

평방근 정보필터를 이용한 상관된 측정잡음을 갖는 기동표적의 추적을 위한 상호간섭다중모델 기법

권성숙* · 김경연*

An IMM Approach for Tracking a Maneuvering Target with Correlated Measurement Noise Based on the Square Root Information Filter

Seong-Sook Kwon* and Kyung-Youn Kim*

ABSTRACT

In tracking a maneuvering target by a radar system, the measurement noise is significantly correlated when the measurement frequency is high. In this paper, we describe an efficient interacting multiple model(IMM) approach for tracking a maneuvering target with correlated measurement noise based on the square root information filter(SRIF). The SRIF is employed instead of conventional Kalman filter since it exhibits more efficient features in handling the decorrelation process and improved numerical characteristics. The Monte Carlo simulations for the maneuvering target are provided to demonstrate the enhanced tracking performance of the proposed algorithm.

Key words : Correlated measurement noise, Maneuvering target tracking, Interacting multiple model, Square root information filter

1. 서론

각종 센서로부터 얻어지는 잡음(noise)이 포함된 측정 data를 이용하여 목표물의 위치, 속도 및 가속도 등의 정보를 정확하게 추정(estimation)하는 것을 표적추적(target tracking)이라고 한다. 표적추적에서 가장 중요한 것 중의 하나는 표적의 동력학(dynamics)에 대한 정확한 수학적 모델을 찾는 것이며, 이 문제

는 오랜 기간동안 연구되어 왔다.^{1)~4)} 일정한 직선을 따라 등속운동을 하는 표적에 대한 수학적 모델은 가속 또는 기동(maneuver)운동을 하는 표적에 대한 수학적 모델과는 다르며, 또한 이러한 수학적 모델이 정확하지 않으면 아무리 우수한 추적기(tracker or filter)를 설계하더라도 실제 추적성능(tracking performance)은 저하되며, 심지어 표적을 잃어버리기도(track loss)한다. 표적이 갑작스런 기동을 하는 경우, 기동입력의 크기나 기동시각 및 종료시각 등을 관측자(observer)가 정확히 알지 못하여 항상 시간지연(time-delay)이 존재하므로 정확한 추적필터를 설

* 제주대학교 전자공학과
Dept. of Electronic Eng., Cheju Nat'l Univ.

제하는 것이 매우 어렵다.

이러한 수학적 모델의 불일치(model mis-match) 문제를 극복하기 위한 연구는 다각도로 진행되어 왔으며, 크게 세 가지로 분류할 수 있다. 잔류오차(residual error)로부터 미지의 기동 입력을 추정하여 보상하는 입력추정(input estimation)기법⁵¹⁻⁷⁾, 기동이 탐지되면 저차의 모델을 고차의 모델로 바꾸고 기동필터를 재초기화 시키는 가변차원(variable dimension)기법⁸¹⁻⁹⁾, 그리고 여러 개의 필터를 사용하여 각 필터의 출력을 확률적도에 따라 서로 조합하여 예측상태를 구하는 상호간섭다중모델(interacting multiple model)기법¹⁰¹⁻¹³⁾ 등이 있다. Chan 등⁶⁾에 의해 제안된 입력추정기법은 Bolger⁵⁾에 의해 그 단점이 보완되었으나 많은 수의 필터가 필요하므로 비효율적이며, 가변차원기법은 비록 간단하지만 기동이 탐지되면 저차의 모델을 고차의 모델로 전환하여 재초기화 시켜야 함으로 data의 처리과정에서 불연속성(discontinuity)이 발생하여 실시간 구현이 어렵다. 상호간섭 다중모델기법은 나머지 두 기법에 비해 상대적으로 비교적 양호한 계산부담(computational load)으로 좋은 추적성능을 보이며, 여러 가지 표적추적의 실시간 구현에 응용되고 있다.

그러나, 지금까지 소개된 상호간섭 다중모델 알고리즘들은 모두 전통적인 칼만필터를 사용하고 있다. 칼만필터는 그것이 갖는 고유의 간단성(simplicity)과 다양성(versatility)에도 불구하고, filtering 과정 중에 컴퓨터 round-off 오차에 민감하므로 공분산행렬의 양한정성이 보장되지 않는 등의 수치적으로 불안정한 특성을 나타내며, 특히 ill-condition시에는 추적성능이 현저히 저하된다.^{14),15)}

평방근 정보필터는 칼만필터가 갖는 이러한 수치적인 불안정성을 해결하기 위한 대표적인 예이다. 이 방법에서는 filtering 과정 중에 공분산 행렬 대신에 그의 평방근을 propagation함으로써 이들로부터 얻어지는 공분산행렬의 대칭성(symmetry)과 양한정성이 보장되며, 동일한 word-length를 갖는 컴퓨터에서 실제적인 정확도가 2배 증가됨이 입증된 바 있다.¹⁵⁾

