

TS 퍼지 모델 동정을 이용한 표적 추적 시스템 설계

이 범직, 주영훈, 박진배
연세대학교 전기전자공학과, *군산대학교 전자정보공학부

The Design of Target Tracking System Using the Identification of TS Fuzzy Model

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 - In this paper, we propose the design methodology of target tracking system using the identification of TS fuzzy model based on genetic algorithm(GA) and RLS algorithm. In general, the objective of target tracking is to estimate the future trajectory of the target based on the past position of the target obtained from the sensor. In the conventional and mathematical nonlinear filtering method such as extended Kalman filter (EKF), the performance of the system may be deteriorated in highly nonlinear situation. In this paper, to resolve these problems of nonlinear filtering technique, the error of EKF by nonlinearity is compensated by identifying TS fuzzy model. In the proposed method, after composing training datum from the parameters of EKF, by identifying the premise and consequent parameters and the rule numbers of TS fuzzy model using GA, and by tuning finely the consequent parameters of TS fuzzy model using recursive least square(RLS) algorithm, the error of EKF is compensated. Finally, the proposed method is applied to three dimensional tracking problem, and the simulation results shows that the tracking performance is improved by the proposed method.

1. 서론

표적의 추적은 잡음이 포함된 과거의 측정 데이터에 기반하여 표적의 현재 및 미래 상태를 추정하는 것으로, 레이더를 통한 이동 표적의 추적 문제는 상태 추정의 중요한 분야로 많은 연구가 진행되고 있다. 또한, 표적 추적 시스템은 센서로부터 수신된 정보를 처리하여 표적의 위치, 속도 및 가속도를 계산하고, 이를 이용하여 표적을 탐지, 식별 및 추적하는 기능을 수행한다. 본 논문에서는 이러한 표적 추적 시스템의 기능 중 표적의 추적만을 언급한다. 일반적으로, 레이더는 표적의 거리, 방위각 및 고각을 측정하고, 이 경우 표적의 측정 방정식은 비선형 식이 되므로, 선형으로 근사화한 모델을 사용함으로써, 비선형성을 해결할 수 있고, 직접 측정되지 않는 위치와 속도 등의 상태 변수들을 추정할 수 있다. 여러 가지 비선형 필터링의 접근 방법 중, 칼만 필터들은 단순함과 효율성으로 인하여 폭넓게 사용되어 왔다. 그러나 선형 근사화에 의존하는 대부분의 필터들은 복잡하고 비선형적인 상황에서 수렴 속도나 성능 면에서 만족스럽지 않은 결과를 보여왔다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 본 논문에서는 레이더의 추적 성능을 향상시키고, 비선형 필터링 기법을 발전시키기 위해 기존의 수학적 방법 외에 지능 제어 기법이 적용된다.

본 논문에서는 이동 표적을 효과적으로 추적하기 위해 유전 알고리즘(GA)과 RLS 알고리즘에 기반한 TS 퍼

지 모델 동정을 이용한 표적 추적 시스템을 제안한다. 제안된 방법은 확장 칼만 필터에서 잡음이 고려된 측정치와 잡음이 고려되지 않은 측정치의 차를 입력으로, 확장 칼만 필터의 오차를 출력으로 하여 학습 데이터를 구성하고, 유전 알고리즘을 이용하여 TS 퍼지 모델의 전, 후건부 파라미터와 규칙 수를 동시에 동정하고, RLS 알고리즘을 이용하여 TS 퍼지 모델의 후건부 파라미터를 미세 동정함으로써, 확장 칼만 필터의 비선형성에 의한 오차를 보정한다. 마지막으로, 본 논문에서 제안된 방법의 향상된 성능은 3차원 표적 추적 모델의 모의 실험을 통하여 입증한다.

