

기동 표적 추적을 위한 유전 알고리즘 기반 상호 작용 다중 모델 기법

이범직*, 주영훈**, 박진배*
 *연세대학교 전기전자공학과, **군산대학교 전자정보공학부

GA-Based IMM Method for Tracking a Maneuvering Target

Bum Jik Lee*, Young Hoon Joo**, Jin Bae Park*
 *Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Yonsei Univ.
 **School of Electronic and Information Engineering, Kunsan Univ.

Abstract - The accuracy in maneuvering target tracking using multiple models is caused by the suitability of each target motion model to be used. The interacting multiple model (IMM) algorithm and the adaptive IMM (AIMM) algorithm require the predefined sub-models and the predetermined acceleration intervals, respectively, in consideration of the properties of maneuvers in order to construct multiple models. In this paper, to solve these problems intelligently, a genetic algorithm (GA) based-IMM method using fuzzy logic is proposed. In the proposed method, the acceleration input is regarded as an additive noise and a sub-model is represented as a set of fuzzy rules to model the time-varying variances of the process noises of a new piecewise constant white acceleration model. The proposed method is compared with the AIMM algorithm in simulations.

1. 서 론

기동 표적(maneuvering target)의 추적 문제는 상태 추정(state estimation)의 분야에서 수십 년 간 연구되어 왔다. 칼만 필터(Kalman filter)는 표적의 상태를 추정하기 위해 널리 이용되어 왔으나, 기동(maneuver)이 발생하는 경우, 그 성능은 현저히 저하될 수 있다. 기동 표적 추적을 위한 최근의 연구는 크게 두 가지 접근 방법으로 구분된다[1-5]. 하나는 기동을 탐지하여 이에 적절히 대처하는 방법(input estimation technique)이고, 다른 하나는 다중 모델을 이용하여 표적의 운동을 표현하는 방법(multiple model technique)이다. 본 논문에서는 주로 두 번째 접근 방법을 주로 다룬다.

다중 모델을 이용한 기동 표적 추적의 정확성은 기동에 대해 사용될 각각의 표적 운동 모델의 적합성에 기인한다. 상호 작용 다중 모델(Interacting Multiple Model : IMM) 기법의 경우, 최종 추정치(estimate)는 각각의 모델이 유효할 확률에 따른 부 모델(sub-model)들의 추정치의 가중 합(weighted sum)으로 얻어진다[3]. 그러나 이 기법은 다중 모델을 구성하기 위해, 기동의 특성을 고려하여 다양한 크기(dimension)나 다양한 프로세스 잡음(process noise)의 수준을 가지는 사전 설정된 부 모델들을 필요로 한다. 반면에 적응 상호 작용 다중 모델(Adaptive IMM : AIMM) 기법은 표적의 가속도를 적응적으로 추정하여 다중 모델을 구성하므로, 사전 설정된 부 모델들을 필요로 하지 않는다[4]. 그러나 다중 모델을 구성하기 위해 추정된 가속도에 대칭적으로 가감되는 가속도 간격(acceleration interval)은 마찬가지로 기동의 특성에 따라 결정되어야 한다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 지능적으로 해결하고, 기동 표적을 효과적으로 추적하기 위해 퍼지 논리(fuzzy logic)를 이용한 유전 알고리즘(Genetic Algorithm : GA) 기반 상호 작용 다중 모델 기법을 제안한다. 제안된 기법에서, 기동 입력은 추가적인 잡음으로 고려되고, 하나의 부 모델은 프로세스 잡음의 시변 분산(time-varying variance)을 계산하기 위한 퍼지 규칙(fuzzy rule)들로 표현된다. 또한 임의의 기동 입력에 대하여 이러한 퍼지 모델의 매개변수(parameter)와 구조를 동정(identification)하기 위해 유전 알고리즘이 적용된다. 제안된 방법의 다중 모델은 여러 기동 입력에 대하여 동정된, 다양한 프로세스 잡음의 시변 분산을 가지는 퍼지 모델들로 구성된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 이론적 배경으로 기동 표적 모델과 적응 상호 작용 다중 모델 기법을 언급하고, 3절에서는 본 논문에서 제안한 기법을 언급한다. 4절에서는 모의실험을 통하여, 제안된 기법의 추적 성능이 적응 상호 작용 다중 모델 기법과 비교되고, 마지막으로 5절에서는 결론이 도출된다.