일반적으로, 추적시스템에서는 측정잡음 및 공정잡음을 백색 가우시안(white Gaussian)으로 가정하고 추적필터를 설계하고 있으며, 이들 필터의 최적성

(optimality)은 이러한 가정하에 보장된다. 만약 이러한 가정이 성립하지 않으면 추적필터는 더 이상 최적필터가 아니며 따라서 추적성능도 저하된다. 실제적인 레이다 시스템에 있어서 측정주파수가 고주파일 경우, 측정잡음은 시간적으로 독립이지 못하므로 상관관계(correlation)를 갖는다. Rogers¹⁶⁾는 측정잡음을 1차 마코프(Markov) 프로세스로 모델링하여 $\alpha-\beta$ 필터를 설계함으로써 비기동 표적에 대한 추적성능을 향상시켰다. Guu 등¹⁷⁾은 Rogers의 방법을 이용하여 간단한 비상관 프로세스(decorrelation process)를 설계하여 상호간섭 다중모델에 적용함으로써 상관된 측정잡음을 갖는 기동표적에 대한 추적성능을 향상시켰다.

본 논문에서는 상관된 측정잡음을 갖는 기동표적의 효과적인 추적을 위하여, 평방근 정보필터를 기초로 하는 상호간섭 다중모델 알고리즘을 제안하였다. 제안된 상호간섭 다중모델 알고리즘은 등속 및 등가속 모델에 대한 병렬 평방근 정보필터로 구성되며, 이들 평방근 정보필터는 칼만필터에 비해 수치적으로 견실(numerically robust)할 뿐만 아니라 비상관 프로세스를 수용할 수 있는 구조적인 장점을 갖는다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 표적의 기동운동 모델 및 측정식을 기술한다. 3절에서는 비상관프로세스를 평방근 정보필터에 포함시켜 이를 기초로 하는 상호간섭다중모델 알고리즘을 제안한다. 4절에서는 기동표적에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안된 알고리즘의 추적효율을 알아보고, 끝으로 5절에서 결론을 맺는다.

II. 표적의 운동모델 및 측정식

일반적으로 추적시스템에서는 표적에 대한 운동모델은 직각좌표계(cartesian coordinates)를 사용하고, 센서에 의한 측정모델은 구좌표계(spherical coordinates)를 사용한다. 따라서 표적의 운동모델은 위치, 속도 및 가속도 등의 상태벡터로 표시되는 선형상태방정식이 되며, 센서의 측정모델은 거리(range), 방위각(azimuth) 및 고도각(elevation) 등의 출력벡터로 표시되는 비선형 측정방정식이 된다. 여기서 비선형성(nonlinearity)

은 직각좌표계에서 구좌표계로의 변환시에 발생한다.
 표적에 대한 이산시간 선형동적모델은 다음과 같이 주어진다.

$$x_{k+1}^i = \Phi^i x_k^i + \Psi^i w_k^i, \quad k \in [0, k-1], \quad i=1,2 \quad (1)$$

여기서, $x_k^i \in R^{n \times 1}$ 는 시각 k 에서 i 모델의 상태벡터를 나타내며, $i=1$ 은 비기동시의 표적모델이며 $i=2$ 는 기동시의 표적모델이므로 $n_1=6$ 이고 $n_2=9$ 이다. 따라서 x^1 은 각 축의 위치와 속도벡터로 구성되며, x^2 는 각 축의 위치, 속도 및 가속도 벡터로 구성된다.

$$x^1 \equiv [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad z \quad \dot{z}]^T \quad (2)$$

$$x^2 \equiv [x \quad \dot{x} \quad \ddot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad \ddot{y} \quad z \quad \dot{z} \quad \ddot{z}]^T \quad (3)$$

한편, 상태전이행렬 $\Phi^i \in R^{n_i \times n_i}$ 와 프로세스 잡음이득행렬 $\Psi^i \in R^{n_i \times 3}$ 는

$$\Phi^i = \begin{bmatrix} F^i & 0 & 0 \\ 0 & F^i & 0 \\ 0 & 0 & F^i \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\Psi^i = \begin{bmatrix} G^i & 0 & 0 \\ 0 & G^i & 0 \\ 0 & 0 & G^i \end{bmatrix} \quad (5)$$

으로 주어지며, 여기서 모델1 경우에는

$$F^1 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G^1 = \begin{bmatrix} 1/2T^2 \\ T \end{bmatrix} \quad (6)$$

이며, 모델2에 대해서는

$$F^2 = \begin{bmatrix} 1 & T & 1/2T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G^2 = \begin{bmatrix} 1/2T^2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

이다. 식(6) 및 식(7)에서 T 는 측정센서의 샘플링 간격을 나타낸다.

