

기동 표적 추적을 위한 퍼지 IMM 알고리즘에 관한 연구

A Study on Fuzzy Interacting Multiple Model Algorithm for Maneuvering Target Tracking

김 현 식* 김 진 석* 황 수 복*
 Kim, Hyun-Sik Kim, Jin-Soek Hwang, Soo-Bok

ABSTRACT

The tracking algorithm based on the interacting multiple model(IMM) requires a considerable number of sub-models for the various maneuvering targets in order to have a good performance. But it is not feasible to use the IMM algorithm in the real system because of the computational burden. Therefore, we need an algorithm which requires less computing resources while maintaining a good performance. In this paper, we propose a fuzzy interacting multiple model algorithm(FIMMA) for the tracking of maneuvering targets, which uses a minimal number of sub-models by considering the maneuvering properties and adjusts the mode transition probabilities by using the mode probability as a fuzzy input. In order to verify the performance of FIMMA, the developed algorithm is applied to the tracking of airborne targets. Simulation results show that the FIMMA is very effective in the tracking of maneuvering targets.

주요기술용어(주제어) : FIMMA(퍼지 상호작용 다중 모델 알고리즘), Mode Transition Probabilities(모델 전이 확률), Maneuvering Target Tracking(기동 표적 추적)

1. 서 론

최적 필터 이론에 기초한 칼만 필터(Kalman Filter)는 표적 추적에 널리 사용되어 왔다. 그러나 기동 표적 추적에 있어서 단일 필터가 사용되면 그 성능이 저하된다. 이러한 이유로 많은 종류의 칼만 필터 알고리즘들이 연구되어 왔다. 그 중에서도 상호작용 다중 모델(Interacting Multiple Model : IMM) 알고리

즘이 다양한 표적의 기동에 대해서 좋은 성능을 갖는 것으로 알려져 있다.^[1~4]

IMM 알고리즘에 있어서, 표적의 기동이 부 모델(sub-model)의 출력과 유사하면 추적 오차는 작고, 그렇지 않으면, 그 오차는 상대적으로 크다. 이러한 이유로, IMM 알고리즘이 다양한 표적의 기동에 대해서 좋은 성능을 갖기 위해서는 많은 수의 부 모델들을 필요로 한다. 그러나 많은 연산량을 필요로 하는 알고리즘을 사용하는 것은 실제 시스템 적용에 있어서 바람직하지 않다. 따라서 다양한 표적의 기동에 대해서 좋은 성능뿐만 아니라 적은 연산량을 갖는 IMM 알고리즘이 필요하다.

이를 해결하기 위하여 IMM 알고리즘의 부 모델

† 2004년 10월 18일 접수~2004년 12월 13일 심사완료

* 국방과학연구소 2체계본부(Agency for Defense Development)

주저자 이메일 : hskim@add.re.kr

수를 최소화하고, 표적의 기동에 대한 최적의 부 모델을 찾기 위해서 유전 알고리즘(genetic algorithm : GA)을 사용하여 부 모델의 파라미터를 조정하는 알고리즘이 제안되었다.^[5] 이 알고리즘은 좋은 성능뿐만 아니라 적은 수의 부 모델을 가지기는 하지만 GA를 사용하여 부 모델을 최적화하는데 있어서 여전히 연산 부하를 가지고 있다.

그런데, IMM 알고리즘의 성능은 모델 천이 확률(mode transition probabilities)에도 의존한다. 모델 천이 확률이 조정되어 지면 IMM 알고리즘의 성능은 시뮬변 모델 천이 확률을 갖는 기존의 IMM 알고리즘보다 우수하다. 이러한 의미에서 모델 천이 확률을 조정하는 알고리즘이 제안되었다.^[6] 이 알고리즘은 좋은 성능에도 불구하고 복잡한 수식으로 인하여 모델 천이 확률을 결정하는데 어려움이 있다.

