

퍼지 신경망을 이용한 표적 추적 알고리즘

이진환·장욱·권오국·주영훈·박진배

*연세대학교 전기공학과, **군산대학교 제어계측 공학과.

Target Tracking Algorithm Using Fuzzy Neural Network

Jin Whan Lee, Wook Chang, Ok Kook Kwon, Yuong Hoon Joo, Jin Bae Park

* Dept.of Electrical Eng., Yonsei Univ., **Dept. of Control & Instrumentation Eng. Kunsan Univ.

Abstract - In this paper, we propose a hybrid target tracking algorithm which combine the conventional Kalman filter algorithm and the fuzzy neural network. Conventional methods are degraded in the presence of uncertainties and the environmental noise. These problems can be resolved by the proposed method. The training data for the proposed target tracker is obtained by the off-line simulation. Unlike other target trackers using fuzzy inference system, our method can be easily integrated into the existing system. A numerical simulation is included to show the effectiveness and the feasibility of the proposed method.

제안된 방법의 우수성을 보이기 위해 1차원 레이더 추적 문제에 관한 수치 모의 실험을 수행한다.

2. 칼만 필터를 이용한 표적 추적

표적 추적 시스템은 레이더와 같은 센서로부터 얻어진 클러터나 잡음 등이 섞여있는 측정 데이터를 이용하여 기동하고 있는 표적의 상태를 추정하고 예측하여 표적의 궤적을 추적하는 시스템이다. 본 논문에서는 1차원상에서 움직이는 표적에 대한 추정과 예측을 실시하기로 한다. 1차원상에서 운동하는 표적을 그림 1에 예시하였으며 그 상태 방정식은 식 (1)과 같다.

$$X(k+1) = AX(k) + Bw(k) \tag{1}$$

여기서, 상태식 $X = [X_1 \ X_2]^T$ 이고 X_1 는 표적의 위치를 X_2 는 표적의 속도를 나타내며 행렬 A 와 B 는 다음과 같다.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & T_s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} T_s^2 \\ T_s \end{pmatrix} \tag{2}$$

여기서, T_s 는 샘플링 기간을 그리고 $w(k)$ 는 표적에 가해지는 영평균 백색 잡음이며 그 공분산은 $Q = E(w(k)^2)$ 이다. 또한 관측 정보는 레이더에 의해 측정된 데이터에 기반하여 얻어지며 이 때의 측정 오차로 인해 측정 잡음이 첨가된 표적의 위치가 측정된다. 측정방정식은 식 (3)과 같다.

$$Z(k) = CX(k) + v(k) \tag{3}$$

여기서 행렬 C 는 다음과 같다.

$$C = [1 \ 0] \tag{4}$$

또한, $v(k)$ 는 영평균 비상관 측정 잡음이며 그 공분산은 $R = E(v(k)^2)$ 이다

기존의 수학적인 방법을 이용한 표적 추적 알고리즘은 통상 칼만 필터를 사용하여 구성된다. 칼만 필터의 기본적인 작동에 관계되는 수식을 (5) - (10)에 나타내었다.

$$\hat{x}(k+1/k) = A \hat{x}(k/k) \tag{5}$$

$$\hat{z}(k+1/k) = C \hat{x}(k+1/k) \tag{6}$$

$$P(k+1/k) = AP(k/k)A + Q(k) \tag{7}$$

$$\hat{x}(k+1/k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K[z(k+1) - \hat{z}(k+1/k)] \tag{8}$$

$$P(k+1/k+1) = P(k+1/k) - KCP(k+1/k) \tag{9}$$

1. 서론

근래 선형 칼만 필터를 사용한 표적 추적기에 관한 연구가 진행되어 왔다 [1-2]. 그러나 이는 표적의 운동 방정식을 정확히 알고 있다는 가정 하에서 유효하나 진장과 같은 실제계의 상황에서 운동하는 표적에 대해 이러한 매개 변수들을 정하는 것은 매우 어려운 일이다. 즉, 기존의 수학적인 방법은 정확한 모델을 다루는데 있어서 매우 성공적인 결과를 보여왔으나 대상 시스템이 수학적으로 모델링하기 어렵거나 외부의 환경이 불확실하게 변하는 경우에는 원하는 목적을 얻을 수 없는 문제점을 가지고 있다. 이에 대한 대안으로서 최근에 들어 지능 제어 기법을 이용한 방법들이 소개되고 있다. 여러 가지 지능 제어 기법이 제안되었으며, 그 중 퍼지 시스템과 칼만 필터의 융합을 통한 추적 시스템의 성능 개선에 관한 연구들이 이러한 기법 중의 하나로서 제안되었다 [3, 5, 6].