또한, $w_k^i \in R^{3 \times 1}$ 는 영평균 백색 가우시안 프로

세스잡음으로서 다음과 같이 공분산 Q^i 를 갖는다고 가정한다.

$$E[w_k^i (w_j^i)^T] = Q^i \delta_{kj}, \quad \delta_{kj}: \text{크로네커델타함수} \quad (8)$$

센서의 측정모델은 비선형 방정식으로 기술되지만, 여기서는 계산상의 편의를 위해 다음과 같이 선형으로 간주한다.

$$z_k^i = H^i x_k^i + v_k^i \quad (9)$$

여기서, 모델 i 의 측정행렬 $H^i \in R^{3 \times n_i}$ 는 다음과 같이 직각 좌표계의 위치 정보만 측정한다고 가정한다.

$$H^1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$H^2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

한편, v_k^i 는 측정잡음을 나타내는 데, 측정주파수가 고주파일 경우에는 측정잡음의 시간에 대한 상관관계를 무시할 수가 없게 된다. 따라서, 측정잡음을 다음과 같이 1차 마코프 프로세스로 모델링한다.

$$v_{k+1}^i = \lambda^i v_k^i + \nu_{k+1}^i \quad (12)$$

여기서, λ^i 는 모델 i 의 상관계수이며, ν_{k+1}^i 는 영평균 백색 가우시안 잡음을 나타낸다. ν_{k+1}^i 의 공분산은 ν_{k+1}^i 의 분산이 R^i 이라고 할 때 $(1 - (\lambda^i)^2)R^i$ 의 값을 갖는다.¹⁶⁾

$$E[v_k^i (v_j^i)^T] = R^i \delta_{kj} \quad (13)$$

$$E[\nu_k^i (\nu_j^i)^T] = (1 - (\lambda^i)^2)R^i \delta_{kj} \quad (14)$$

추가적으로 공분산 행렬 Q^i 와 R^i 는 다음과 같이 이들의 평방근을 정의하기 위해 양반한정(positive semi-definite)이 됨을 가정한다.

$$(Q^i)^{-1} = (R_w^i)^T R_w^i \quad (15)$$

$$(R^i)^{-1} = (R_v^i)^T R_v^i \quad (16)$$

$$= [H^i - \bar{\lambda}^i H^i (\Phi^i)^{-1}] x_k^i + \bar{\lambda}^i H^i (\Phi^i)^{-1} \Psi^i w_{k-1}^i + [(\lambda^i - \bar{\lambda}^i) v_{k-1}^i + v_k^i] \quad (17)$$

III. 비상관 프로세스를 갖는 수정된 상호간섭 다중모형

3.1. 비상관 프로세스

상관된 측정잡음을 시간에 대해 독립되게 하기 위해서 여기서는 i 모델의 실제 측정벡터인 z_k^i 대신에 새로운 의사(pseudo) 측정벡터 y_k^i 를 유도한다. 하지만 실제의 상관계수 λ^i 를 알 수 없으므로, 상관계수를 $\bar{\lambda}^i$ 로 추정한다.

$$\begin{aligned} y_k^i &= z_k^i - \bar{\lambda}^i z_{k-1}^i \\ &= (H^i x_k^i + v_k^i) - \bar{\lambda}^i (H^i x_{k-1}^i + v_{k-1}^i) \\ &= [H^i x_k^i - \bar{\lambda}^i H^i (\Phi^i)^{-1} (x_k^i - \Psi^i w_{k-1}^i)] \\ &\quad + (v_k^i - \bar{\lambda}^i v_{k-1}^i) \end{aligned}$$

식(17)을 아래와 같이 치환하면, 새로운 의사 선형측정모형식을 얻을 수 있다.

$$\hat{H}^i \equiv H^i - \bar{\lambda}^i H^i (\Phi^i)^{-1} \quad (18)$$

$$\hat{v}_k^i \equiv \bar{\lambda}^i H^i (\Phi^i)^{-1} \Psi^i w_{k-1}^i + [(\lambda^i - \bar{\lambda}^i) v_{k-1}^i + v_k^i] \quad (19)$$

$$y_k^i \equiv \hat{H}^i x_k^i + \hat{v}_k^i \quad (20)$$

만일 $\bar{\lambda}^i \approx \lambda^i$ 이라면, 새로운 측정잡음 \hat{v}_k^i 은 백색잡음이 되지만, 프로세스잡음 w_{k-1}^i 과 상관관계가 있는 백색잡음이 된다. 하지만 여기서, 대부분 실제적인 시스템에서는 식(19)의 첫번째항인 $\bar{\lambda}^i H^i (\Phi^i)^{-1} \Psi^i w_{k-1}^i$ 의 값이 매우 작은 값을 나타

