

기동표적 추적을 위한 IMM/IE 혼합 필터의 성능개선

Performance Enhancement of Combined-IMM/IE Filter for Tracking a Maneuvering Target

임상석, 박정호

Sang-Seok Lim and Jung-Ho Park

요 약

IMM과 IE의 장점을 혼합한 IMM/IE 혼합 알고리즘이 근래에 제시되었다. 이 혼합방식은 IMM이나 IE 방식의 단점을 어느 정도 보완하였으나 기동이 발생하는 시점에서 필터의 성능이 급격히 저하되는 문제점을 갖고 있다.

본 논문에서는 이 IMM/IE 혼합 알고리즘의 이러한 문제점을 개선하기 위한 두 가지 방안을 제안하고 그 성능을 Monte-Carlo 시뮬레이션으로 예증한다.

Abstract

Recently a new algorithm which combines advantages of the IMM and IE methods has been suggested. The combined-IMM/IE algorithm could improve the performance to some extent. However, the problem of large increase of tracking error near the maneuver detection due to the sudden maneuver input has not been solved.

In this paper, we propose two schemes which can resolve this limitations of combined - IMM/IE algorithm. For illustrations of the performance of the proposed methods, Monte-Carlo simulations are carried out and the results are analyzed.

I. 서 론

기동 표적이 조종사나 미사일 유도 제어에 의한 계단형 가속도를 가지는 상황에서, Singer[2]가 제안한 가속도 모델은 표적의 위치, 속도 및 가속도에 대한 최적의 추정을 유도하지는 못한다. 특히 Singer 모델은 가속도를 백색 랜덤 잡음에 의해 유도되는 시간 상관을 갖는 프로세스로 모델링하고 있다.

기동하는 표적 추적 문제는 적응형 상태 추정 접근법, 입력추정(IE) 및 상호작용 다중모델(IMM) 방법을 통해 연구되어 왔다. 적응형 상태 추정은 Moose[3]에 의해 처음 제안되었고 Gholson과 Moose[4]에 의해 표

적의 기동을 세미-마르코프 프로세스로 취급함으로써 확장되었다. 입력추정(IE) 기법[5]~[8]은 검출된 기동의 영향을 추적하고, 입력 가속도의 크기를 추정하며, 상태 추정의 수정을 제공하기 위해 일반적으로 슬라이딩 윈도우(sliding window)가 필요하다. 기동의 시작 시간을 정확히 검출하기란 기동 검출 과정에서 시간 지연 때문에 불가능하다. 가속도 추정에 포함된 지연은 큰 오차를 유발할 수 있다.

IMM 기법[9]~[12]은 기동 모델을 여러 개로 가정하고 이에 대응되는 필터를 병렬로 운영한다. 여기서 기본적인 마르코프 체인은 초기 가속도의 급격한 변화에 반응하는데 사용되는 실제 시스템보다

* 한국항공대학교 항공전자공학과(Dept. of Avionics Eng., Hankuk Aviation Univ.)

· 논문번호 : 2001-1-9

· 접수일자 : 2001년 6월 1일

같거나 더 큰 프로세스 잡음을 가지는 최소한 하나의 3차원 모델에 적용된다고 가정한다. IMM과 IE 혼합 알고리즘[1]은 근래에 제안된 방법으로 IMM이나 IE의 약점을 어느 정도 보완할 수 있다. 이 방법은 기동 검출 후 얼마동안 추적오차가 크게 증가하는 단점이 있다.

본 논문에서는 이 단점을 개선할 수 있는 두 가지 방안을 제시하고 그 성능을 Monte-Carlo 시뮬레이션으로 예증한다. 시뮬레이션 결과를 보면 제안된 방안들은 IMM/IE 통합 필터의 이러한 약점을 개선하는 것을 확인할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서 추정하고자 하는 표적과 측정 모델에 대해 기술한다. 3절에서는 IMM 알고리즘과 IE 알고리즘에 대해 약술하고 성능 개선을 위한 통합 알고리즘을 다룬다. 4절에서 이 혼합필터의 성능을 예증하기 위하여 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 해석한다. 5절에서는 결론을 맺는다.

II. 표적 및 측정 모델

직교 좌표계에서 x축에 대해 기동하는 표적의 운동방정식을 나타내면 다음과 같다.

$$\ddot{x} = w' + u(t) \tag{1}$$

$$\dot{w}' = -\beta w' + w(t) \tag{2}$$

$$u(t) = u_i f(t - t_i) l(t - t_i)$$

여기서 w' 은 시정수 $\tau_c = 1/\beta$ 를 가지는 Singer 상관 가속도 프로세스, $w(t)$ 는 Singer(1970)[2]에 의해 평균이 0, 공분산이 $2\beta\sigma_m^2$ 인 백색잡음, $u(t)$ 는 시간 t_i 에서 발생한 기동의 i 번째 크기가 u_i 인 입력을 나타낸다. $f(t - t_i)$ 는 미분이 가능한 함수라고 가정하며 $l(t)$ 는 단위 계단 함수를 나타내며 이 모든 함수들은 x축 방향으로 작용한다고 가정한다.

