

지능형 입력추정에 기반한 상호작용 다중모델 기법을 이용한 기동표적 추적

이범직\*, 주영훈\*\*, 박진배\*

\*연세대학교 전기전자공학과, \*\*군산대학교 전자정보공학부

Maneuvering Target Tracking Using the IMM method Based on Intelligent Input Estimation

Bum Jik Lee\*, Young Hoon Joo\*\*, Jin Bae Park\*

\*Department of Electrical & Electronic Engineering, Yonsei University

\*\*School of Electronic and Information Engineering, Kunsan University

**Abstract** - A new interacting multiple model (IMM) method based on intelligent input estimation (IIE) is proposed for tracking a maneuvering target. In the proposed method, the acceleration level of each sub-filter is determined by IIE using the fuzzy system, which is optimized by the genetic algorithm (GA). The tracking performance of the proposed method is compared with those of the input estimation (IE) technique and the adaptive interacting multiple model (AIMM) method in computer simulations.

model)은 각각의 축에 대하여 다음과 같다.

$$X(k+1) = FX(k) + G[u(k) + v(k)]$$

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

여기서,  $X(k) = [p \ \dot{p}]^T = [p \ v]^T$ 는 상태 벡터,  $F$ 와  $G$ 는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고,  $u(k)$ 는 프로세스 잡음,  $v(k)$ 는 실제로 알지 못하는 가속도 입력이다. 또한 추정 방정식은 다음과 같다.

$$Z(k) = HX(k) + u(k)$$

여기서,  $H = [1 \ 0]$ 는 측정 행렬이고,  $u(k)$ 는 측정 잡음이다.  $w(k)$ 와  $v(k)$ 는 각각 분산  $q$ 와  $r$ 을 가지는 영 평균 가우시안 백색 잡음이고, 두 잡음들 간의 상관관계(correlation)는 영으로 가정된다.

1. 서 론

기동표적(maneuvering target)의 추적 문제는 기동 가속도에 의한 표적 모델의 불확실성을 포함하는 적응 필터링의 문제로 상태추정(state estimation)의 분야에서 오랜 기간 연구되어 왔다. 최초로 1970년에 Singer는 표적의 기동 가속도를 시간 연관(time correlation)이 있는 1차 마코프 프로세스(first order Markov process)로 가정하여 기동을 표현할 수 있는 모델을 제안하였고, 그 후 기동 표적 추적을 위한 최근의 연구는 크게 두 가지 접근방법으로 구분된다[1-6]. 하나는 기동을 탐지하여 이에 적절히 대처하는 방법으로 Chan[2]과 Bogler[3]가 각각 제안한 입력추정(input estimation : IE) 기법 등이 이에 속하고, 다른 하나는 다중 모델을 이용하여 표적의 운동을 표현하는 방법으로 상호작용 다중모델(interacting multiple model : IMM) 기법[4,5] 및 적응 상호작용 다중모델(adaptive interacting multiple model : AIMM) 기법[6] 등이 그 대표적인 방법들이다. Chan이 제안한 입력추정 기법의 경우, 급격한 기동에는 성능이 우수하나 완만한 기동에 대해서는 과보상으로 인한 성능 저하가 초래되는 반면, Bogler가 제안한 기법은 기동 개시 시점을 동시에 추정하므로 많은 계산량을 필요로 한다. 또한 상호작용 다중모델 기법은 기동의 특성을 고려한 사전 설정된 부모델(sub-model) 들을 필요로 하고, 적응 상호작용 다중모델 기법의 경우, 가속도 입력을 추정하고, 이에 가속도 간격을 가감하여 다중모델을 구성하지만, 이 또한 기동의 특성에 따라 사전에 정해 주어야 하는 단점이 있다.