이러한 문제들을 해결하기 위하여 추적 대상의 기동 특성을 고려하여 결정된 최소한의 부 모델 수를 가지며 퍼지 입력으로서 모드 확률(mode probability)를 사용하여 모델 천이 확률을 조정하는 퍼지 상호작용 다중 모델 알고리즘(Fuzzy Interacting Multiple Model Algorithm : FIMMA)을 제안하고자 한다. 추적 대상의 기동 특성을 고려하여 최소한의 부 모델을 정의하게 되면 이 알고리즘을 적은 연산량을 갖게 되고, 모드 확률이 퍼지 입력으로서 사용되면 다음의 장점을 갖는다. 즉, 이 알고리즘은 단순화(simplified) 퍼지 추론 방법^[7]을 쉽게 확장하여 적용할 수 있으며, 모드 확률 자체가 정규화된 값이므로 퍼지 입력을 정규화할 필요가 없으며, 퍼지 분할이나 퍼지 룰과 같은 설계 요소에 전문가의 지식을 쉽게 도입할 수 있다.

IMM 알고리즘은 2장에서 소개되며, FIMMA의 설계는 3장에서 설명된다. 그리고 시뮬레이션 결과는 4장에 기술된다. 마지막으로, 결론은 5장에 요약된다.

2. IMM 알고리즘의 소개

이 장에서는 칼만 필터에 기초한 IMM 알고리즘의 주요 요소가 소개된다. 자세한 내용은 참고문헌 [2]에 잘 설명되어 있다. Markov 사슬(chain)과 관련한 모델 천이 확률은 다음과 같이 정의된다.

$$p_{ij} = P\{M_j(k)|M_i(k-1)\} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1j} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{i1} & p_{i2} & \cdots & p_{ij} \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서, $i, j = 1, \dots, r$ 이고, r 은 부 모델의 수이다. 다음으로, 합병(merging) 확률은 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_{ij}(k-1|k) = \frac{1}{c_j} p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (2)$$

여기서, c_j 는 j 번째 부 모델의 정규화 상수이다.

$$c_j = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (3)$$

그리고 혼합(mixed) 상태와 공분산은 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{x}_0^j(k|k) = \sum_{i=1}^r \hat{x}^i(k|k) \mu_{ij}(k-1|k) \quad (4)$$

$$P_0^j(k|k) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1|k) \{P^i(k|k) + [\hat{x}^i(k|k) - \hat{x}_0^j(k|k)][\hat{x}^i(k|k) - \hat{x}_0^j(k|k)]^T\} \quad (5)$$

여기서, $\hat{x}^i(k|k)$ 는 k 스캔에서의 상태 벡터이다.

또한 모드 확률은 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_j(k) = \frac{1}{c} \Lambda_j(k) c_j \quad (6)$$

여기서, c 는 정규화 상수이다.

$$c = \sum_{j=1}^r \Lambda_j(k) c_j \quad (7)$$

여기서, $\Lambda_j(k)$ 는 likelihood 함수이다.

최종적인 결합(combined) 상태와 공분산은 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{x}(k|k) = \sum_{j=1}^r \hat{x}^j(k|k) \mu_j(k) \quad (8)$$

$$P(k|k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \left\{ P^j(k|k) + [\hat{x}^j(k|k) - \hat{x}(k|k)][\hat{x}^j(k|k) - \hat{x}(k|k)]^T \right\} \quad (9)$$

위 방정식들로부터 IMM 알고리즘의 성능은 부 모델들과 모델 천이 확률에 의존함을 알 수 있다.

표적 기동이 부 모델의 출력과 유사하면 추적 오차는 작고, 그렇지 않으면 그 오차는 상대적으로 크다. 그리고 식 (1)의 모델 천이 확률이 조정되어 지면 IMM 알고리즘의 성능은 시불변 모델 천이 확률을 갖는 기존의 IMM 알고리즘보다 우수하다. 즉, 식 (1)의 임의의 열(column)의 값이 증가되면 해당 부 모델이 식 (8)의 결합 상태를 생성하는데 지배적으로 반영되고, 식 (1)의 모든 열의 값이 동일하게 할당되면 모든 부 모델이 식 (8)의 결합 상태를 생성하는데 동등하게 반영된다.

3. FIMMA의 설계

이 장에서는 추적 대상의 기동 특성을 고려하여 결정된 최소한의 부 모델 수를 가지며 퍼지 입력으로서 모드 확률(mode probability)을 사용하여 모델 천이 확률을 조정하는 FIMMA가 제안된다.