수식 $f(t - t_i) = 1$ 또는 $f(t - t_i) = \sin \overline{\omega}_i(t - t_i)$ 는 각각 구형파와 정현파를 나타

내며 $\overline{\omega}_i$ 는 기동의 i 번째 주파수를 가리킨다. 식 (1)에 대한 미분식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= -\beta \dot{x} + \beta \{u_i [f(t - t_i) \\ &\quad + f(t - t_i)/\beta] l(t - t_i)\} \\ &\quad + u_i f(t - t_i) \delta(t - t_i) + w(t) \end{aligned} \tag{3}$$

연속 시스템 (1)-(3)으로부터 샘플링 간격 T 에 대하여 이산형 상태 방정식은 다음과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} X(k+1) &= \Phi X(k) + \Lambda U'(k) \\ &\quad + \Gamma U(k) + w(k) \\ &= \Phi [X(k) + F U'(k)] \\ &\quad + \Gamma U(k) + w(k) \end{aligned} \tag{4}$$

여기서

$$X(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k)]^T$$

$$U'(k) = u_i f(k - i) \delta(k - i)$$

$$U(k) = u_i [f(k - i) + f(k - i)/\beta] l(k - i)$$

$$\delta(k - i) = \begin{cases} 1, & k=i \\ 0, & k \neq i \end{cases}$$

$$l(k - i) = \begin{cases} 1, & k \geq i \\ 0, & k < i \end{cases}$$

이며 $x(k)$, $\dot{x}(k)$ 및 $\ddot{x}(k)$ 은 x축 방향의 표적의 위치, 속도 및 가속도를 각각 나타낸다. $U'(k)$ 는 임펄스 입력, $U(k)$ 는 계단형 입력이다.

식 (4)의 프로세스 잡음 $w(k)$ 는 Singer 가속도 모델로부터 유도된 평균이 0이고 다음과 같은 공분산을 가진다.

$$Q(k) = E\{w(k)w^T(k)\}$$

$$= 2\beta\sigma_m^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 각각의 성분은 다음과 같다.

$$q_{11} = \frac{1}{2\beta^5} [1 - e^{-2\beta T} + 2\beta T + \frac{2(\beta T)^3}{3} - 2(\beta T)^2 - 4\beta T e^{-\beta T}],$$

$$q_{12} = \frac{1}{2\beta^4} [e^{-2\beta T} + 1 - 2e^{-\beta T} + 2\beta T e^{-\beta T} - 2\beta T + (\beta T)^2],$$

$$q_{13} = \frac{1}{2\beta^3} [1 - e^{-2\beta T} - 2\beta T e^{-\beta T}],$$

$$q_{21} = q_{12},$$

$$q_{22} = \frac{1}{2\beta^3} [4e^{-\beta T} - 3 - e^{-2\beta T} + 2\beta T],$$

$$q_{23} = \frac{1}{2\beta^2} [e^{-2\beta T} + 1 - 2e^{-\beta T}],$$

$$q_{31} = q_{13}, \quad q_{32} = q_{23},$$

$$q_{33} = \frac{1}{2\beta} [1 - e^{-2\beta T}].$$

여기서 벡터 성분 q_{ij} , $i, j = 1, 2, 3$ 은 Singer 에 의해 정의된 파라미터 β 와 T 의 함수들이다. 기동 표적 모델에 대한 식 (4)의 각 벡터 파라미터 값은 다음과 같다.

$$F = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} a_1(\beta T) \\ a_2(\beta T) \\ a_3(\beta T) \end{bmatrix}.$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} - a_1(\beta T) \\ T - a_2(\beta T) \\ 1 - a_3(\beta T) \end{bmatrix}$$

여기서 $a_1(\beta T)$, $a_2(\beta T)$ 및 $a_3(\beta T)$ 는 다음과 같다.

$$a_1(\beta T) = (\beta T - 1 + e^{-\beta T})/\beta^2$$

$$a_2(\beta T) = (1 - e^{-\beta T})/\beta$$

$$a_3(\beta T) = e^{-\beta T}$$

측정치 벡터 $Z(k)$ 는 다음과 같다.

$$Z(k) = HX(k) + v(k) \quad (6)$$

여기서 $H = [1 \ 0 \ 0]$ 는 측정 행렬이며, 측정 잡음 $v(k)$ 는 평균이 0이고 공분산 $E[v(k)v^T(j)] = R\delta_{kj}$ 를 갖는다.