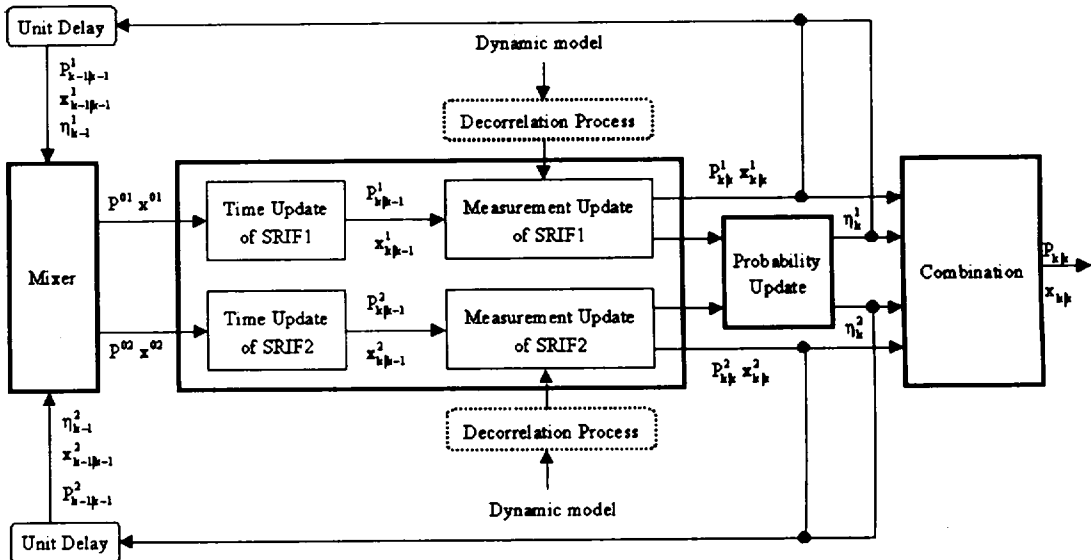


Fig. 1 Block diagram of the modified IMM algorithm.

내므로 시간에 대해 독립적인 측정잡음으로 표현될 수 있다.

3.2. 수정된 상호간섭 다중모델

상호간섭 다중모델은 기동 및 비기동운동을 동시에 수행하는 표적의 추적에 효과적이며 참고문헌 (11)에 상세히 기술되어 있다. 비상관 프로세스를 갖는 평방근 정보필터로 구성된 수정된 상호간섭 다중모델의 블록선도를 Fig. 1에 묘사하였다. Fig. 1은 차원이 다른 두개의 평방근 정보필터가 병렬로 접속되어 있고, 모델의 확률갱신부(model probability update), 각 필터입력부의 상태변수 예측혼합기(estimate mixer) 및 각 필터출력부의 상태변수 예측결합기(estimate combiner) 등의 4부분과 비상관프로세스로 구성된다. Fig. 1에서 각 필터의 입력은 그 전단계에서 측정갱신(measurement update)된 상태추정치가 모델의 확률에 따라 혼합된 $x_{k-1|k-1}^{01}$, $x_{k-1|k-1}^{02}$ 및 새로운 의사측정치 y_k^i 이며 이들은 필터의 시간갱신(time update)단계 및 측정갱신(measurement update)단계를 거쳐 $x_{k|k}^1$ 및 $x_{k|k}^2$ 가 구해지며, 최종적으로 모델의 확률에 따른 하중치가 곱해져 최종 상태예측값 $x_{k|k}$ 가 구해진다.

Fig. 1의 수정된 상호간섭 다중모델 알고리즘을 각 단계별로 요약하면 다음과 같다.

1단계 : 상태변수 예측혼합

전 단계에서 얻어진 상태추정치 $x_{k-1|k-1}^i$, 그의 오차공분산 $P_{k-1|k-1}^i$ 이 모델확률 η_{k-1}^i ($i=1, 2$)에 따라 혼합된다.

$$x_{k-1|k-1}^{oi} = \sum_{j=1}^2 x_{k-1|k-1}^j \eta_{k-1}^{ij} \quad (21)$$

$$P_{k-1|k-1}^{oi} = \sum_{j=1}^2 \eta_{k-1}^{ij} [P_{k-1|k-1}^j + (x_{k-1|k-1}^j - x_{k-1|k-1}^{oi})(x_{k-1|k-1}^j - x_{k-1|k-1}^{oi})^T] \quad (22)$$

여기서,

$$\eta_{k-1|k-1}^{ji} = \frac{1}{c_i} p_{ji} \eta_{k-1}^j \quad (23)$$

$$c_i = \sum_{j=1}^2 p_{ji} \eta_{k-1}^j \quad (24)$$

이며, p_{ji} 는 모델 j 에서 모델 i 로의 천이확률을 의미하는 마코프 연쇄(Markov chain)를 나타낸다.

