) = [V_x(k), X(k), V_y(k), Y(k)]^T$$

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

$$B = \begin{bmatrix} T & 0 \\ T^2/2 & 0 \\ 0 & T \\ 0 & T^2/2 \end{bmatrix}$$

$$h(X(k)) = \begin{bmatrix} V_x(k) \\ \frac{H_B(k) - M_S[X(k), Y(k)]}{V_y(k)} \\ \frac{V_y(k)}{H_B(k) - M_S[X(k), Y(k)]} \end{bmatrix}$$

단

$H_B(k)$ = 해발 고도

$M_S[X(k), Y(k)]$ = 저장된 수치지형모델

T = sampling duration

그리고 가우시안 백색 잡음 w_{k+1} , n_k 는 각각

$$E[w_k w_l^T] = 0,$$

$$E[w_k w_l^T] = Q(k) \delta_{kl},$$

$$= \text{diag}[Q_1, 0, Q_2, 0] \delta_{kl}$$

$$E[n_k n_l^T] = 0,$$

$$E[n_k n_l^T] = R(k) \delta_{kl},$$

$$= \text{diag}[R_1, R_2] \delta_{kl}$$

$$E[w_k n_l^T] = 0$$

위의 (3)식과 (4)으로부터 구성한 필터를 확장 칼만 필터라 한다. 여기서 기동 표적의 움직임을 검출하기 위한 최소 유효 윈도우의 크기를 1로 하였다. 확장 칼만 필터의 상태 변수 $X(k)$ 와 측정치 $Z(k+j)$ 사이의 관계로 부터 다음과 같은 확장 칼만 필터 estimation update 식이 주어지게 된다.

state estimation update :

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)[Z(k+1) - h(\hat{X}(k+1|k))] \quad (5)$$

$$\text{여기서 } \hat{X}(k+1|k) = F \hat{X}(k|k) + B(k)U(k)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)H_x^T(\hat{X}(k+1|k))[H_x(\hat{X}(k+1|k))]$$

$$P(k+1|k)H_x^T(\hat{X}(k+1|k)) + R(k+1)]^{-1}$$

$$H_x(\hat{X}) = \left. \frac{\partial h(\hat{X})}{\partial X(k)} \right|_{X=\hat{X}(k+1|k)}$$

error covariance update :

$$P(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H_x(\hat{X}(k+1|k))] P(k+1|k) \quad (6)$$

이상과 같은 확장 칼만 필터의 순환식으로부터 확장 칼만 필터의 state variable과 유효 윈도우내의 measurement value $Z(k+j)$ 사이에는 다음과 같은 식이 성립한다.

$$Z(k+j) = H_x(X(k+1|k))F^j X(k|k) = H_x(X(k+1|k))\left(\sum_{Q=0}^{J-1} F^Q B\right) U \\ + n_{k+j} + H_x(X(k+1|X)) F^j [X(k) - X(k|k)] \quad (7)$$

$j = 1, 2, \dots, I$

위의 식에서 유효 윈도우의 크기 I 을 고정시키면 다음과 같은 선형 방정식을 얻을 수 있다.

$$Y = \omega U + \xi \quad (8)$$

$$Y^T = [\dots, [Z_{k+j} - H_x(\hat{X}(k+1|k)) F^j \hat{X}(k|k)], \dots]$$

$$\omega^T = [\dots, [H_x(X(k+1|k)) \left(\sum_{Q=0}^{J-1} F^Q B\right)], \dots]$$

$$\xi^T = [\dots, [H_x(X(k+1|k)) F^j \{X(k) - X(k|k)\} + n_{k+j}], \dots]$$

즉, Y 와 ξ 는 $2I \times 1$ vector, ω 는 $2I \times 2$ matrix가 된다.