III. 기동 표적을 위한 추적 알고리즘

3-1 IMM 알고리즘

IMM 알고리즘[9]은 r 개의 기동 상태에 대응하는 r 개의 필터를 병렬로 운영하는 것이 기본이다. 한 주기동안의 IMM 알고리즘의 구체적인 단계를 기술하면 다음과 같다. 모델 $M_j(k)$ 에 대응되는 필터에 대해 혼합된 초기 조건을 다음과 같이 계산한다.

$$\hat{x}^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^r \hat{x}^i(k-1/k-1) \cdot \mu_{ij}(k-1/k-1) \quad (7)$$

여기서

$$\mu_{ij}(k-1/k-1) \cong P\{M_i(k-1) \cdot$$

$$|M_j(k), Z^{k-1}\} = \frac{1}{c_j} P\{M_j(k) \cdot$$

$$|M_i(k-1), Z^{k-1}\} P\{M_i(k-1) | Z^{k-1}\}$$

$$= \frac{1}{c_j} p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (8)$$

식 (8)은 혼합 확률을 가리키며 p_{ij} 는 시스템 모델이 마르코프 체인이라고 가정할 때의 모델 i 에서 모델 j 로의 천이 확률을 나타내고, \bar{c}_j 는 정규화 상수로써 다음과 같이 계산된다.

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^J p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (9)$$

혼합된 상태인 식 (7)에 대응하는 공분산은 다음과 같다.

$$P^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^J \mu_{ij}(k-1/k-1) \cdot \{P^i(k-1/k-1) + [\hat{x}^i(k-1/k-1) - \hat{x}^{0j}(k-1/k-1)] \times [\hat{x}^i(k-1/k-1) - \hat{x}^{0j}(k-1/k-1)]^T\} \quad (10)$$

모델 $M_j(k)$ 와 일치하는 혼합된 상태 (7)과 그 공분산 (10)을 입력으로 사용하여 $\hat{x}^j(k/k)$, $P^j(k/k)$ 는 칼만필터를 이용해 다음과 같이 갱신한다.

$$\begin{aligned} \hat{x}^j(k/k-1) &= \Phi \hat{x}^j(k-1/k-1) \\ P^j(k/k-1) &= \Phi P(k-1/k-1) \Phi^T + Q_j \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \nu_j(k) &= z(k) - \hat{z}(k) \\ &= z(k) - H \hat{x}^j(k/k-1) \end{aligned} \quad (12)$$

$$S_j(k) = H P^j(k/k-1) H^T + R \quad (13)$$

$$K_j(k) = P^j(k/k-1) H^T S_j^{-1}(k) \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}^j(k/k) &= \hat{x}^j(k/k-1) + K_j(k) \nu_j(k) \\ P^j(k/k) &= [I - K_j(k) H] P^j(k/k-1) \end{aligned} \quad (15)$$

모델 확률을 계산하기 위해 필요한 j 번째 필터에

대응하는 Likelihood 함수는 측정 잡음의 선형 가우시안 성질을 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Lambda_j(k) &= p[z(k) | M_j(k), Z^{k-1}] \\ &= p[z(k) | M_j(k), \\ &\quad \hat{x}^{0j}(k-1/k-1), P^{0j}(k-1/k-1)] \\ &\cong p[\nu_j(k)] = N[\nu_j(k); 0, S_j(k)] \end{aligned} \quad (16)$$

시간 k 에서의 모델 확률은 정규화 상수를 c 라고 하면

$$\begin{aligned} \mu_j(k) &\equiv P\{M_j(k) | Z^k\} \\ &= \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \sum_{i=1}^J p_{ij} \mu_i(k-1) \\ &= \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \bar{c}_j \end{aligned} \quad (17)$$

최종적으로 상태 추정과 그 공분산은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \hat{x}(k) &= \sum_{j=1}^J \hat{x}^j(k/k) \mu_j(k) \\ P(k/k) &= \sum_{j=1}^J \mu_j(k) \{P^j(k/k) \\ &\quad + [\hat{x}^j(k/k) - \hat{x}(k)] [\hat{x}^j(k/k) \\ &\quad - \hat{x}(k)]^T\} \end{aligned}$$

3-2 입력 추정(IE) 알고리즘

다음의 시스템 상태 방정식과 측정 방정식을 고려한다.

$$x(k+1) = Fx(k) + \Gamma u(k) + w(k) \quad (\text{기동모델}) \quad (18)$$

$$x(k+1) = Fx(k) + w(k) \quad (\text{비기동모델}) \quad (19)$$

$$z(k) = Hx(k) + v(k) \quad (\text{측정방정식}) \quad (20)$$

현재의 시간을 k 로 정하고 기동이 시간 $k-s$ 에서 시작했다고 하자. 기동의 기간이 $[k-s, \dots, k]$ 동안 $u(i)$, $i = k-s, \dots, k-1$ 이라고 하자.