2단계 : 필터링¹⁸⁾

(1) 시간갱신

혼합된 상태추정치와 그의 오차 공분산은 아래와 같이 시간갱신(time update)된다.

$$T_{k|k-1}^i \begin{bmatrix} R_w^i & 0 & R_w^i \overline{W_{k-1}} \\ -R_{k-1|k-1}^i (\Phi^i)^{-1} \Psi^i & R_{k-1|k-1}^i (\Phi^i)^{-1} z_{k-1|k-1}^i & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_w^{i*} & R_{wz}^{i*} & (R_w^i \overline{W_{k-1}})^* \\ 0 & R_{k|k-1}^i & z_{k|k-1}^i \end{bmatrix} \quad (25)$$

여기서, $T_{k|k-1}^i$ 는 Householder 직교변환을 나타내며, $R_{k|k-1}^i$ 와 $z_{k|k-1}^i$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$(P_{k|k-1}^{oi})^{-1} \equiv R_{k|k-1}^i (R_{k|k-1}^i)^T \quad (26)$$

$$z_{k|k-1}^i \equiv R_{k|k-1}^i x_{k|k-1}^{oi} \quad (27)$$

식(25)부터 아래와 같이 시간갱신된 상태추정벡터를 구할 수 있다.

$$x_{k|k-1}^i = (R_{k|k-1}^i)^{-1} z_{k|k-1}^i \quad (28)$$

(2) 측정갱신

시간갱신된 상태추정치와 그의 오차공분산은 아래와 같이 Householder 직교변환 $T_{k|k}^i$ 에 의해 측정갱신된다.

$$T_{k|k}^i \begin{bmatrix} R_{k|k-1}^i & z_{k|k-1}^i \\ R_v^i \hat{H}^i & R_v^i y_k^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{k|k}^i & z_{k|k}^i \\ 0 & e_k^i \end{bmatrix} \quad (29)$$

여기서, \hat{H}^i 와 y_k^i 는 비상관 프로세스에 의해 구한 새로운 의사 측정행렬과 측정벡터이며, 필터링된 상태추정벡터는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$x_{k|k}^i = (R_{k|k}^i)^{-1} z_{k|k}^i \quad (30)$$

3단계 : 모델의 확률갱신

두 모델의 likelihood 함수는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$A_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi |S_k^i|}} \exp[-0.5 (\bar{z}_k^i)^T (S_k^i)^{-1} \bar{z}_k^i] \quad (31)$$

여기서, \bar{z}_k^i 와 S_k^i 는 각각 i 필터의 잔류오차 (residual error)와 그의 공분산이며, 2단계의 평방근 정보필터로부터 다음과 같이 구해진다.¹⁹⁾

$$|S_k^i| = \frac{|R_{k|k}^i|}{|R_{k|k-1}^i| |R_i^i|} \quad (32)$$

$$(\bar{z}_k^i)^T (S_k^i)^{-1} \bar{z}_k^i = (e_k^i)^T e_k^i \quad (33)$$

한편, 식(31)을 사용하여 모델확률을 아래와 같이 갱신한다.

$$\eta_k^i = \frac{1}{c} A_k^i \bar{c}_i \quad (34)$$

여기서, \bar{c}_i 는 식(24)에 정의되어 있으며, c 는 아래와 같이 정의되는 정규화 상수(normalization constant)이다.

$$c = \sum_{j=1}^2 A_k^j \bar{c}_j \quad (35)$$

4단계 : 상태변수 예측결합

측정갱신된 상태추정치와 그의 오차공분산은 갱신된 모델의 확률척도, 식(34)에 따라 가중치가 곱해져 결합됨으로써 최종 상태예측값과 그의 오차공분산을 얻는다.

$$x_{k|k} = \sum_{i=1}^2 x_{k|k}^i \eta_k^i \quad (36)$$

$$P_{k|k} = \sum_{i=1}^2 \eta_k^i [P_{k|k}^i + (x_{k|k}^i - x_{k|k})(x_{k|k}^i - x_{k|k})^T] \quad (37)$$

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

본 절에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 비상관 프로세스와 평방근 정보필터로 구성된 수정된 상호간섭다중모델(MIMM)을 표준 상호간섭다중모델(IMM)과 비교하여 그의 추적성능을 분석하였다. 추적하고자 하는 실제표적은 400 샘플링 순간까지는 등속운동을 하다가 401에서 700 샘플링 순간까지는 등가속운동을 하며, 다시 701부터 1000 샘플링 순간까지 등속운동을 하는 기동표적이며, 다음과 같은 운동모델을 이용하여 발생시켰다. 편의상 표적의 운동공간은 $X-Y$ 평면에 한정하였다.

$$x_{k+1} = \Phi x_k + B u_k + \Psi w_k \quad (38)$$

여기서, $x_k = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k)]^T$, $u_k = [U_k^x \quad U_k^y]^T$ 이며, 각 계수의 수치는 다음과 같다.

$$U_k^x = U_k^y = 0, \quad 0 \leq k \leq 400 \ \& \ 701 \leq k \leq 1000 \quad (39)$$

$$U_k^x = U_k^y = 20, \quad 401 \leq k \leq 700$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$B = \Psi = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} T^2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} T^2 & T \end{bmatrix}^T \quad (41)$$

그리고, 초기상태 $x_0 = [1000 \ 150 \ 2000 \ -100]^T$, 프로세스잡음 공분산이 0.001, 샘플링 간격 $T=0.05\text{sec}$ 로 설정하였으며, 실제 표적의 위치궤적을 Fig. 2(a)에 나타내었다.