2.2 지능형 입력추정 기반 상호작용 다중모델 기법

본 논문에서는 표적추적 성능을 향상시키고 기존의 수학적 기법들의 한계를 극복하기 위해 지능형 입력추정에 기반한 상호작용 다중모델 기법을 제안한다. 지능형 입력추정은 임의의 가속도 입력에 대하여 최적화된 퍼지 시스템을 이용하여 비기동 필터의 잔차와 그 변화로부터 기동입력을 추정하는 것을 의미하고, 여러 가속도 입력에 대하여 학습된 퍼지 시스템들을 이용하여 다중모델을 구성하게 된다. 그림 1은 제안된 지능형 입력추정 기반 상호작용 다중모델 기법의 개요를 보여준다.

본 논문에서는 기동표적에 대한 추적 성능을 향상시키고, 기존의 기법들이 가지는 수학적 한계를 극복하기 위해 지능형 입력추정(intelligent input estimation : IIE)에 기반한 상호작용 다중모델 기법을 제안한다. 제안된 기법에서, 다중모델을 구성하는 각 부모델의 가속도 수준은 퍼지 시스템을 이용하여, 임의의 가속도 입력에 대한 필터의 잔차(residual)와 그 변화로부터 구해진다. 또한 이러한 퍼지 시스템의 파라미터 및 규칙수는 유전 알고리즘(genetic algorithm : GA)에 의해 최적화된다[7-9]. 제안된 기법의 표적추적 성능은 모의실험을 통하여 Chan의 입력추정 기법 및 적응 상호작용 다중모델 기법과 비교된다.

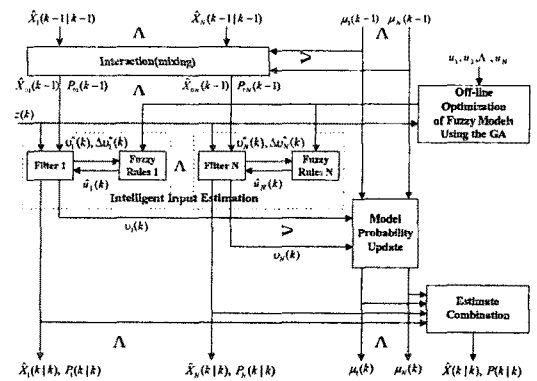


그림 1 지능형 입력추정 기반 상호작용 다중모델 기법  
Fig. 1 IMM method based on IIE

기동입력을 추정하기 위해 사용된 퍼지규칙의 구조는 다음과 같다.

Rule  $j (j = 1 \dots M)$  :  
IF  $x_1$  is  $A_{1j}$  and  $x_2$  is  $A_{2j}$ , THEN  $y = \hat{u}_j$

여기서 입력변수  $x_1$ 과  $x_2$ 는 비기동 필터의 잔차  $v^*(k)$ 와

2. 본 론

2.1 기동표적 모델

기동표적을 위한 선형 이산시간 모델(linear discrete time

그 변화  $\Delta\nu^*(k)$ 를 나타내고,  $M$ 은 최대 규칙수를 의미하고, 출력변수  $y$ 는  $j$ 번째 규칙에 대한 입력추정,  $\hat{u}_j$ 를 나타내는 실수값이고,  $A_{ij}(i=1,2)$ 는 가우시안 소속함수로 다음과 같은 소속도  $\phi_{ij}(x_i)$ 를 가진다.

$$\phi_{ij}(x_i) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right]$$

프로덕트 추론 및 무게중심 비퍼지화를 이용한 입력추정  $\hat{u}(k)$ 의 추론 결과는 다음과 같다.

$$\hat{u}(k) = \frac{\sum_{j=1}^M \hat{u}_j (\prod_{i=1}^2 \phi_{ij}(x_i(k)))}{\sum_{j=1}^M (\prod_{i=1}^2 \phi_{ij}(x_i(k)))}$$

유전 알고리즘을 이용하여 이러한 퍼지 시스템의 최적화, 즉 퍼지규칙의 매개변수 및 규칙수의 동정은 다음 절에서 언급한다. 임의의  $N$ 개의 기동입력에 대하여 최적화된  $N$ 개의 퍼지 시스템을 이용한 입력추정 기반 상호작용 다중모델 알고리즘은 다음과 같다.