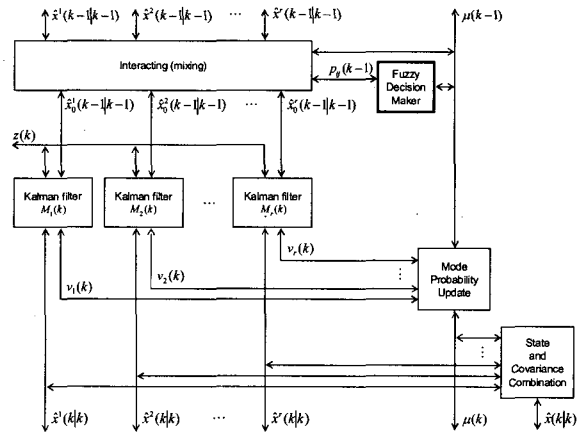
퍼지 추론기(fuzzy decision maker)를 갖는 FIMMA의 한 주기는 그림 1에 보여진다.

FIMMA의 상세 설계 절차는 다음의 2 단계로 나누어진다.

첫 번째 단계에서는, 기동 특성을 고려하여 FIMMA의 부 모델들이 정의된다. 기동 특성은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Maneuvering Properties(v, T, \sigma_m) \quad (10)$$

여기서, v 는 표적 속도, T 는 샘플링 주기, 그리고,



[그림 1] The FIMMA(one cycle)

σ_m 은 측정 잡음의 표준 편차이다.

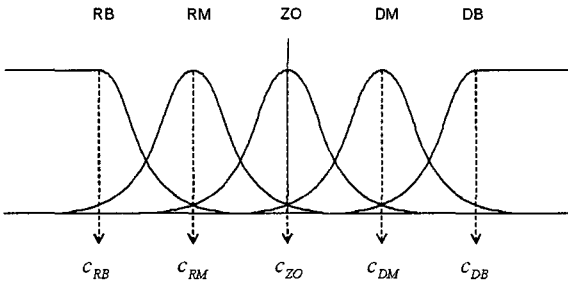
표적 속도, 샘플링 주기, 측정 잡음의 표준 편차와 같은 추적 대상의 기동 특성이 부 모델의 정의에 고려되어 지면, 최소한의 부 모델 수를 결정할 수 있다. 즉, 일반적으로 추적 대상의 기동 특성은 알려져 있으므로 표적의 기동이 백색 가우시안 프로세스 잡음을 갖는 경우를 가정하면, 등속도 모델, 등가속도 모델, 회전 모델과 같은 동역학적 모델 가운데에서 표적의 속력을 고려하여 부 모델을 선택할 수 있다. 그런데, 샘플링 주기가 짧고 측정 잡음이 크면 불필요한 부 모델이 존재하므로 부 모델의 수는 감소될 수 있다.

위의 과정으로부터 추적 대상의 기동 특성을 고려하여 최소한의 FIMMA 부 모델을 정의하였다. 이를 통하여 제안된 알고리즘은 적은 연산량을 갖는다.

두 번째 단계에서는 퍼지 입력으로서 모드 확률을 사용하여 모델 천이 확률을 조정하는 FIMMA의 퍼지 추론기가 설계된다.

식 (1)의 모델 천이 확률을 조정하기 위해서, 각각의 부 모델들을 평가하기 위한 성능 지표가 요구된다. 식 (6)에서, 모드 확률은 각각의 부 모델을 평가할 수 있는 likelihood 함수를 포함하고 있다. 따라서 모드 확률이 퍼지 입력으로서 사용된다.

퍼지 추론기를 위한 퍼지화(fuzzification)는 종형(bell-shaped)의 멤버십 함수(membership functions) 5개를 사용한다.



[그림 2] Fuzzy partition for FIMMA

퍼지화와 관련된 퍼지 분할(fuzzy partition)은 그림 2에 보여진다.

이 퍼지 분할은 식 (6)의 모드 확률이 0에서 1의 값을 가지고 있다는 사실 뿐만 아니라 우성과 열성의 부 모델이 존재한다는 개념을 사용하고 있다. 이는 퍼지 입력으로서 모드 확률을 사용하는 것과 밀접한 관련이 있다.