2. 이론적 배경

2.1 기동 표적 모델

기동 표적을 위한 선형 이산 시간 모델(linear discrete time model)은 각각의 축에 대하여 다음과 같다.

$$x(k+1) = Fx(k) + G(u(k) + w(k))$$

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

여기서, $x(k) = [\xi \ \dot{\xi}]^T$ 는 상태 벡터, F 와 G 는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고, $w(k)$ 는 프로세스 잡음, $u(k)$ 는 실제로 알지 못하는 결정적(deterministic) 가속도 입력이다. 또한 측정 방정식은 다음과 같다.

$$z(k) = Hx(k) + v(k)$$

여기서, $H = [1 \ 0]$ 는 측정 행렬이고, $v(k)$ 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.

2.2 적응 상호 작용 다중 모델 기법

적응 상호 작용 다중 모델 알고리즘은 각각의 축에 대해 제한된 수의 부 모델들을 가지고, 하나의 부 모델은 추정된 가속도와 이러한 가속도에 대해 대칭적으로 분포하는 가속도 수준으로 표현된다. 적응 상호 작용 다중 모델 알고리즘에서 표적의 가속도는 바이어스(bias) 필터와 바이어스-프리(bias-free) 필터로 구성된 이단 칼만 추정기(two-stage Kalman estimator)에 의해 각각의 축에 대해 병렬로 추정된다.

적응 상호 작용 다중 모델 알고리즘은 다음과 같다[4]:
 추정치의 상호 작용(혼합)

$$\hat{x}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^M \mu_{ij}(k-1|k-1) \hat{x}_i(k-1|k-1)$$

$$P_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^M \mu_{ij}(k-1|k-1) \{ P_i(k-1|k-1) + [\hat{x}_i(k-1|k-1) - \hat{x}_{0j}(k-1|k-1)] \cdot [\hat{x}_i(k-1|k-1) - \hat{x}_{0j}(k-1|k-1)]^T \}$$

여기서 혼합 확률(mixing probability), μ_{ij} 은 다음과 같다.

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = p_{ij} \mu_i(k-1) / \sum_{i=1}^M p_{ij} \mu_i(k-1)$$

여기서 p_{ij} 는 알려진 모드 전환 확률(mode transition probability)이다
 필터링 알고리즘

$$\hat{x}_j(k|k-1) = F \hat{x}_{0j}(k-1|k-1) + G \hat{a}_j(k-1)$$

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

$$\hat{z}_j(k|k-1) = H \hat{x}_j(k|k-1)$$

$$S_j(k) = H P_j(k|k-1) H^T + R$$

$$K_j(k) = P_j(k|k-1) H^T S_j^{-1}(k)$$

$$\hat{x}_j(k|k) = \hat{x}_j(k|k-1) + K_j(k) [z(k) - \hat{z}_j(k|k-1)]$$

$$P_j(k|k) = P_j(k|k-1) - K_j(k) S_j(k) K_j^T(k)$$

모드 확률 갱신

$$\mu_j(k) = \Lambda_j(k) \sum_{i=1}^M p_{ij} \mu_i(k-1) / \sum_{j=1}^M \Lambda_j(k) \sum_{i=1}^M p_{ij} \mu_i(k-1)$$

여기서 공산(likelihood) 함수, Λ 는 다음과 같다.

$$A_j(k) = \kappa[r_j(k); 0, S_j(k)] \\ = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |S_j(k)|}} \exp\left(-\frac{1}{2} r_j^T(k) S_j(k) r_j(k)\right)$$

추정치 조합

$$\hat{x}(k) = \sum_{j=1}^M \mu_j(k) \hat{x}_j(k)$$

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

3. 유전 알고리즘 기반 상호 작용 다중 모델 기법

기동 표적 모델에서, 어떤 기간 동안 일정한 가속도 입력, $w(k)$ 는 추가적인 잡음으로 고려되고, 각각의 부 모델은 프로세스 잡음의 시변 분산을 가지는 새로운 구간별 상수인 백색 가속도 모델(piecewise constant white acceleration model)로 다음과 같이 표현된다.

$$x(k+1) = Fx(k) + Gw^*(k)$$

여기서 $w^*(k)$ 는 영 평균 백색 가우시안 프로세스 잡음으로 시변 분산, $q^*(k)$ 을 가진다.