또한 ξ 는 Gaussian Random Variable(GRV)이므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Omega = E[\xi \xi^T] = \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} H_x F P(k+1|k) F^T H_x^T + R \\ \vdots \\ H_x F P(k+1|k) (F^1)^T H_x^T \\ \vdots \\ H_x F P(k+1|k) F^2 H_x^T \dots H_x F P(k+1|k) (F^I)^T H_x^T \\ H_x F^2 P(k+1|k) (F^2)^T H_x^T + R \\ \vdots \\ H_x F^I P(k+1|k) (F^I)^T H_x^T + R \end{bmatrix}$$

그러므로 일반적인 최소 자승 추정치 \hat{U} 은 식 (8)과 (9)에 의하여 다음과 같이 나타내어질 수 있다.

$$\hat{U} = (\omega^T \Omega^{-1} \omega)^{-1} (\omega^T \Omega^{-1} Y) \quad (10)$$

3. 기동체의 검출

미지의 기동입력 \hat{U} 이 시간 t 에서 기동할 경우 유효 윈도우내에서의 평균 $E[U] = U$ 와 공분산 $L = (\omega^T \Omega^{-1} \omega)^{-1}$ 을 갖는다. 기동의 검출은 U 와 L 로 이루어지는 통계량에 의하여 이루어지며 이를 기동 혹은 무기동으로 판단하는 기준이 된다.

$$x^2 = \hat{U}^T L^{-1} \hat{U} \quad (11)$$

변수 x^2 의 통계적 특성은 영상내에서 기동이 발생한 시점에서 가장 큰 값을 가지며 이를 이용하여 유효 윈도우 만큼의 시간동안 기동이 발생한 것으로 가정하여 추정된 값을 보정하게 된다. (5)식과 (6)를 통해 개선된 확장 칼만 필터는 x^2 값이 적당한 임계치 T 를 넘을 경우 다시 재개선(re-update)되며 이때의 보정치는 다음과 같다.

$$\hat{X}^u(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k+1) + M \hat{U} \quad (12)$$

$$\hat{P}^u(k+1|k+1) = P(k+1|k+1) + M L M^T \quad (13)$$

$$\text{여기서 } M = \left(\sum_{i=0}^{I-1} F^i \right) B$$

III. 실험 결과 및 고찰

실험은 비행체의 해발 고도 6250 feet, 초기 속도 170 m/sec의 속도로 가정하였다. 이 경우 영상에서의 움직임 vector는 평균 25 화소로 나타나게 된다. Simulation은 다음과 같은 4가지 상황을 가정하였다.

첫번째 시나리오는 비행체가 등속이고 수평 비행 상태일 경우이다. 이 경우 항공기에 탑재된 카메라 역시 비행체와 똑같이 움직이고 있으므로 연속적으로 들어 오는 항공영상 역시 똑같은 영상 움직임 vector를 이루고 있을 것이다. 그러나 실제로는 대기의 교란등으로 인하여 비행체는 약간의 요동을 하고 있으며 이 경우 카메라 역시 요동을 한다고 볼 수 있다. 두 번째 시나리오는 비행체가 시간 32초에서 48 사이에 가속하여 영상 움직임 vector가 30 화소에서 39 화소로 매 영상 쌍(image pair)마다 한 화소씩 증가하는 형태이다. 세 번째 시나리오는 두 번째 시나리오와는 정반대의 경우로서 시간 32초에서 시작하여 48초 까지 영상 움직임 vector가 25 화소에서 시작하여 16 화소로 한 화소씩 감속하는 형태이다. 마지막으로 네 번째 시나리오는 둘째와 세째 시나리오를 합친 경우로서 이 경우 시간 32초에서 48초까지는 ξ 가 30 화소에서 39 화소로 증가하고 다시 49초에서 65초까지는 ξ 가 39 화소에서 30 화소로 감속하는 경우이다. 공정 잡음은 0으로 하였고, 측정 잡음은 0.002로 하였다. 또한 sampling 간격은 1.614초로 하였다.

Simulation 결과 비행체가 등속 비행인 경우에는 process의 각 상태 변수를 위치, 속도, 가속도로 놓고 가정한 Singer의 모델을 이용한 경우가 평균 제곱근 오차 136 m로서 Chan의 알고리듬을 적용해 얻은 151 m보다 더 좋은 결과를 얻었다. 그러나 실제의 비행상황을 가정한 둘째, 세째, 네째의 시나리오로 simulation 한 경우에는 Singer의 모델을 이용할 경우 그림 2-5에 도시했듯이 확장 칼만 필터가 발산함을 볼 수 있다. 이는 확장 칼만 필터가 process의 modeling 오차가 있을 경우에는 기동표적을 추적하지 못함을 보여 주고 있다. 그러나 Chan의 알고리듬을 적용한 결과는 process의 modeling 오차가 있음에도 비교적 비행체의 위치와 속도를 잘 추정함을 볼 수 있었다. 또한 Chan의 알고리듬에

서 유효 윈도우의 크기는 3, 4, 5 세가지에 대하여 실험하였는데 이중 윈도우 크기가 4와 5인 경우는 3을 사용한 경우와 비교할 때 별다른 차이가 없었다. 그러므로 윈도우 크기가 3을 사용한 경우가 가장 작으면서도 적절한 기동추적 능력을 보여 주었다.