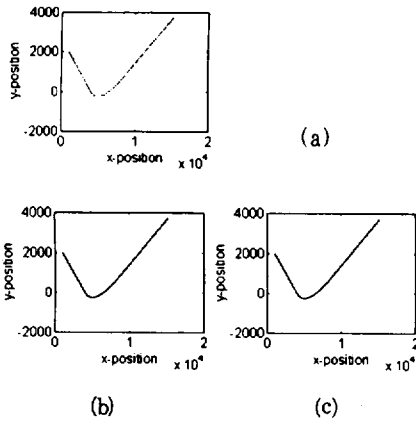


Fig. 2 Target position trajectory

- (a) True target position trajectory.
 (b) Estimated position trajectory for MIMM.
 (c) Estimated position trajectory for IMM.

한편, MIMM 알고리즘의 평방근 정보필터는 프로세스잡음 공분산행렬 $Q^1 = 100I_2$ 와 측정잡음 공분산행렬 $R^1 = I_2$ 를 갖는 2차 등속필터와, 프로세스잡음 공분산행렬 $Q^2 = 100I_3$ 와 측정잡음 공분산행렬 $R^2 = I_3$ 를 갖는 3차 등가속필터로 구성하였다. 비상관 프로세스의 실제 상관계수 λ 는 0.6067로 가정하고, 추정상관계수 $\hat{\lambda}$ 도 실제 상관계수와 같게 하였다. 그리고, 두 필터의 초기 추정상태는 실제 표적의 초기상태와 같게 하였으며, 초기 오차 공분산행렬은 $P_{0|0}^1 = 100I_4$, $P_{0|0}^2 = 100I_6$ 로 두었다. 모델간의 마코프 천이확률은 p_{12} , p_{21} 는 0.05로 p_{11} , p_{22} 는 0.95로 가정하였다.

Fig. 2(b)와 (c)는 각각 MIMM과 IMM에 의해 추정된 표적의 위치추적을 도시하였다. MIMM 및 IMM은 거의 유사한 추적성능을 나타내고 있으며, 실제 표적의 위치추적을 정확하게 추적할 함을 알 수 있다.

Fig. 3(a)(b)와 (c)(d)는 각각 MIMM과 IMM에 의해 추정된 속도추적을 실제 표적의 속도추적과 함께 도시하였다. 400샘플링 순간까지는 일정한 속도를 유지하다가 700회까지 1차적으로 증가하며 그후부터는 다

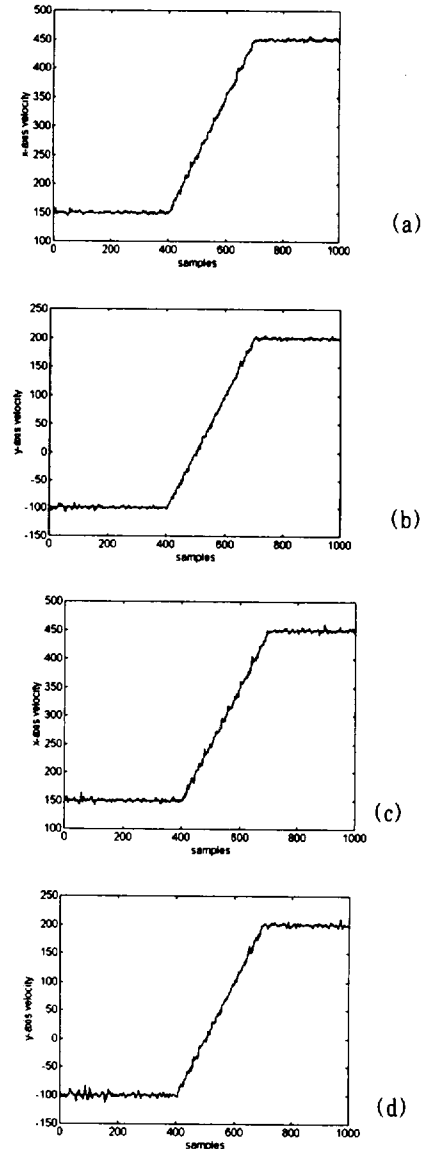


Fig. 3 Estimated target velocity trajectory

- (a) Estimated target velocity trajectory for MIMM (x axis).
 (b) Estimated target velocity trajectory for MIMM (y axis).
 (c) Estimated target velocity trajectory for IMM (x axis).
 (d) Estimated target velocity trajectory for IMM (y axis).