제한된 방법에서, 하나의 부 모델은 임의의 기동 입력에 대하여, 잔차(residual)와 그 변화(variation) 및 프로세스 잡음의 시변 분산 사이의 관계를 이용하여 앞에서 언급한 새로운 모델의 프로세스 잡음의 시변 분산을 계산하기 위한 퍼지 규칙들의 집합으로 표현된다. 또한 여러 기동 입력에 대하여 이러한 퍼지 모델의 매개변수와 구조를 동정하기 위해 유전 알고리즘이 적용된다. 그림 1은 제한된 방법을 나타낸다.

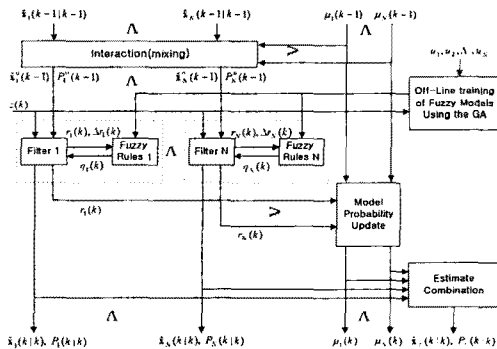


그림 1 유전 알고리즘 기반 상호 작용 다중 모델 기법

Fig. 1 The GA based IMM method

3.1 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 모델 동정

본 논문에서 사용된 퍼지 추론 규칙은 입력력 공간 내에서 임의로 분할되는(scatter-partitioned) 구조를 가지며, 다음과 같이 표현된다.

rule l : If x_1 is A_1^l and x_2 is A_2^l then y is w^l

여기서 두 입력 변수, x_1 과 x_2 는 각각 새로운 모델의 잔차, $r(k)$ 와 그 변화, $\Delta r(k)$ 을 나타내고, 출력 변수, y 는 l 번째 규칙에 대한 프로세스 잡음의 시변 분산, $q_j^l(k)$ 을 나타내며, w^l 는 실수 값이고, A_j^l 는 가우시안 소속 함수(Gaussian membership function)로 다음과 같은 소속도(memberhip grade), $\mu_j^l(x_j)$ 를 가진다.

$$\mu_j^l(x_j) = \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_j - c_j^l}{\sigma_j^l}\right)^2\right]$$

여기서 c_j^l 와 σ_j^l 는 각각 l 번째 규칙의 l 번째 입력에 대한 가우시안 소속 함수의 중심 값과 표준편차(standard deviation)를 나타낸다.

본 논문에서는 이러한 퍼지 모델의 매개변수와 규칙수를 동정하기 위해 유전 알고리즘이 적용된다. 유전 암호화(genetic coding)는 하나의 퍼지 규칙이 하나의 염색체(chromosome)로

표현되는 방식으로 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 모델링은 유전 암호화부터 시작된다. 또한 잠재적인 해들이 암호화되는 과정은 유전 알고리즘의 성능에 중요한 역할을 한다. 제한된 유전 암호화 방법은 그림 2에서 묘사된다. 이 방법에서 매개변수 스트링(string)과 규칙수 스트링은 각각 퍼지 규칙의 전건부(premise)와 후건부(consequent) 매개변수 및 규칙수를 최적화시키기 위해 사용된다. 매개변수 스트링은 전건부 및 후건부 스트링으로 구성된다. 전건부 스트링은 가우시안 소속 함수의 중심값, c_j^l 와 표준 편차, σ_j^l 로 구성되고, 후건부 스트링은 프로세스 잡음의 시변 분산을 나타내는 실수치, w^l 로 선택된다. 또한 규칙수 스트링은 2진 스트링을 이용하여, 유효한 규칙에는 1을 유효하지 않은 규칙에는 0을 할당한다.