식 (19)의 비기동 모델에 대한 필터의 상태 추정을 *를 사용하면 다음과 같이 표기할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{x}^* (i+1/i) &= F [I - W(i)H] \hat{x}^* \\ & (i/i-1) + FW(i)z(i) \\ & \cong \Phi(i) \hat{x}^* (i/i-1) + FW(i)z(i) \end{aligned} \quad (21)$$

여기서 $W(i)$ 는 칼만 이득이며 기동의 시작 시간이 $k-s$ 라는 가정에 따라 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{x}^* (k-s/k-s-1) &= \hat{x} (k-s/k-s-1) \\ \text{따라서 식 (21)은 다음과 같이 표현할 수 있다.} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{x}^* (i+1/i) &= \left[\prod_{j=0}^{i-k+s} \Phi(i-j) \right] \cdot \\ & \hat{x} (k-s/k-s-1) + \\ & \sum_{j=k-s}^i \left[\prod_{m=0}^{i-j-1} \Phi(i-m) \right] FW(j)z(j) \end{aligned} \quad (22)$$

입력을 아는 경우에는 식 (18)에 대응하는 필터는 다음과 같이 추정치를 산출한다.

$$\begin{aligned} \hat{x} (i+1/i) &= \Phi(i) \hat{x} (i/i-1) \\ & + FW(i)z(i) + \Gamma u(i) \\ & = \left[\prod_{j=0}^{i-k+s} \Phi(i-j) \right] \cdot \hat{x} (k-s/k-s-1) \\ & + \sum_{j=k-s}^i \left[\prod_{m=0}^{i-j-1} \Phi(i-m) \right] [FW(j)z(j) \\ & + \Gamma u(j)] \end{aligned} \quad (23)$$

위의 식 (23)은 입력을 포함하는 Γu 항을 제외한다면 식 (22)와 동일하다.

최소 자승법(LS)으로 최선의 입력 추정치 \hat{u}_e 와 공분산 L 을 구하면 다음과 같다[5].

$$\hat{u}_e = (\Psi^T S^{-1} \Psi)^{-1} \Psi^T S^{-1} y \quad (24)$$

$$L = (\Psi^T S^{-1} \Psi)^{-1} \quad (25)$$

여기서

$$\begin{aligned} \Psi &= [\Psi(k), \Psi(k-1), \dots, \\ & \Psi(k-s+1)]^T \\ S &= \text{diag}[S(k-s), S(k-s+1), \\ & \dots, S(k)] \\ y &= [\nu^*(k), \nu^*(k-1), \dots, \\ & \nu^*(k-s+1)]^T \end{aligned}$$

이다. $\nu^*(i+1) = z(k+1) - H \hat{x}^*(i+1/i)$ 는 비기동 모델에 대한 인노베이션이며, $\Psi(i+1) = H \sum_{j=k-s}^i \left[\prod_{m=0}^{i-j-1} \Phi(i-m) \right] \Gamma$ 이다.

만일 기동이 검출되었다면, 상태 추정의 수정은 불가피하다. 이것은 기동의 시작 시간이 $k-s$ 이었다는 것을 가정하여 수행된다. 식 (23)에서 입력의 영향을 반영하는 부분이 다음과 같이 예측된 상태를 수정하는데 사용된다.

$$\begin{aligned} \hat{x}^u (k/k-1) &= \hat{x}^* (k/k-1) \\ & + M(k) \hat{u}_e \end{aligned} \quad (26)$$

여기서

$$M(k) \equiv \sum_{j=k-s}^{k-1} \left[\prod_{m=0}^{k-1-j} \Phi(k-1-m) \right] \Gamma \quad (27)$$

이며, 공분산 수정은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P^u (k/k-1) &= P(k/k-1) + M(k) \\ & LM^T(k) \end{aligned} \quad (28)$$

3.3 IMM과 IE의 혼합 알고리즘

IMM과 IE 혼합 알고리즘[1]은 IMM 알고리즘

내의 기동모델에 대해서 IE를 적용시키는 것이다. 따라서 기본적인 IMM 알고리즘 단계에서 측정치로부터 IE 기법을 사용하여 먼저 기동의 크기를 추정하고 이것을 IMM의 기동 모드에 대해 혼합하는 방식이다.

그림 1은 2개의 모델을 가지는 IMM에 대해 IE 알고리즘을 접목시킨 경우의 흐름도이다. 이 통합 알고리즘은 그림 1과 같이 두 개의 모델과 입력 추정 필터로 구성된 두 개의 병렬 칼만 필터로 구성된다.

시간 k 에서 모델 $M_j(k)$ 에 대응되는 필터에 대한 혼합된 상태 추정은 각 필터의 상태 추정 $\hat{x}_j(k-1/k-1)$ 과 관련된 모델 확률 $\mu_j(k-1)$ 및 천이 확률 p_{ij} 를 이용해 실행 주기동안 다음과 같이 행해진다.

$$\hat{x}^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^2 \hat{x}^j(k-1/k-1) \cdot \mu_{ij}(k-1) \quad (29)$$

여기서 혼합 확률은 다음과 같다.

$$p_{ij} \mu_i(k-1) = \frac{p_{ij} \mu_i(k-1)}{c_j}, \quad i, j = 1, 2 \quad (30)$$

식 (29)와 관련된 공분산은 다음과 같이 계산된다.