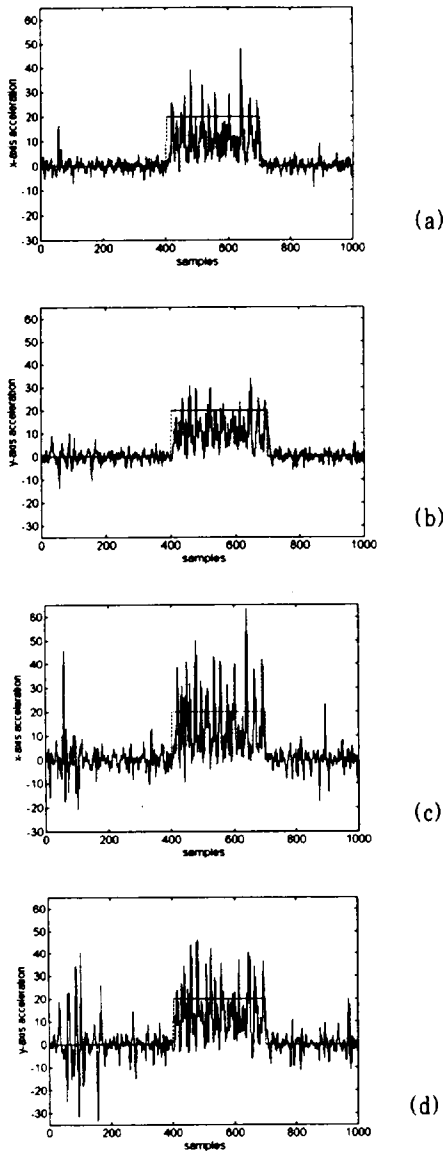


Fig. 4 Estimated target acceleration trajectory
 (a) Estimated target acceleration trajectory for MIMM(x axis).
 (b) Estimated target acceleration trajectory for MIMM(y axis).
 (c) Estimated target acceleration trajectory for IMM(x axis).
 (d) Estimated target acceleration trajectory for IMM(y axis).

시 일정하게 유지함을 알 수 있으며, MIMM이 미세한 추적성능의 개선을 보이고 있다. Fig. 4(a)(b)와 (c)(d)는 각각 MIMM과 IMM에 의해 추정된 가속도계적을 도시한 것이다. 401샘플링 순간에서 700샘플링 순간까지는 크기가 20인 일정한 가속도를 가지고 있으며 그 외의 구간은 0이다. 가속도에 대한 추적성능은 MIMM이 IMM에 비해 현저히 개선됨을 알 수 있다.

추적성능을 보다 정확하게 비교하기 위하여, 50회의 몬테 칼로(Monte Carlo) 시뮬레이션을 수행하여 위치, 속도 및 가속도에 대한 RMS(root mean square)오차의 평균은 그림5에 나타내었다. Fig. 5에

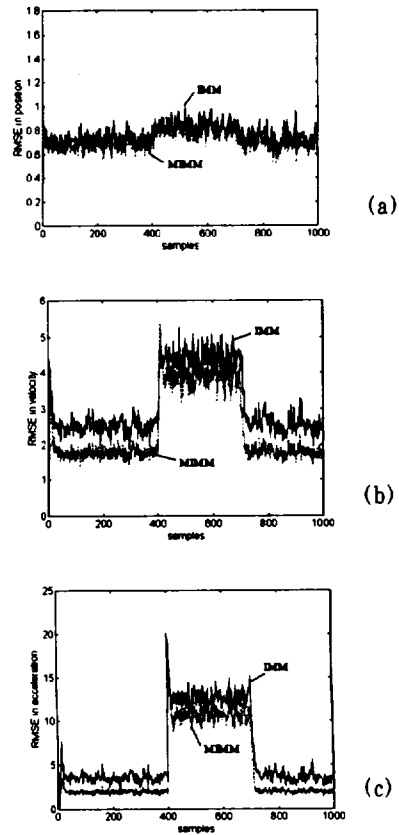


Fig. 5 Average RMSE for MIMM and IMM
 (a) Average RMSE in position estimates.
 (b) Average RMSE in velocity estimates.
 (c) Average RMSE in acceleration estimates.

서 MIMM의 속도 및 가속도의 추적성능이 IMM에 비해 개선됨을 알 수 있다.

Fig. 6은 MIMM과 IMM 두 알고리즘의 등속모델과 등가속모델의 확률을 도시한 것이다. Fig. 6은 등속모델의 확률은 비기동구간에 우세하며, 등가속모델의 확률은 기동구간동안에 우세함을 나타내고 있다.