전문가의 지식으로부터, RB, ZO 및 DB 멤버십 함수의 중심들은 다음과 같이 쉽게 정해진다.

$$\begin{cases} c_{RB} = 0.0 \\ c_{ZO} = 1/r \\ c_{DB} = 1.0 \end{cases} \quad (11)$$

그리고 RM 및 DM 멤버십 함수의 중심들은 부 모델간의 유사도를 고려함으로써 적절히 정해진다. 즉, 부 모델들 간에 유사도가 높으면, c_{RM} 및 c_{DM} 은 c_{ZO} 에 가까워지고, 그렇지 않으면 그들은 c_{ZO} 에서 멀어진다.

퍼지 추론기를 위한 퍼지 추론 방법은 결론부가 상수 형태를 갖는 단순화 추론 방법을 사용한다. 앞서 언급한 모델 천이 확률은 행렬의 형태를 가지므로, 상수를 행렬로 확장할 필요가 있다.

퍼지 추론 방법과 관련한 퍼지 룰은 다음의 형태로 표현된다.

$$R^n: \text{if } \mu_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \mu_2 \text{ is } A_2 \text{ and } \dots \text{ and } \mu_r \text{ is } A_r \\ \text{then } p_{ij} = p_{ij}^n \quad (12)$$

여기서, R^n ($n = 0, 1, \dots, r$)은 n 번째 퍼지 룰을 나

타내며, μ_i 는 식 (2)의 모드 확률이고, A_i 는 i 번째 퍼지 멤버십 함수를 나타낸다. 그리고, p_{ij}^n 는 n 번째 퍼지 룰의 모델 천이 행렬을 나타낸다.

일반적으로, 우성의 부 모델의 수는 부 모델의 수에 비례한다. 하지만 식 (10)에 의해 정의된 부 모델은 유사하지 않으므로 이 룰에는 단 하나의 우성의 부 모델이 고려된다. 따라서, 이 룰은 각각의 부 모델이 우성인 경우와 모든 부 모델이 동일한 경우가 존재한다는 가정을 사용한다. 이 또한 퍼지 입력으로서 모드 확률을 사용하는 것과 밀접한 관련이 있다.

전문가의 지식으로부터, 퍼지 결론부를 구성하는 행렬 p_{ij}^n 는 다음과 같이 표현된다.

$$p_{ij}^n = \begin{bmatrix} c_j & c_2 & \dots & c_j \\ c_1 & c_2 & \dots & c_j \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_1 & c_2 & \dots & c_j \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서,

$$c_j = \begin{cases} 1/r, & n = 0 \\ c_{\max}, & n \neq 0 \text{ and } j = n \\ (1 - c_{\max}) / (r - 1), & n \neq 0 \text{ and } j \neq n \end{cases} \quad (14)$$

앞의 내용에 근거하여 제안된 퍼지 룰은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} R^0: & \text{if } \mu_1 \text{ is } ZO \text{ and } \mu_2 \text{ is } ZO \text{ and } \mu_3 \text{ is } ZO \\ & \text{then } p_{ij} = p_{ij}^0 \\ R^1: & \text{if } \mu_1 \text{ is bigger than DM and } \mu_2 \text{ is smaller than RM and } \mu_3 \text{ is smaller than RM} \\ & \text{then } p_{ij} = p_{ij}^1 \\ R^2: & \text{if } \mu_2 \text{ is bigger than DM and } \mu_1 \text{ is smaller than RM and } \mu_1 \text{ is smaller than RM} \\ & \text{then } p_{ij} = p_{ij}^2 \\ R^3: & \text{if } \mu_1 \text{ is bigger than DM and } \mu_1 \text{ is smaller than RM and } \mu_2 \text{ is smaller than RM} \\ & \text{then } p_{ij} = p_{ij}^3 \end{aligned} \quad (15)$$

퍼지 추론기를 위한 비퍼지화(defuzzification)은 다음의 형태로 표현된다.

$$p_{ij}(k) = \frac{\sum_{n=1}^l w_n p_{ij}^n}{\sum_{n=1}^l w_n} \quad (16)$$

여기서,

$$w_n = \prod_{i=1}^r m_{A_i}(\mu_i(k-1)) \quad (17)$$

결론적으로 이 퍼지 추론기는 식 (1) 및 식 (3)의 시불변 p_{ij} 를 식 (16)의 시변 $p_{ij}(k)$ 로 교체한다.