$$P^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^2 \mu_{ij}(k-1) \cdot \{ P^j(k-1/k-1) + [\hat{x}^i(k-1/k-1) - \hat{x}^{0j}(k-1/k-1)] \times [\hat{x}^i(k-1/k-1) - \hat{x}^{0j}(k-1/k-1)]^T \} \quad (31)$$

입력 추정 (24), 상태 추정 (29) 및 공분산 (31)을 사용하여 j 번째 모델에 대응하는 예측치는 다음과 같이 계산된다.

$$\hat{x}^j(k/k-1) = \Phi_j \hat{x}^{0j}(k-1/k-1) + \Gamma_j \hat{u}_e \quad (32)$$

여기서 \hat{u}_e 는 입력 추정 필터로부터 추정된 가속

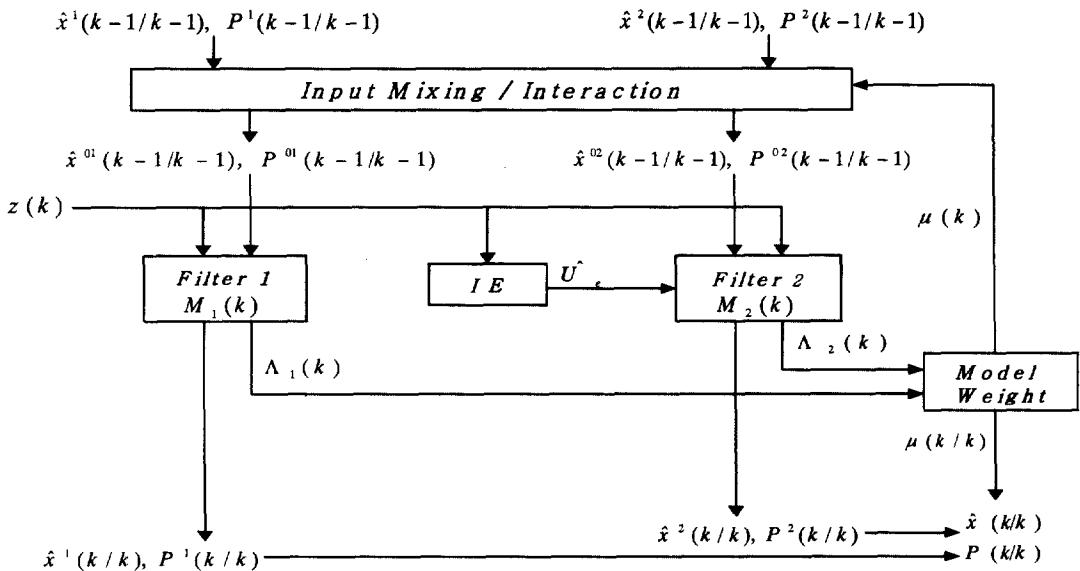


그림 1. IMM/IE 혼합 알고리즘의 흐름도

Fig. 1. Flow Diagram of combined-IMM/IE algorithm.

도 값이다. 또 공분산과 칼만 이득은 다음과 같이 계산된다.

$$P_j(k/k-1) = \Phi_j P_j^{0j}(k-1/k-1) \Phi_j^T + Q_j \tag{33}$$

$$K_j(k) = P_j(k/k-1) H^T [H P_j(k/k-1) H^T + R_j]^{-1} \tag{34}$$

따라서 j 번째 모델에 대해 상태벡터 및 공분산은 다음과 같이 갱신된다.

$$\hat{x}^j(k/k) = \hat{x}^j(k/k-1) + K_j(k) \times [Z(k) - H \hat{x}^j(k/k-1)] \tag{35}$$

$$P_j(k/k) = [I - K_j(k)H] P_j(k/k-1) \tag{36}$$

식 (33)에서 프로세스 잡음의 공분산 Q_j 는 각 모델에 따라 다른 값을 가지지만 식 (34)에서 측정 잡음의 공분산 R_j 는 두 모델에 대해 동일한 값을 가진다고 가정한다. r 개의 모델에 대응되는 인노베이션에 대한 통계적 특성이 가우시안 분포를 따른다고 가정하면 다음과 같이 모델 가중치를 갱신할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu_j(k) &= \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k-1) \\ &= \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \bar{c}_j \end{aligned} \tag{37}$$

c 는 정규화 상수이며 $\sum_{j=1}^r \Lambda_j(k) \bar{c}_j$ 이다.

식 (34)~(36)으로부터 갱신된 상태 및 그 공분산 값을 다음과 같이 얻게 된다.

$$\hat{x}(k) = \sum_{j=1}^r \hat{x}^j(k/k) \mu_j(k) \tag{38}$$

$$P(k/k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \{ P_j(k/k) + [\hat{x}^j(k/k) - \hat{x}(k)] [\hat{x}^j(k/k) - \hat{x}(k)]^T \}$$

3.4 IMM/IE 혼합 알고리즘의 개선방안

IMM/IE 혼합 필터의 문제는 기동을 감지한 이후 필터가 적응할 때까지 추정 오차가 급격히 증가한다는 사실이다. 이러한 문제를 개선할 수 있는 방안 2 가지를 여기에 제시한다.