2. 본론

2.1 표적 모델

Cartesian 좌표 계에서 표현되는 표적의 운동은 추가적인 잡음이 고려된 선형 이산형 차분 방정식으로 다음과 같다.

$$x_{k+1} = F_k x_k + G_k m_k \quad (1)$$

여기서, Cartesian 상태 벡터 x_k 는 3차원 공간상에서 이동하는 표적의 위치와 속도로 구성되고 프로세스 잡음 m_k 는 영 평균 백색 잡음이다.

또한, 시스템 행렬 F_k 는 다음과 같고, G_k 는 단위 행렬이다.

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

여기서, T 는 샘플링 시간이다.

표적은 레이더에 의해 추적되고, 센서는 표적의 거리 r 와, 방위각 θ 및 고각 ϕ 를 측정한다. 이 경우, 측정 방정식은 비선형 이산 방정식으로 식 (2)와 같다.

$$z_k = \begin{bmatrix} (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{1/2} \\ \tan^{-1}(y_k/x_k) \\ \tan^{-1}(z_k/(x_k^2 + y_k^2)^{1/2}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_r \\ n_\theta \\ n_\phi \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, 측정 잡음 n_r, n_θ, n_ϕ 는 상호 독립적인 영 평균 가우시안 백색 잡음이고, 각각 $\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\phi^2$ 의 분산을 가진다. 측정 방정식을 식(3)의 형태로 표현하면, 식 (4)의 측정 변환식을 이용하여 극 좌표 계의 측정값을 Cartesian 좌표 계의 측정값으로 변형할 수 있다.

$$z_k = \begin{bmatrix} r_k^m \\ \theta_k^m \\ \phi_k^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \\ \phi_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_{r_k} \\ n_{\theta_k} \\ n_{\phi_k} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} x_k^m &= r_k^m \cos \theta_k^m \cos \phi_k^m \\ y_k^m &= r_k^m \sin \theta_k^m \cos \phi_k^m \\ z_k^m &= r_k^m \sin \phi_k^m \cos \theta_k^m \end{aligned} \quad (4)$$

또한, 측정 방정식의 측정 함수, $h(\cdot)$ 의 선형화는 Jacobian 행렬을 이용하여 얻을 수 있다.

2.2 표적 추적 시스템 구조

본 논문에서 제안하는 유전 알고리즘 기반 TS 퍼지 모델 동정을 이용한 표적 추적 시스템의 구조는 그림 1과 같다.

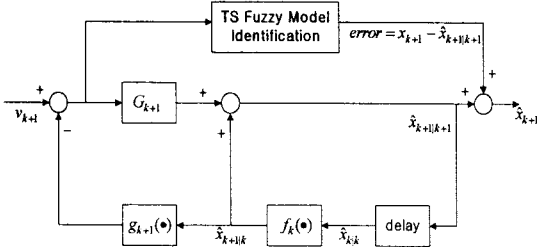


그림 1. 제안된 표적 추적 시스템의 구조

제안된 표적 추적 시스템은 확장 칼만 필터의 비선형성에 의한 오차를 TS 퍼지 모델의 동정을 이용하여 보정하는 구조를 가진다. 제안된 방법은 확장 칼만 필터의 잡음이 고려되기 전과 후의 측정치의 차를 입력으로, 확장 칼만 필터의 오차를 출력으로 하여 학습 데이터를 구성하고, 유전 알고리즘을 이용하여 TS 퍼지 모델의 전, 후건부 파라미터 및 규칙 수를 동시에 동정하고, RLS 알고리즘을 이용하여 후건부 파라미터를 미세 동정함으로써 확장 칼만 필터의 오차를 보정한다.

본 논문에서 사용된 TS 퍼지 모델의 퍼지 규칙은 식(5)과 같이 표현된다.

R^i : If x_1 is A_1^i , and x_2 is A_2^i, \dots and x_k is A_k^i (5)
then $y = p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k$

여기서, $i (i=1, \dots, n)$ 은 규칙수, x_k 와 y 는 각각 입, 출력 변수, A_k^i 는 전건부 가우시안 소속함수로 식(6)과 같다.

$$A_k^i(x_k) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - \bar{x}_k^i}{\sigma_k^i}\right)^2\right] \quad (6)$$

여기서, \bar{x}_k^i 는 중심값이고 σ_k^i 는 분산값이다.