위의 과정으로부터 모드 확률이 퍼지 입력으로서 사용되는 퍼지 추론기를 설계하였다. 이를 통하여 제안된 알고리즘은 다음의 장점을 갖는다. 즉, 이 알고리즘은 단순화 퍼지 추론 방법을 쉽게 확장하여 적용할 수 있으며, 모드 확률 자체가 정규화된 값이므로 퍼지 입력을 정규화할 필요가 없으며, 퍼지 분할이나 퍼지 룰과 같은 설계 요소에 전문가의 지식을 쉽게 도입할 수 있다.

4. 시뮬레이션 결과

FIMMA의 성능 검증은 수평면에서 등속도 및 회전 운동을 하는 대공 표적의 추적 문제에 대해서 이루어 졌다. 이 문제는 참고문헌 [8]에서도 보여 진다. 등속도 및 회전 운동과 관련된 프로세스 방정식은 다음과 같이 정의된다.

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix} v(k) \quad (18)$$

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & \sin \omega T / \omega & 0 & -(1 - \cos \omega T) / \omega \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & (1 - \cos \omega T) / \omega & 1 & \sin \omega T / \omega \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix} v(k) \quad (19)$$

여기서, T 는 샘플링 주기이고, ω 는 각속도이다.

상태 벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$x(k) = [\xi \quad \dot{\xi} \quad \eta \quad \dot{\eta}]^T \quad (20)$$

여기서, ξ 및 $\dot{\xi}$ 는 x축에 대한 표적의 위치와 속력이고, η 및 $\dot{\eta}$ 는 y축에 대한 표적의 위치와 속력이다.

측정 방정식은 다음과 같이 정의된다.

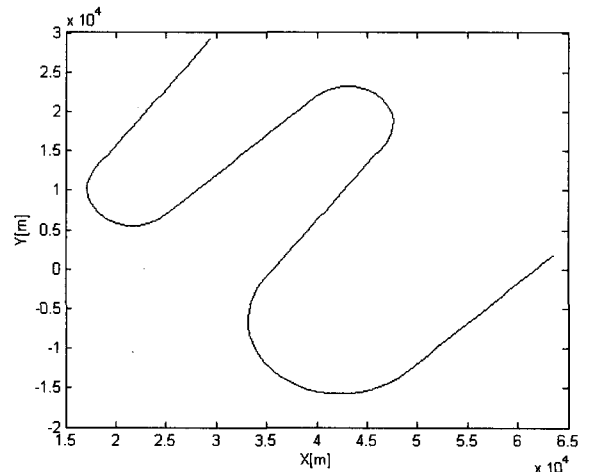
$$z(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x(k) + w(k) \quad (21)$$

기동 표적의 시뮬레이션 시나리오는 다음과 같이 정의 된다.

먼저, 1~20 스캔 동안에는 300m/s의 속력을 갖는 비기동(non-maneuvering) 비행이고, 21~33 스캔 동안에는 3.74°/s(2g acceleration)의 회전률(turn rate)을 갖는 180° 회전 비행이다. 34~53 스캔 동안에는 300m/s의 속력을 갖는 비기동 비행이고, 54~66 스캔 동안에는 -3.74°/s(2g acceleration)의 회전률(turn rate)을 갖는 -180° 회전 비행이다. 또한, 67~86 스캔 동안에는 300m/s의 속력을 갖는 비기동 비행이고, 87~112 스캔 동안에는 1.87°/s(g acceleration)의 회전률(turn rate)을 갖는 180° 회전 비행이다. 마지막으로, 113~132 스캔 동안에는 300m/s의 속력을 갖는 비기동 비행이다.