첫 번째 방법 : 필터가 입력의 변화를 감지하여 적응하는데 시작 시간 ($k-s$) 으로부터 몇 스캔 정도의 지연시간이 생긴다. 이를 처음의 알고리즘상에서 샘플링 시간 (T) 을 전 필터링 구간에 걸쳐 일정하게 고정하였다. 이를 지연 시간동안만 $2T$ 로 증가시켜 샘플링을 해줌으로써 기동하는 상태에 대해 급격한 가속도 변화로부터 발생하는 필터의 충격을 완화시키는 방안이다.

두 번째 방법 : 그림 2와 같이 실제 기동모델이 계단형으로 급격한 경우를 근사적으로 처리하는 방식이다. 즉, 기동을 이상적인 계단형 입력으로 보지 않고 짧은 시간동안에 작은 크기를 갖는 계단 입력의 조합으로 취급하는 방식이다.

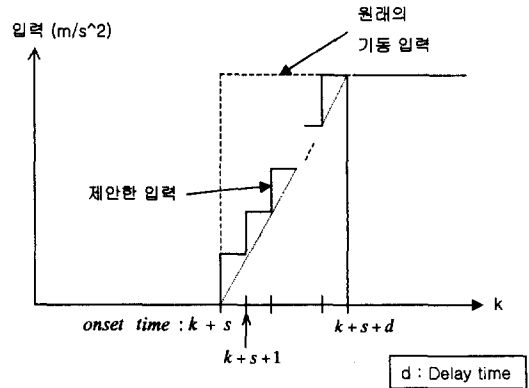


그림 2. 제안 알고리즘 2

Fig. 2. Proposed algorithm 2.

IV. 시뮬레이션

식 (4)에 의해 기술되는 x 축에서의 표적 운동을 가정한 1차원적인 추적 상황을 고려하기로 한다. 그림

3에서와 같이 51초에서 80초까지 30초동안 50 m/s^2 의 일정한 계단형 기동이 발생했다고 가정한다.

비기동 모델의 프로세스 잡음 $w(k)$ 는 평균이 0, 공분산이 $\sigma_d^2 = 25\text{ m}^2/\text{s}^4$ 인 백색잡음으로 가정한다. 측정 잡음은 평균이 0이고 공분산이 $R = 400\text{ m}^2$ 이라고 하였다. 표적에 대한 초기조건으로 사용한 값들은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & [x(0) \quad \dot{x}(0) \quad \ddot{x}(0)]^T \\ & = [10000\text{ m} \quad 200\text{ m/s} \quad 0\text{ m/s}^2]^T \end{aligned}$$

샘플링 간격 (T)는 1초, Singer 상관 시정수 ($\tau_c = 1/\beta$)는 10초라 하였다. IMM 필터의 파라미터 값들은 Q_1 에 대해서 기동할 때의 공분산 ($\sigma_{m,1}^2$)은 $25\text{ m}^2/\text{s}^4$, 기동모델의 Q_2 에 대해 기동 공분산 ($\sigma_{m,2}^2$)은 $270\text{ m}^2/\text{s}^4$ 을 사용하였다.

1차 마르코프 천이 확률 (p_{ij})과 초기 모델 확률은 각각 다음과 같다.

$$p_{ij} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix},$$

$$\mu(0) = [\mu_1(0) \quad \mu_2(0)] = [0.5 \quad 0.5]$$

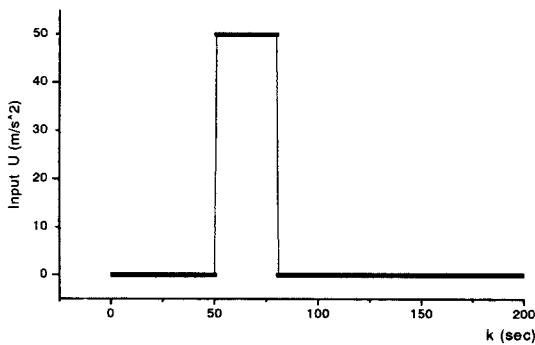
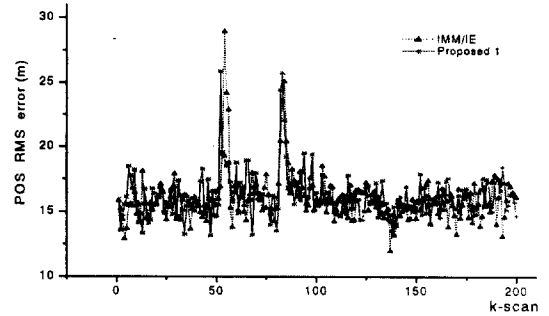
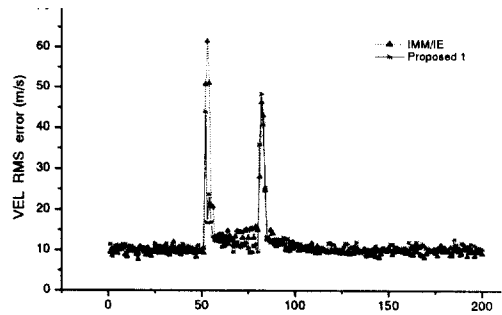


그림 3. 기동 입력
Fig. 3. Maneuver input.