2.3 GA에 의한 파라미터 및 퍼지 규칙수 동정

유전 알고리즘은 생물학적 진화 원리를 컴퓨터 상에서 모의 실험하여 주어진 문제의 해를 탐색하는 일종의 최적화 방법이다. 유전 알고리즘은 먼저, 개체(individual)가 가지는 일련의 정보를 비트, 정수, 또는 실수 스트링으로 표현한다. 이러한 스트링을 염색체(chromosome)라 하며, 개체들의 집합을 개체군(population)이라 한다. 각 개체는 적합도 함수에 의해 평가되고, 그 적합도에 따라 다음 세대에서의 생존 여부가 결정된다.

유전 암호화는 하나의 퍼지 규칙이 하나의 염색체로 표현되는 방식으로 유전 알고리즘에 의한 퍼지 모델링은 퍼지 모델의 유전 암호화부터 시작한다. 그림 2는 퍼지 규칙의 입력이 3개이고, 출력이 1개인 TS 퍼지 모델의 퍼지 규칙에 대한 유전 암호화 과정을 보여준다. 소속함수 스트링의 입력 부분은 입력 데이터의 전체집합 범위 내에서 가우시안 소속함수의 중심값과 폭으로 암호화하고, 출력부분은 임의의 후건부 파라미터 값으로 암호화한다. 또한, 규칙수 스트링은 이진 스트링을 이용하여 암호화한다.

최적의 매개변수와 규칙 수를 얻기 위해, 각 개체는 적합도 함수에 의해 평가된다. 본 논문에서는 오차의 최소화과 필요한 규칙수의 최소화를 동시에 만족시키기 위해 적합도 함수를 식(7)과 같이 설정한다. 식에서 알 수 있듯이 적합도는 MSE와 규칙 수에 반비례한다.

$$fitness = \lambda \frac{1}{MSE+1} + (1-\lambda) \frac{1}{rule\ number+1} \quad (7)$$

피지 규칙(n번): If x_1 is A_1^i and x_2 is A_2^i and x_3 is A_3^i , then y is $p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + p_3^i x_3$

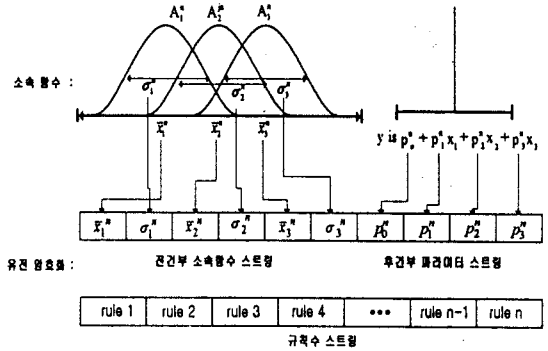


그림 2. 유전 암호화 과정

2.4 RLS 알고리즘에 의한 후건부 미세 동정

식(5)의 퍼지 규칙에 대하여 프로덕트 추론 및 무게중심 비퍼지화를 이용한 출력 y 는 식(8)과 같이 구해진다.

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n [A_1^i(x_1) \cdots A_k^i(x_k)] [p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k]}{\sum_{i=1}^n [A_1^i(x_1) \cdots A_k^i(x_k)]} \quad (8)$$

여기서, β_i 를 식(9)과 같이 정의하면 식(8)은 식(10)와 같이 표현된다.

$$\beta_i = \frac{A_1^i(x_1) \cdots A_k^i(x_k)}{\sum_{i=1}^n [A_1^i(x_1) \cdots A_k^i(x_k)]} \quad (9)$$

$$y = \sum_{i=1}^n (p_0^i \beta_i + p_1^i x_1 \beta_i + \dots + p_k^i x_k \beta_i) \quad (10)$$

입, 출력 데이터 $x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{kj} \rightarrow y_j (j=1, \dots, m)$ 에 대해 후건부 파라미터 $p_0^i, p_1^i, \dots, p_k^i (i=1, \dots, n)$ 는 RLS 알고리즘을 이용하여 구할 수 있다.