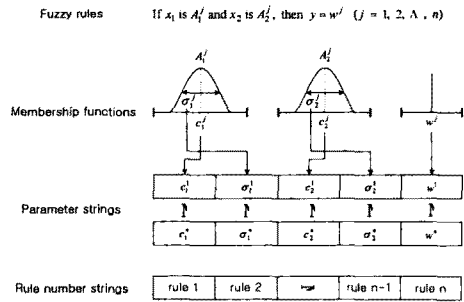


그림 2 제한된 유전 암호화 방법

Fig. 2 The proposed genetic coding method

초기 개체군(population)은 개체군의 크기만큼 초기 개체(individual)들로 구성된다. 각각의 초기 개체의 전건부 스트링은 잔차, $r(k)$ 와 그 변화, $\Delta r(k)$ 의 전체 범위 내에서 임의로 결정되고, 이에 따른 후건부 스트링은 프로세스 잡음의 표준 편차의 가능한 범위 내에서 임의로 다음과 같이 결정된다[6].

$$0.5(a_M + \sqrt{q}) \leq \sigma^*(k) \leq (a_M + \sqrt{q})$$

여기서 $\sigma^*(k)$ 는 프로세스 잡음의 표준 편차를, a_M 는 가속도 입력의 최대 값을 나타낸다.

각각의 개체는 오차와 규칙수에 반비례하도록 설정된 다음과 같은 적합도 함수(fitness function)에 의해 평가된다.

$$\text{fitness} = \lambda \frac{1}{\text{error} + 1} + (1 - \lambda) \frac{1}{\text{rule number} + 1}$$

여기서 λ 는 오차와 규칙수의 상관관계의 정도를 나타내며, 오차는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{error} = \sqrt{(\sum \text{position error})^2 + (\sum \text{velocity error})^2}$$

3.2 유전 알고리즘 기반 상호 작용 다중 모델 알고리즘

각각의 부 모델에서 동정된 퍼지 규칙을 이용한 필터링 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{x}_j(k|k-1) = F \hat{x}_{0j}(k-1|k-1)$$

$$\hat{z}_j(k|k-1) = H \hat{x}_j(k|k-1)$$

$$x_1(k) = r_j(k) = z(k) - \hat{z}_j(k|k-1)$$

$$x_2(k) = \Delta r_j(k) = r_j(k) - r_j(k-1)$$

$$q_j(k) = \frac{\sum_{l=1}^M w^l (\prod_{i=1}^2 \mu_i^l(x_i(k)))}{\sum_{l=1}^M (\prod_{i=1}^2 \mu_i^l(x_i(k)))}$$

$$P_j(k|k-1) = F P_{0j}(k-1|k-1) F^T + C q_j(k) G^T$$

$$S_j(k) = H P_j(k|k-1) H^T + R$$

$$K_j(k) = P_j(k|k-1) H^T S_j^{-1}(k)$$

$$\hat{x}_j(k|k) = \hat{x}_j(k|k-1) + K_j(k) r_j(k)$$

$$P_j(k|k) = P_j(k|k-1) - K_j(k) S_j(k) K_j^T(k)$$

4. 모의실험 결과

이 절에서는 모의실험을 통하여 제한된 방법의 성능이 적응 상호 작용 다중 모델 기법과 비교된다. 유전 알고리즘의 초기

매개변수는 표 1과 같다. 본 모의실험에서는 표적의 최대 가속도 입력이 0.1 km/s^2 으로 가정된다. 또한 각각의 부 모델들을 구성하기 위한 퍼지 규칙들의 집합들은 유전 알고리즘을 이용하여 오프라인(offline) 상에서 가속도 입력 $u_1 = 0.001 \text{ km/s}^2$, $u_2 = 0.01 \text{ km/s}^2$ 및 $u_3 = 0.1 \text{ km/s}^2$ 에 대하여 학습된다.

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

매개변수	값
최대 세대수	100
최대 규칙수	50
개체군 크기	500
교차율	0.9
돌연변이율	0.01
λ	0.95

표적의 초기 상태는 $x-y$ 평면상에서 x 축에 대하여 45° 선상에서 22.4 km 의 거리에서 0.015 km/s 의 일정한 속도로 이동한다. 각각의 축에 대해 임의의 기동 입력을 주어 얻은 표적의 운동은 그림 3과 같다.