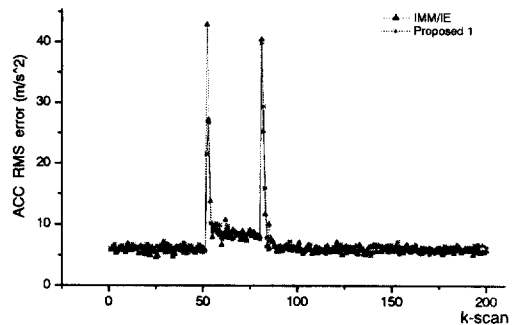
$M(k)$ 의 초기값으로 $M(0) = 0_{3 \times 3}$, fading memory factor (γ)는 0.8525를 사용하였다. 그림 3의 계



(a) RMS 위치 오차
(a) RMS position errors

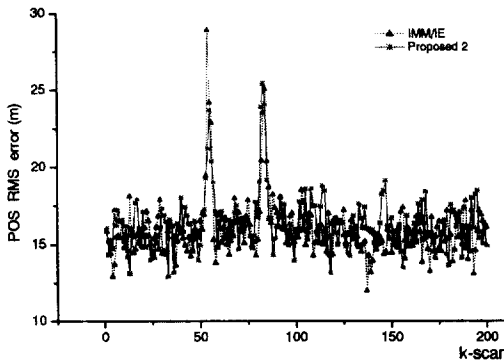


(b) RMS 속도오차
(b) RMS velocity errors

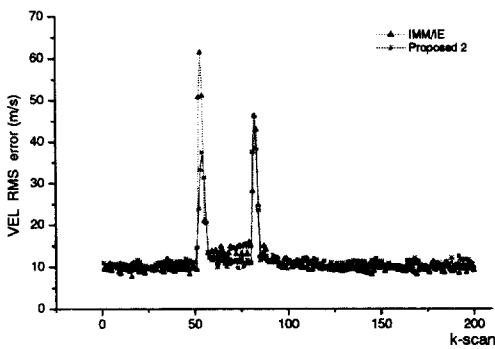


(c) RMS 가속도 오차
(c) RMS acceleration errors

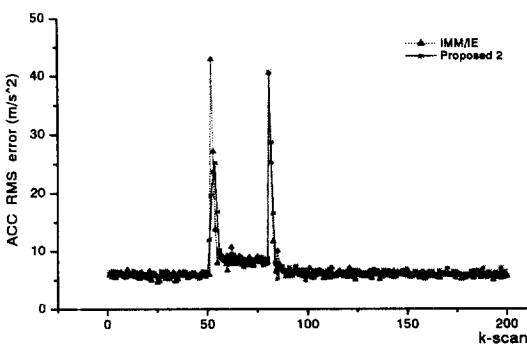
그림 4. IMM/IE과 제안 알고리즘 1의 RMS 오차 비교
Fig. 4. RMS errors of the IMM/IE and the proposed algorithm 1.



(a) RMS 위치 오차
(a) RMS position errors



(b) RMS 속도 오차
(b) RMS velocity errors



(c) RMS 가속도 오차
(c) RMS acceleration errors

그림 5. IMM/IE와 제안 알고리즘 2의 RMS 오차 비교
Fig 5. RMS errors of the IMM/IE and the proposed- algorithm 2)

단형 기동입력에 대한 IMM/IE 혼합 알고리즘과 3.4 절에서 제안한 알고리즘 1에 대한 추적 성능을 먼저 비교한다. 그 다음에 제안한 알고리즘 2와 IMM/IE 혼합필터의 성능을 비교분석한다. 제안한 두 방식의 특성을 예측하기 위하여 700회의 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행하였으며 그 결과는 그림 4와 그림 5에 표시하였다. 제안 알고리즘 1은 지연 시간동안 샘플링 간격을 $2T$ 로 증가시킨 경우의 결과이며 그림 4에 나타내었다. 그림 5는 제안 알고리즘 2와 IMM/IE 혼합 필터의 성능을 비교한 것이다.

그림 4에서 제안 알고리즘 1은 입력 검출 시작시간으로부터 지연시간까지 샘플링 시간을 T 에서 $2T$ 로 증가시켜 상대적으로 기동입력에 대한 민감도를 떨어지게 한 경우이다. 이 결과를 보면 제안 알고리즘 1은 위치, 속도 및 가속도에 대한 기동시작 부근에서 추적 오차가 IMM/IE 혼합 알고리즘에 비해 크게 감소함을 알 수 있다.