#### 추정치의 상호 작용(혼합)

$$\hat{X}_{0m}(k-1|k-1) = \sum_{n=1}^N \mu_{nm}(k-1|k-1) \hat{X}_n(k-1|k-1)$$

$$P_{0m}(k-1|k-1) = \sum_{n=1}^N \mu_{nm}(k-1|k-1) (P_n(k-1|k-1) + [\hat{X}_n(k-1|k-1) - \hat{X}_{0m}(k-1|k-1)] \cdot [\hat{X}_n(k-1|k-1) - \hat{X}_{0m}(k-1|k-1)]^T)$$

여기서 혼합 확률(mixing probability),  $\mu_{nm}$ 은 다음과 같다.

$$\mu_{nm}(k-1|k-1) = p_{nm} \mu_n(k-1) / \sum_{n=1}^N p_{nm} \mu_n(k-1)$$

여기서  $p_{nm}$ 는 알려진 모드 전환 확률(mode transition probability)이다.

#### 필터링 알고리즘

$$\hat{X}_m^*(k|k-1) = F \hat{X}_{0m}(k-1|k-1)$$

$$x_1(k) = \nu_m^*(k) = Z(k) - H \hat{X}_m^*(k-1|k-1)$$

$$x_2(k) = \Delta\nu_m^*(k) = \nu_m^*(k) - \nu_m(k-1)$$

$$\hat{u}_m(k) = \frac{\sum_{j=1}^M \hat{u}_j (\prod_{i=1}^2 \phi_{ij}(x_i(k)))}{\sum_{j=1}^M (\prod_{i=1}^2 \phi_{ij}(x_i(k)))}$$

$$\hat{X}_m(k|k-1) = \hat{X}_m^*(k|k-1) + G \hat{u}_m(k)$$

$$\nu_m(k) = Z(k) - H \hat{X}_m(k|k-1)$$

$$P_m(k|k-1) = F P_{0m}(k-1|k-1) F^T + G G^T$$

$$S_m(k) = H P_m(k|k-1) H^T + r$$

$$K_m(k) = P_m(k|k-1) H^T S_m^{-1}(k)$$

$$\hat{X}_m(k|k) = \hat{X}_m(k|k-1) + K_m(k) \nu_m(k)$$

$$P_m(k|k) = P_m(k|k-1) - K_m(k) S_m(k) K_m^T(k)$$

#### 모델 확률 갱신

$$\mu_m(k) = \Lambda_m(k) \sum_{n=1}^N p_{nm} \mu_n(k-1) / \sum_{m=1}^N \Lambda_m(k) \sum_{n=1}^N p_{nm} \mu_n(k-1)$$

여기서 공산(likelihood) 함수,  $\Lambda_m$ 는 다음과 같다.

$$\Lambda_m(k) = \kappa[r_m(k); 0, S_m(k)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi|S_m(k)|}} \exp\left(-\frac{1}{2} r_m^T(k) S_m(k) r_m(k)\right)$$

#### 추정치 조합

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{m=1}^N \mu_m(k) \hat{X}_m(k|k)$$

$$P(k|k) = \sum_{m=1}^N \mu_m(k) (P_m(k|k) + [\hat{X}_m(k|k) - \hat{X}(k|k)] \cdot [\hat{X}_m(k|k) - \hat{X}(k|k)]^T)$$

#### 2.3 지능형 입력추정을 위한 퍼지시스템의 최적화

본 논문에서는 기동 가속도를 추정하기 위한 퍼지 시스템의 최적화를 위해 유전 알고리즘이 적용된다. 제안된 유전 암호화 방법은 그림 2와 같다. 전건부 파라미터 스트링은 가우시안 소속함수의 중심값  $c_{ij}$ 과 폭  $\sigma_{ij}$ 으로 구성되고, 후건부 파라미터 스트링은 추정입력  $\hat{u}_j$ 로 구성된다. 또한 퍼지 규칙수를 동정하기 위한 규칙수 스트링은 이진 스트링을 이용하여 구성한다.