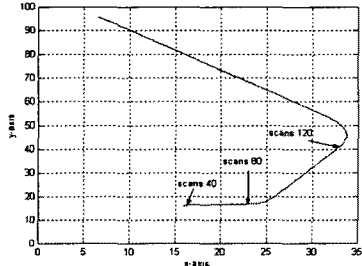


그림 3 표적 운동
Fig. 3 The target motion

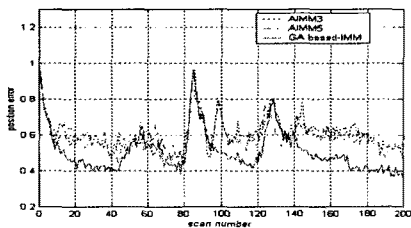
각각의 축에 대하여, 영 평균 백색 가우시안 측정 잡음의 표준 편차는 0.5 km 이고, 임의의 가속도 잡음, 즉 프로세스 잡음의 표준 편차는 0.001 km/s^2 이다. 또한 이단 칼만 추정기를 위한 바이어스 필터 및 바이어스-프리 필터의 프로세스 잡음의 표준 편차는 각각 0.01 km/s^2 와 0.001 km/s^2 과 같다. 각각의 부 모델에 대한 전환 확률 행렬 (switching probability matrix)과 초기 모델 확률(initial model probability)은 다음과 같이 선택된다.

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

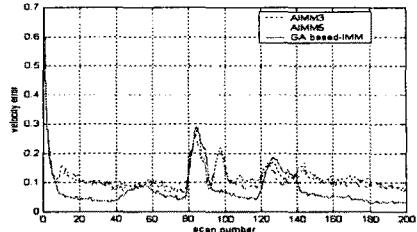
$$w_i = \begin{cases} 0.6 & \text{if } i=1 \\ \frac{1-0.6}{N-1} & \text{otherwise} \end{cases}$$

적용 상호 작용 다중 모델 기법에서 추정된 가속도에 가감되는 부 모델들의 가속도 수준은 3개의 다중 모델의 경우 0.04이고, 5개의 다중 모델의 경우 0.02와 0.04로 선택된다. 이러한 가속도 수준은 기동의 특성을 고려하여, 여러 번의 실험을 통하여 결정되었다.

100번의 몬테카를로(Monte Carlo) 모의실험의 결과 및 수치적 결과 비교는 각각 그림 4와 표 2에 나타난다.



(1) 위치 오차



(2) 속도 오차

그림 4 모의실험 결과
Fig. 4 The simulation result

표 2 수치적 결과 비교
Table 2 The comparison of the numerical results

Configuration	No. of sub-models	Error/Scan	
		Position	Velocity
AIMM3	3	0.6089	0.1235
AIMM5	5	0.6003	0.1176
GA-based IMM	3	0.5107	0.0818

5. 결론

본 논문에서는 기동 표적을 효과적으로 추적하기 위해 퍼지 논리를 이용한 유전 알고리즘 기반 상호 작용 다중 모델 기법을 제안하였다. 제안된 방법에서 기동 입력은 추가적인 잡음으로 고려되고, 하나의 부 모델은 임의의 기동 입력에 대하여, 잔차와 그 변화 및 프로세스 잡음의 시변 분산 사이의 관계를 이용하여 새로운 구간별 상수 백색 가속도 모델의 프로세스 잡음의 시변 분산을 계산하기 위한 퍼지 규칙들의 집합으로 표현된다. 또한 이러한 퍼지 모델의 매개변수와 구조를 동정하기 위해 유전 알고리즘이 적용되고, 여러 기동 입력에 대하여 이들 퍼지 모델들을 학습시킴으로써 다중 모델을 구성한다. 모의실험 결과는 제안된 방법의 표적 추적 성능이 적용 상호 작용 다중 모델 기법과 비교하여 원동히 우수함을 보여준다. 또한 제안된 방법은 기존의 다중 모델 기법들이 기동 특성을 고려한 사전 설정된 부 모델들은 필요로 하는 단점을 학습을 통하여 지능적으로 해결하였다.

본 연구는 두뇌 한국 21 프로젝트에 의해 일부 지원 받음

(참고 문헌)

- [1] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-23, No. 3, pp. 298-310, May, 1987.
- [2] Y. Bar-Shalom and K. Birnirwal, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-18, No. 5, pp. 621-629, September, 1982.
- [3] 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, pp. 780-783, August, 1988.
- [4] 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.
- [5] A. T. Alouani, A. T. Xia, P. Price, and W. D. Blair, "A two-stage Kalman estimator for state estimation in the presence of random bias for tracking maneuvering targets", *Proceedings of 30th IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 2059-2062, December, 1991.
- [6] Y. Bar Shalom and X. Li, *Estimation and Tracking; Principles, Techniques and Software*, Norwood, MA: Artech House, 1993.