$Y = XP$ 라 두고, $Y (m$ 벡터), $P (n \times (k+1))$ 벡터를 각각 식(11) 및 식(12)과 같이 정의하면, $X (m \times n(k+1))$ 행렬은 식(13)과 같이 구할 수 있다.

$$Y = [y_1 \ y_2 \ y_3 \ \dots \ y_m]^T \quad (11)$$

$$P = [p_0^1 \ \dots \ p_0^n, \ p_1^1 \ \dots \ p_1^n, \ \dots, \ p_k^1 \ \dots \ p_k^n]^T \quad (12)$$

$$X = \begin{bmatrix} \beta_{11} \cdots \beta_{n1} & x_{11}\beta_{11} \cdots x_{11}\beta_{n1} & \dots & x_{k1}\beta_{11} \cdots x_{k1}\beta_{n1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \beta_{1m} \cdots \beta_{nm} & x_{1m}\beta_{1m} \cdots x_{1m}\beta_{nm} & \dots & x_{km}\beta_{1m} \cdots x_{km}\beta_{nm} \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서, β_{ij} 는 식(14)과 같이 정의된다.

$$\beta_{ij} = \frac{A_1^i(x_{1j}) \cdots A_k^i(x_{kj})}{\sum_{i=1}^n [A_1^i(x_{1j}) \cdots A_k^i(x_{kj})]} \quad (14)$$

행렬 X 의 i 번째 행을 X_i 로, 벡터 Y 의 i 번째 요소를 Y_i 로 정의할 경우, RLS 알고리즘을 이용하여 파라미터 벡터 P 는 식(15)와 같이 구할 수 있다.

$$P_{i+1} = P_i + S_{i+1} X_{i+1} (Y_{i+1} - X_{i+1} P_i) \quad (15)$$

여기서, $S_i (m(k+1) \times m(k+1))$ 행렬은 식(16)과 같다.

$$S_{i+1} = S_i - \frac{S_i x_i + x_{i+1} S_i}{1 + x_{i+1} S_i x_i^T} \quad (16)$$

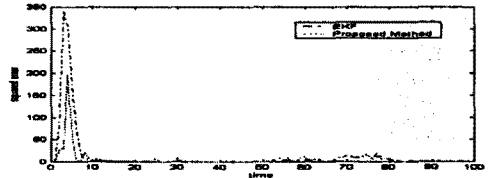
여기서, $P_0=0$ 이고, $S_0 = \alpha I$ ($\alpha = \text{big number}$)이다.

3. 모의 실험

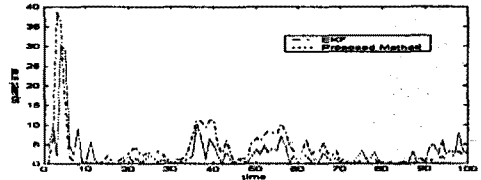
제안된 방법의 향상된 성능을 입증하기 위해 3차원 표적 추적 문제에 대한 모의 실험을 수행한다. 표 1은 실험에 사용된 유전 알고리즘의 초기 매개 변수를 나타낸다. 그림 3은 각각의 상태 변수에 대해 EKF와 본 논문에서 제안한 방법의 모의 실험 결과를 보여준다.