표적의 초기 상태는 다음과 같이 결정되었다.

$$x(0) = [30000 \quad -172 \quad 30000 \quad -246]^T$$



[그림 3] True trajectory of maneuvering target

프로세스 잡음의 표준편차는 $\sigma_v=0.0$ 이다.
 실제 궤적은 그림 3에 보여진다.
 센서 시스템의 샘플링 주기는 $T=3.5$ 이다.
 센서 시스템의 측정 잡음은 $\sigma_w=30.0$ 이다.
 추적 필터에 사용된 부 모델은 다음과 같다.

$$M = [\omega_1 = 0, \omega_2 = 2g, \omega_3 = -2g]^T$$

추적 필터에 사용된 프로세스 잡음의 공분산은 다음과 같다.

$$Q = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & 0 & 0 \\ T^3/2 & T^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^4/4 & T^3/2 \\ 0 & 0 & T^3/2 & T^2/2 \end{bmatrix} \sigma_v^2 \quad (22)$$

여기서, $\sigma_v=0.004$ 이다.

추적 필터에 사용된 측정 잡음은 $\sigma_w=30.0$ 이다.
 퍼지 분할의 파라미터는 $r=3, c_{RM}=0.16, c_{DM}=0.5$ 와 같이 결정되었다.

퍼지 룰의 파라미터는 $c_{max}=0.98$ 이다.

기존의 알고리즘과 FIMMA의 성능을 비교하기 위해서 IMM1과 IMM2를 위한 p_{ij1} 및 p_{ij2} 가 고려되었다. p_{ij1} 은 전문가의 지식을 사용하지 않는 경우이고, p_{ij2} 는 경험적인 전문가의 지식을 사용하는 경우이다. 이들은 다음과 같이 결정되었다.

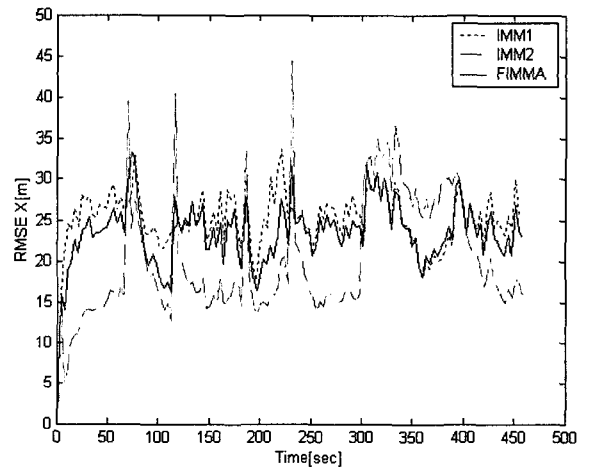
$$p_{ij1} = \begin{bmatrix} 0.33 & 0.33 & 0.33 \\ 0.33 & 0.33 & 0.33 \\ 0.33 & 0.33 & 0.33 \end{bmatrix}, \quad p_{ij2} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 & 0.05 \\ 0.025 & 0.70 & 0.25 \\ 0.025 & 0.25 & 0.70 \end{bmatrix}$$

FIMMA의 성능 검증은 100번의 Monte Carlo 시뮬레이션에 의해서 이루어졌다. 그 결과는 그림 4~8에 보여진다. 이들은 다음과 같이 표현되는 RMSE (root of mean square error)이다.

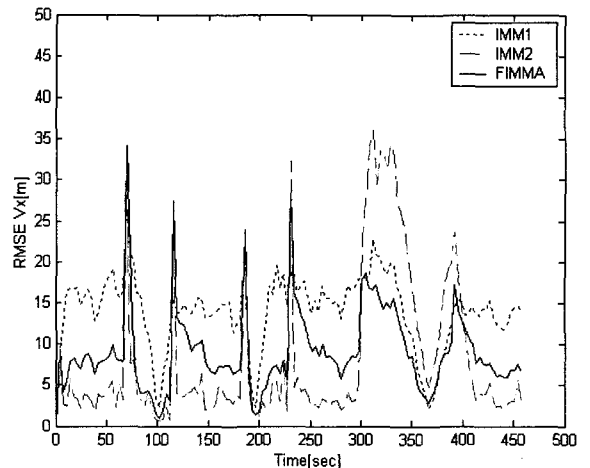
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}^j(k))(\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}^j(k))^T} \quad (23)$$

그림 4 및 5는 x축에 대한 표적의 위치 및 속력의 RMSE를 보여준다. 그리고, 그림 6 및 7은 y축에 대한 표적의 위치 및 속력의 RMSE를 보여준다. 지배적으로 우성인 부 모델이 존재하지 않는 87~112 스캔의 경우에는 FIMMA는 IMM1 보다 우수하고, IMM1은 IMM2 보다 우수하다. 그리고 지배적으로 우성인 부 모델이 존재하는 경우에는 IMM2는 FIMMA 보다 우수하고, FIMMA는 IMM1 보다 우수하다. 이들은 전체 표적 기동에 대해서 FIMMA가 가장 강인함을 의미한다.