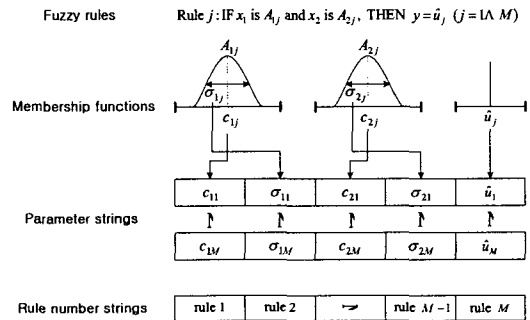


그림 2 제안된 유전 암호화 방법

Fig. 2 The proposed genetic coding method

퍼지 시스템의 최적화는 임의의 가속도 입력과 추정된 가속도 입력의 오차( $E$ )가 최소가 되도록, 제안된 퍼지 규칙의 전건부 및 후건부 파라미터와 규칙수( $M$ )를 동시에 동정한다. 따라서 각 유전 개체를 평가하기 위한 적합도 함수는 다음과 같은 형태를 가진다.

$$\text{fitness} = \frac{\lambda}{E+1} + \frac{1-\lambda}{M+1}$$

지능형 입력추정을 위한 퍼지 시스템의 최적화에 사용된 유전 알고리즘은 다음과 같이 요약된다.

- 1) 유전 알고리즘을 위한 초기 매개변수를 설정한다.
- 2) 필터에 임의의 기동 가속도를 주어 필터 잔차와 그 변화를 입력 공간으로, 또한 추정될 가속도 범위를 출력 공간으로 하여 임의의 초기 개체군을 구성한다.
- 3) 적합도 함수에 의해 각 개체의 적합도를 평가한다.
- 4) 재생, 교차 및 돌연변이 연산을 통하여 새로운 개체군을 구성한다.
- 5) 주어진 최대 세대수 만큼 3)과 4)를 반복한다.

#### 3. 모의실험 결과

본 논문에서 제안된 지능형 입력추정 기반 상호작용 다중모델 기법은 2차원 기동표적에 대한 모의실험을 통하여 기존의 입력추정 기법 및 적용 상호작용 다중모델 기법과 비교된다.

먼저 다중모델을 구성하기 위한 퍼지 시스템들은 오프라인 상에서 3개의 가속도 입력  $u_1 = 0m/s^2$ ,  $u_2 = 0.5m/s^2$  및  $u_3 = -0.5m/s^2$ 에 대하여 유전 알고리즘에 의해 최적화

된다. 유전 알고리즘에 사용된 초기 매개변수는 표 1과 같다.

표 1 유전 알고리즘의 초기 매개변수  
Table 1 The initial parameters of the GA

매개변수	값
최대 세대수	300
최대 규칙수	50
개체군 크기	1000
교차율	0.9
돌연변이율	0.1
$\lambda$	0.3

표적의 초기 조건은 [2000m 10000m 0m -15m]로 주어지고,  $T=10s$ , 표적의 기동을 위한 가속도 입력은 다음과 같다.

slow turn :  $u_x = u_y = 0.075m/s^2$  from 400s to 600s

fast turn :  $u_x = u_y = -0.3m/s^2$  from 610s to 660s

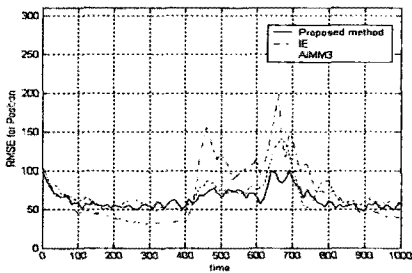
각각의 축에 대하여 측정 잡음의 표준 편차는 100m이고, 임의의 가속도 잡음, 즉 프로세스 잡음의 표준 편차는 영으로 가정된다. 또한, 각각의 부 모델에 대한 전환확률 행렬 (switching probability matrix)과 초기 모델확률 (initial model probability)은 다음과 같이 선택된다.