표 1. 유전 알고리즘의 초기 매개 변수

Parameters	Value
Maximum Generation	80
Maximum Rule Number	50
Population Size	200
Crossover Rate	0.9
Mutation Rate	0.1
λ	0.7



(5) y의 제곱 오차 비교



(6) z의 제곱 오차 비교

그림 3. 모의 실험 결과

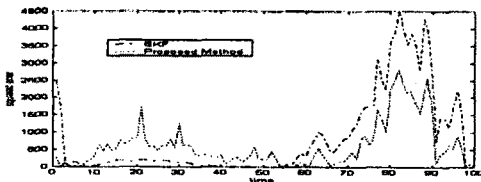
4. 결 론

본 논문에서는 레이더의 표적 추적 성능을 향상시키고, 비선형 필터링 기법을 발전시키기 위해 유전 알고리즘(GA)과 RLS 알고리즘에 기반한 TS 퍼지 모델 동정을 이용한 표적 추적 시스템을 제안하였다. 제안된 방법은 확장 칼만 필터에서 잡음이 고려된 측정치와 잡음이 고려되지 않은 측정치의 차를 입력으로, 확장 칼만 필터의 오차를 출력으로 하여 학습 데이터를 구성하고, 유전 알고리즘을 이용하여 TS 퍼지 모델의 전, 후건부 파라미터와 규칙수를 동시에 동정하고, RLS 알고리즘을 이용하여 TS 퍼지 모델의 후건부 파라미터를 미세 동정함으로써, 확장 칼만 필터의 비선형성에 의한 오차를 보정한다. 제안된 방법의 우수한 성능은 3차원 상에서 이동하는 표적의 레이더 추적 문제의 모의 실험 결과에서 입증되었다.

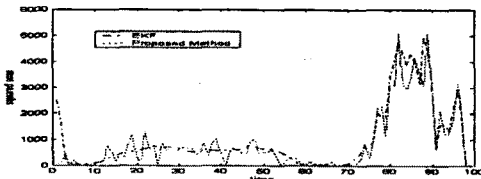
본 연구는 두뇌 한국21 프로젝트에 의해서 지원 받았음

(참고 문헌)

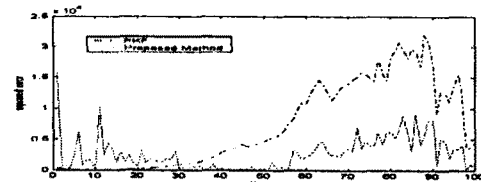
- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, "Tracking and Data Association", Academic Press Inc., pp. 110-116, 1988.
- [2] Tzuu-Hseng S. Li, "Estimation of One-dimensional Radar Tracking via Fuzzy-Kalman Filter", *IECON '93*, pp. 2384-2388, 1993.
- [3] Leonard Chin, "Application of Neural Network in Target Tracking Data Fusion", *IEEE Trans. on Aero. and Electro. sys.*, Vol.30, No.1, pp.281-187, 1994.
- [4] T. Takagi and M. Sugono, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", *IEEE Trans. on System, Man and Cyber.*, Vol.SMC-15, No.1, pp.116-132, 1985.
- [5] C. C. Wong and C. C. Chen, "A GA-Based Method for Constructing Fuzzy Systems Directly from Numerical Data", *IEEE Trans. on System, Man and Cyber.*, Vol.30, No.6, pp.904-911, 2000.
- [6] J. S. R. Jang, "Neuro Fuzzy and Soft Computing", Prentice-Hall International Inc., pp175-180, 1997.
- [7] W. R. Hwang and W. E. Thompson, "Design of Intelligent Fuzzy Logic Controllers Using Genetic Algorithms", *Proc. of 3rd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 1383-1388, 1994.



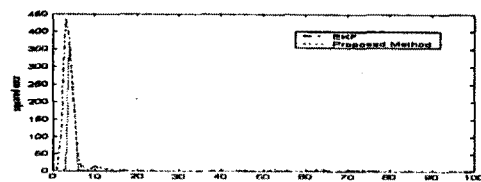
(1) x의 제곱 오차 비교



(2) y의 제곱 오차 비교



(3) z의 제곱 오차 비교



(4) x-dot의 제곱 오차 비교