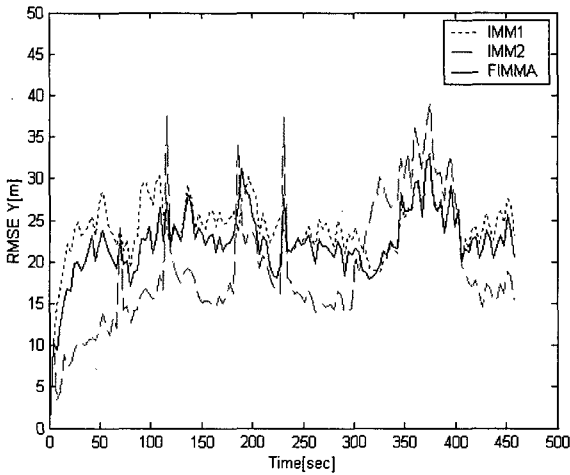
표 1은 전체 표적 기동에 대한 RMSE의 평균값으



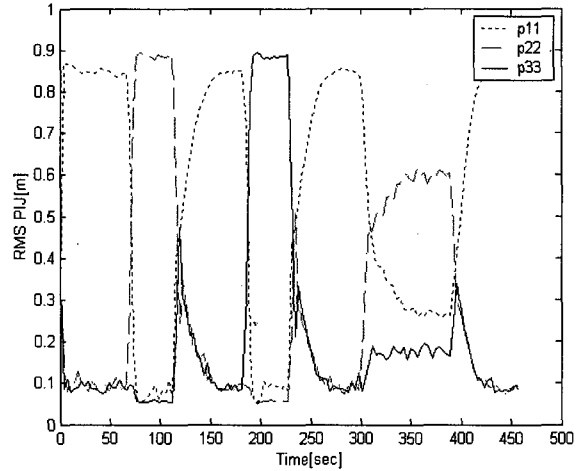
[그림 4] RMSE of target position(x-axis)



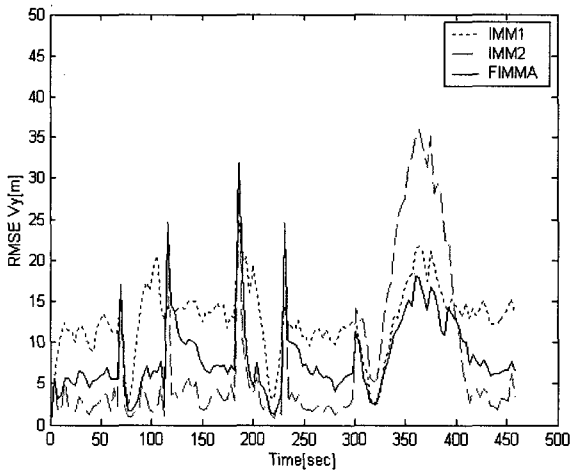
[그림 5] RMSE of target velocity(x-axis)



[그림 6] RMSE of target position(y-axis)



[그림 8] RMS value of mode transition probabilities



[그림 7] RMSE of target velocity(y-axis)

로서의 IMM1, IMM2 및 FIMMA의 성능 비교를 보여준다. 괄호 내의 값들은 지배적으로 우성인 부 모델이 존재하지 않는 87~112 스캔 동안의 경우이다. 이들 값들은 FIMMA가 전체 표적 기동에 대해서 가장 강인함을 정량적으로 검증하여 준다.

이들 비교는 비록 연산량 측면에서 동일한 조건하에서 수행되지는 않았지만, 연산량과 직접 관련이 있는 부 모델의 개수의 최소화화 최적의 성능을 보장하기 위한 모델 천이 확률의 최적화 관점에서 FIMMA의 우수성을 보이고 있다. 즉, 표적의 기동이 다양해질수록 기존의 IMM 알고리즘은 좋은 성능을 얻기 위해서는 많은 부 모델을 필요로 하므로 많은 연산량을 요구하는 반면에 FIMMA는 추적 대상의 분석을 통하여 최소한의 부 모델을 사용하고, 이로 인하여 생길 수 있는 단점을 보완하기 위해서 설계가 용이한 퍼지 추론기에 의해서 최적화된 모델 천이 확률을 사용하므로 연산량이 크게 증가하지 않는다.