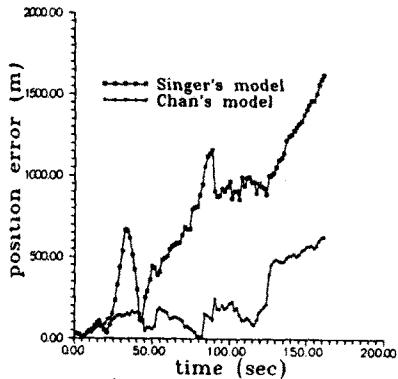


그림 2. 등속 수평 상태.

Fig 2. Constant-speed balance state.

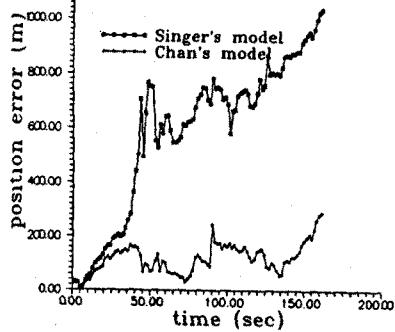


그림 3. 가속 상태.

Fig 3. Acceleration state.

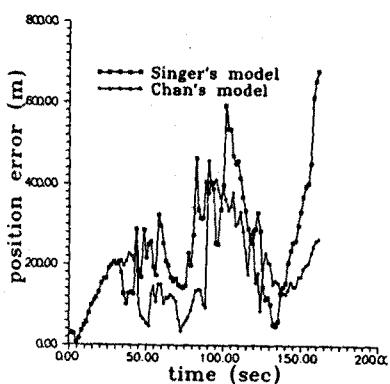


그림 4. 감속 상태.

Fig 4. Deceleration state.

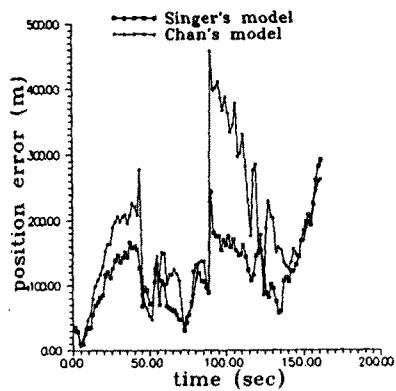


그림 5. 가속·감속 상태.

Fig 5. Acceleration + Deceleration state.

N. 결론

Simulation 결과 비행체가 등속 비행인 경우는 시스템의 상태변수가 9개인 Singer의 모델을 사용한 경우가 기동가속도를 고려한 입력 추정 기법보다 오히려 더 좋은 표적 추적 능력을 보여 주었다. 그러나 기동가속도가 인가된 데다, 세 대, 네째 시나리오의 경우에는 비록 상태변수의 수가 4개로서 첫째 시나리오보다 더 적지만 기동체의 기동을 감지하고 보상하는 능력이 Singer의 모델을 사용한 경우보다도 더 좋은 표적 추적능력을 보여 주었다. 영상항법 시스템에 사용할 확장 칼만 필터는 비행체의 다양한 운동에도 견실성을 유지하여야 하므로 본 논문에서 구성한 필터는 적절함을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] R. A. Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-6, no. 4, pp. 473-483, July 1970.
- [2] Y. T. Chan, J. B. Plant, J. R. T. Bottomley, "A Kalman Tracker With a Simple Input Estimator," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-18, no. 2, pp. 235-240, March 1982.
- [3] Y. Bresler, S. J. Merhav, "On-line Vehicle Motion Estimation from Visual Terrain Information," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-22, no. 5, pp. 588-603, September 1986.
- [4] N. H. Golson and R. L. Moosse, "Maneuvering Target Tracking Using Adaptive State Estimation," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-13, no. 3, pp. 310-317, May 1977.