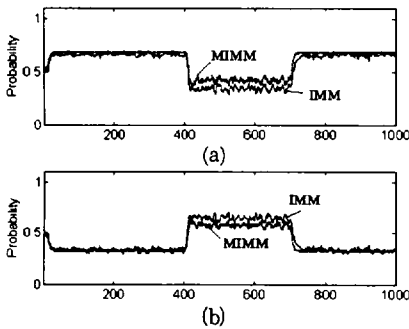


Fig. 6 Probability of the constant velocity and the constant acceleration model
(a) Probability of the constant velocity model.
(b) Probability of the constant acceleration model.

V. 결론

본 논문에서는 상관된 측정잡음을 갖는 기동표적의 추적을 위해, 비상관 프로세스를 갖는 평방근 정보필터로 구성된 상호간섭다중모델을 제안하였다. 평방근 정보필터는 전통적인 칼만필터가 갖는 수치적인 취약점을 보완할 수 있으며 비상관 프로세스를 효과적으로 수용할 수 있는 구조적인 장점을 갖는다. 또한, 상호간섭 다중모델 알고리즘의 모델의 확률갱신 단계에서 사용되는 오차항을 평방근 정보필터의 측정갱신 단계에서 부수적으로 얻을 수 있으므로 효과적이다. 시간에 상관된 측정잡음을 1차 마코프 프로세스 모델링함으로써 비상관 프로세스를 설계하였으며, 이를 평방근 정보필터의 측정갱신 단계에 포함시켜 측정주파수가 고주파일때의 추적성능을 향상시켰다. 일정가속구간을 갖는 기동표적에 대한 시뮬레이션을 통하여 제안된 알고리즘의 추적성능이 개선됨을 확인하였다.

참고문헌

- 1) Wang T.C. and Varshney P.K., 1993, "A tracking algorithm for maneuvering targets," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-29, No.3, pp.910-924.
- 2) Chang Chaw-Bing and Tabaczynski J.A., 1984, "Application of state estimation to target tracking," *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-29, No.2, pp.98-109.
- 3) Blackman S.S., 1986, *Multiple Target Tracking with Radar Applications*, Dedham, Mass.: Artech House.
- 4) Bar-Shalom Y. and Fortmann T.E., 1988, *Tracking and Data Association*, New York: Academic Press.
- 5) Bolger P.L., 1987, "Tracking a maneuvering target using input estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-23, No.3, pp.298-310.
- 6) Chan Y.T., Hu A.G.C., and Plant J.B., 1979, "A Kalman filter based tracking scheme with input estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-15, pp.237-244.
- 7) Bar-Shalom Y., Chang K.C., and Blom H.A.P., 1989, "Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-25.
- 8) Cloutier J.R., Lin C.F., and Yang C., 1993, "Enhanced variable dimension filter for maneuvering target tracking," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-29, No.3, pp.786-797.
- 9) Bar-Shalom Y. and Birniwal K., 1982, "Variable-dimension filter for maneuvering target tracking," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-18, pp.621-629.
- 10) Wu W.R. and Cheng P.P., 1994, "A nonlinear IMM algorithm for maneuvering target

- tracking." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. AES-30, No.3, pp.875-886.
- 11) Blom H.A.P. and Bar-shalom Y., 1988. "The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients." *IEEE Transactions on Automatic Control*. AC-33, pp.780-783.
 - 12) Lerro D. and Bar-shalom Y., 1993. "Interacting multiple model algorithm with target amplitude feature", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. AES-29, pp.494-509.
 - 13) Blair W.D., Watson G.A., and Rice T.R., 1991. "tracking maneuvering targets with an interacting multiple model filter containing exponentially-correlated acceleration model. *23rd Symposium on System Theory*, Columbia.
 - 14) Bierman G. J., 1977. *Factorization Methods for Discrete Sequential Estimation*. Academic Press.
 - 15) Kaminski P.G., Bryson A.E., Jr., and Schmidt S.F., 1971. "Discrete square root filtering: A survey of current techniques", *IEEE Transactions on Automatic Control*. AC-16, No.6, pp. 727-735.
 - 16) Rogers S.R., 1987. "Alpha-Beta filter with correlated measurement noise." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. AES-23, No.4, pp.592-594.
 - 17) Guu J.A. and Wei C.H., 1991. "Maneuvering target tracking using IMM method at high measurement frequency." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. AES-27, No.3.
 - 18) Kim K.Y., 1995. "Tracking of maneuvering target with kinematic constraints using square root information filter." *Journal of KIEE*. Vol.44, No.12, pp.1655-1660.
 - 19) Bierman G.J., Belzer M.R., Vandergraft J.S. and Porter D.W., "Maximum likelihood estimation using square root information filters", *IEEE Transactions on automatic control*. Vol.35, No.12, pp.1293-1298.