그림 8은 식 (16)의 모델 천이 확률의 RMS 값을 보여준다. FIMMA는 표적 기동의 변화에 대해서 모델 천이 확률을 효과적으로 조정하고 있다.

앞의 결과로부터 FIMMA는 퍼지 입력으로서 모델 천이 확률을 조정하므로 기동 표적 추적에 매우 효과적임을 알 수 있다.

[표 1] 성능 비교

	Position X	Velocity X	Position Y	Velocity Y
IMM1	25.053 (24.344)	13.966 (13.034)	23.995 (24.183)	12.613 (13.090)
IMM2	20.089 (30.067)	8.187 (21.594)	18.994 (28.945)	7.727 (21.793)
FIMMA	23.424 (24.493)	9.031 (10.844)	22.169 (23.927)	8.110 (10.850)

5. 결론

본 논문에서는 추적 대상의 기동 특성을 고려하여 결정된 최소한의 부 모델 수를 가지며 퍼지 입력으로서 모드 확률을 사용하여 모델 천이 확률을 조정하는 FIMMA가 설계되었다.

설계의 첫 번째 과정에서는 추적 대상의 기동 특성을 고려하여 최소한의 FIMMA 부 모델을 정의하였다. 이를 통하여 제안된 알고리즘이 적은 연산량을 갖도록 하였다.

설계의 두 번째 과정에서는 모드 확률이 퍼지 입력으로서 사용되는 퍼지 추론기를 설계하였다. 이를 통하여 제안된 알고리즘은 다음의 장점을 갖도록 하였다. 즉, 이 알고리즘은 단순화 퍼지 추론 방법을 쉽게 확장하여 적용할 수 있으며, 모드 확률 자체가 정규화된 값이므로 퍼지 입력을 정규화할 필요가 없으며, 퍼지 분할이나 퍼지 룰과 같은 설계 요소에 전문가의 지식을 쉽게 도입할 수 있다.

FIMMA의 성능을 검증하기 위해서 대공 표적 추적이 수행되었다. Monte Carlo 시뮬레이션을 통한 그 결과들은 FIMMA가 추적 대상의 기동 특성을 고려하여 결정된 최소한의 부 모델 수를 가지며 퍼지 입력으로서 모드 확률을 사용하여 모델 천이 확률을 조정하므로 기동 표적 추적에 매우 효과적임을 보였다.

참 고 문 헌

[1] H. A. P. Blom, and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with a jump-linear smoothing application", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-33, no. 8, 1988, pp.780~783.
 [2] Y. Bar-Shalom, and Xiao-Rong Li, "Estimation

and Tracking Principles, Techniques and Software", Artech House, Inc, 1993.
 [3] X Rong Li, "Design of an Interacting Multiple Model Algorithm for Air Traffic Control Tracking", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 1, no. 3, 1993, pp. 186~194.
 [4] Y. Bar-Shalom, K. C. Chang, and H. A. P. Blom, "Tracking a manoeuvring target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-25, 1989, pp.296~300.
 [5] Bum-Jik Lee, Young-Hoon Joo, and Jin-Bae Park, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets", *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 1, no. 1, 2003, pp.93~100.
 [6] L. Campo, P. Mookerjee, and Y. Bar-Shalom, "State Estimation for Systems with Sojourn-Time-Dependent Markov Model Switching", *IEEE Transaction on Automatic Control*, vol. 36, no. 2, 1991, pp.238~243.
 [7] T. Takagi, and M. Sugeno, "Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control", *IEEE Transactions on Man and Cybernetics*, vol. SMC-15, 1985, pp. 116~132.
 [8] Dongguang Zuo, Chongzhao Han, ZhengLin, and Hongyan Zhu, Hanhong, "Fuzzy Multiple Model Tracking Algorithm for Manoeuvring Target", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-25, 2002, pp.296~300.