$$p_{ij} = \begin{cases} 0.97 & \text{if } i=j \\ \frac{1-0.97}{N-1} & \text{otherwise} \end{cases}$$

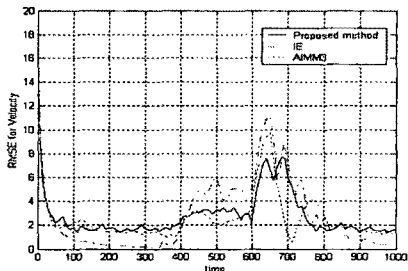
$$\mu_i = \begin{cases} 0.6 & \text{if } i=1 \\ \frac{1-0.6}{N-1} & \text{otherwise} \end{cases}$$

또한, 적응 상호 작용 다중 모델 기법에서 추정된 가속도에 가감되는 부 모델들의 가속도 수준은  $0.1m/s^2$ 로 설정된다.

100번의 몬테카를로(Monte Carlo) 모의실험의 결과 및 수치적 결과는 각각 그림 3과 표 2에 나타난다.



가. RMSE for position



나. RMSE for velocity

그림 3 모의실험 결과  
Fig. 3 Simulation results

표 2 수치적 결과 비교

Table 2 The comparison of the numerical results

Configuration	Average RMSE	
	Position	Velocity
IE	73.3083	2.8001
AIMM3	70.8798	2.6568
Proposed method	64.8675	2.8264

#### 4. 결 론

본 논문에서는 기동표적에 대한 추적 성능을 향상시키고, 기존의 수학적 기법들이 가지는 한계를 극복하기 위해, 지능형 입력추정에 기반한 상호작용 다중모델 기법을 제안하였다. 지능형 입력추정은 임의의 기동 가속도에 대해 퍼지 시스템을 이용하여 필터의 잔차와 그 변화로부터 가속도 입력을 추정하는 것을 의미한다. 또한 입력 가속도와 추정 가속도의 차가 최소가 되도록 퍼지 시스템을 최적화시키기 위해 유전 알고리즘이 적용되었다. 제안된 기법은 2차원상의 기동표적에 대한 모의실험을 통해 기존의 입력추정 기법과 적응 상호작용 다중모델 기법과 비교함으로써 그 성능을 입증하였다.

본 논문은 한국과학재단의 목적기초연구사업 (R01-2001-00316)에 의해 지원되었습니다.

#### [참 고 문 헌]

- [1] Y. Bar-Shalom and X. Li, *Estimation and Tracking ; Principles, Techniques and Software*, Norwood, MA : Artech House, 1993
- [2] Y. T. Chan, A. G. C. Hu and J. B. Plant, "A Kalman filter based tracking scheme with input estimation," *IEEE Trans. on Aerosp. and Electron. Syst.*, Vol. AES-15, No. 2, pp. 237-244, March, 1979.
- [3] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation," *IEEE Trans. on Aerosp. and Electron. Syst.*, Vol. AES-23, No. 3, pp. 298-310, May, 1987.
- [4] H. A. P. Blom and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with a jump- linear smoothing application," *IEEE Trans. on Automat. Contr.*, Vol. AC-33, No. 8, pp. 780-783, August, 1988.
- [5] Y. Bar-Shalom, K. C. Chang and H. A. P. Blom, "Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm," *IEEE Trans. on Aerosp. and Electron. Syst.*, Vol. AES-25, No. 2, pp. 296-300, March, 1989.
- [6] A. Munir and D. P. Atherton, "Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a maneuvering target," *IEE Proc. of Radar, Sonar Navigation*, Vol. 142, No. 1, pp. 11-17, 1995.
- [7] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-wesley publishing company, inc., 1989.
- [8] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Linguistic model identification for fuzzy system," *Electron. Letter*, Vol. 31, pp. 330-331, 1995.
- [9] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Fuzzy system modeling by fuzzy partition and GA hybrid schemes," *Fuzzy set and systems*, Vol. 86, pp. 279-288, 1997.