그림 5는 IMM/IE 혼합 알고리즘과 제안 알고리즘 2의 RMS 오차를 나타낸다. 제안 알고리즘 2의 경우에는 기울기를 가지는 기동 모델을 사용함으로써 실제의 가속도 모델에 더 유사한 효과를 나타낸다. 이 경우에도 제안 알고리즘 1의 경우와 마찬가지로 동일한 결과를 관찰할 수 있다. 즉, 제안 알고리즘 2의 RMS 오차가 감소하여 추적 성능이 향상됨을 알 수 있다.

이 결과를 요약하면 제안 알고리즘 1과 제안 알고리즘 2는 기존의 IMM/IE 혼합 알고리즘에 비하여 기동이 일어나거나 기동이 사라지는 시점의 부근에서의 추적 성능이 월등히 향상됨을 알 수 있다.

V. 결 론

IMM과 IE 알고리즘을 혼합한 IMM/IE 혼합 알고리즘은 IMM이나 IE보다 추적 성능이 우수하다. 특히 계단형 가속도에 대해 IMM/IE 혼합 알고리즘은 IMM 알고리즘만을 사용한 필터보다 오차의 정확도를 개선할 수 있다. 그러나 기동의 시작 시간에서 발생하는 큰 오차에 대해서는 개선의 여지가 남아 있었다.

본 논문에서는 IMM/IE 혼합 필터가 갖는 이러한

문제점을 개선하기 위한 두 가지 방안을 제시하였다. 첫 번째 방안은 제안 알고리즘 1이라고 하였으며 기동 발생동안 샘플 간격을 2배로 증가시켜서 기동 입력에 의한 필터의 동요를 감소시킨다. 두 번째 방안은 큰 기동 입력을 여러 개의 작은 크기의 기동 입력을 순차적으로 적용하여 기동 입력으로 인한 오차 증가를 억제시키는 방식이다.

Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행하여 추적 성능을 기존의 IMM/IE 혼합 필터와 제안 알고리즘 1 및 2에 대해 비교하였다. 이 결과로부터 여기서 제안한 두 가지 방안이 추적오차를 더 감소시키는 것을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] P. C. Tuan and L. W. Fong, "An IMM tracking algorithm with input estimation", *International Journal of Systems Science*, vol. 27(7), pp. 629-639, 1996.

[2] R. A. Singer, "Estimation optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-6, pp. 473-483, 1970.

[3] R. L. Moose, "An adaptive state estimation solution to the maneuvering target problem", *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-20(2), pp. 359-362, 1975.

[4] N. H. Gholson, and R. L. Moose, "Maneuvering target tracking using adaptive state estimation", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-13, pp. 310-317, 1977.

[5] Y. T. Chan, A. G. C. Hu, and J. B. Plant, "A Kalman Filter based tracking scheme with input estimation", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-15, pp. 237-244, 1979.

[6] T. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-23, pp. 298-310, 1987.

[7] T. C. Wang and P. K. Varshney, "A tracking algorithm for maneuvering targets", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-29 (3), pp. 910-924, 1993.

[8] I. H. Whang, J. G. Lee and T. K. Sung, "A tracking Modified input estimation technique using pseudoresiduals", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-30, pp. 220-228, 1994.

[9] H. A. P. Blom and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients", *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-33, pp. 780-783, 1988.

[10] Y. Bar-Shalom, K. C. Chang, and H. A. P. Blom, "Tracking a maneuvering target using estimation versus the interacting multiple model algorithm", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES- 25(2), pp. 296-300, 1989.

[11] W. D. Blair, and G. A. Watson, "Interacting Multiple bias model algorithm with application to tracking maneuvering targets", *Proceedings of the 31st Conference on Decision and Control*, pp. 3790-3795, 1992.

[12] A. Munir, and D. P. Atherton, Adaptive interacting multiple model algorithm, *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers: Radar, Sonar and Navigation*, 142(1), pp. 11-17, 1995.

임 상 석(林尙石)



1976년 2월 : 한국항공대학교 항공
공전자공학과(공학사)

1984년 10월 : Ottawa대학교 대학
원(공학석사)

1990년 5월 : Ottawa 대학교 대학
원(공학박사)

1976년 3월~1982년 7월 : 국방과학

연구소 연구원

1984년 11월~1987년 8월 : 캐나다 DREO

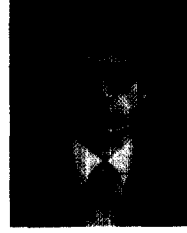
1990년 6월~1992년 5월 : Royal Military College,
Kingston, Canada

1992년 6월~1995년 2월 : 캐나다 DREO

1995년 3월~현재 : 한국항공대학교 전자·정보통신·컴퓨터
공학부 부교수

관심분야 : 항공전자, GPS 응용, CNS/ATM, Filter 설계,
Navigation System, Target Tracking.

박 정 호(朴禎號)



1999년 2월 : 한국항공대학교 항공
공전자공학과(공학사)

1999년 3월~현재 : 한국항공대학
교 항공전자공학과 대학원(석사
과정)

관심분야 : Target, Tracking GPS
/INS 통합, CNS/ATM 등