퍼지 추론 시스템은 기존의 엄밀한 수학적인 방법과는 달리 시스템 전문가의 경험에 의한 언어적 표현을 사용하여 구성되므로 설계가 쉽고 계산에 필요한 시간을 절약할 수 있다. 또한 기존의 수학적인 방법에 비해 불확실한 환경에서 우수한 성능을 보인다. 이러한 퍼지 추론 시스템의 우수성을 이용한 표적 추적기에 대한 연구가 행해져 왔다 [3, 5, 6]. 그러나 기존의 퍼지 추론 시스템에 기반한 표적 추적 방법의 설계는 설계자의 주관적인 경험에 의해 시행 착오적으로 이루어지며 이러한 경험적인 방법은 시스템이 복잡해지거나 돌발적인 상황에 처했을 경우 제어 성능이 떨어지기 쉽다. 따라서 본 논문에서는 기존의 수학적인 방법을 이용한 표적 추적기의 성능을 향상시키며 학습 데이터로부터 자동적으로 퍼지 추론 시스템을 구성하기 위해 퍼지 신경망을 이용한 표적 추적 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 매개 변수의 학습을 위한 교사 신호를 오프라인 모의 실험을 통해 취득하여 퍼지 신경망을 학습시킨다. 또한 퍼지 추론 시스템이 칼만 필터를 대체하거나 퍼지 추론 시스템이 칼만 필터 내부에 융합된 방법과는 달리 학습된 규칙에 의해 표적 추적기의 출력을 보정하므로 손쉽게 기존 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다.

$$K = P(k+1/k)C[CP(k+1/k)C + R(k)]^{-1} \quad (10)$$

여기서, \hat{x} , \hat{z} , K , P 는 각각 추정 상태, 추정 측정, 칼만 이득 행렬, 추정 오차 공분산을 각각 나타낸다.

첫 번째 단계는 상태 방정식 (1)에 의한 예측 과정이며 두 번째 단계는 측정 방정식 (3)에 기반한 갱신 및 수정 단계에 해당된다. 그러나 이와 같은 수학적인 방법에 기반한 표적 추적 알고리즘은 실제계의 표적과 같은 매우 비선형적인 표적의 추적에 대해서는 적절한 성능을 보일 수 없는 단점이 있다.

3. 퍼지 신경망을 이용한 표적 추적 알고리즘

앞서 언급한 수학적인 방법에 기반한 표적 추적기의 단점을 극복하기 위해 인공 지능 기법을 사용한 연구가 진행되어 왔다 [3-11]. 이 중 퍼지 추론 시스템을 이용한 표적 추적기는 기존의 엄밀한 수학적인 방법과는 달리 시스템 전문가의 경험에 의한 언어적 표현을 사용하여 구성되므로 설계가 쉽고 계산에 필요한 시간을 절약할 수 있다. 또한 기존의 수학적인 방법에 비해 불확실한 환경에서 우수한 성능을 보인다. 그러나 기존의 퍼지 추론 시스템에 기반한 표적 추적 방법의 설계는 설계자의 주관적인 경험에 의해 시행 착오적으로 이루어지며 이러한 경험적인 방법은 시스템이 복잡해지거나 돌발적인 상황에 처했을 경우 제어 성능이 떨어지기 쉽다. 따라서 자동적인 퍼지 추론 시스템의 설계가 요구된다. 퍼지 신경망은 신경망의 저수준의 계산 능력과 학습 능력을 퍼지 추론 시스템에 제공할 수 있고 퍼지 추론 시스템의 고수준의 인간과 유사한 추론 능력을 신경망에 제공하는 것이 가능하다. 따라서, 이러한 통합 시스템은 학습, 적응 및 추론 능력을 보유할 수 있다.

3.1 퍼지 신경망의 구조

퍼지 신경망은 4-5개의 층을 통하여 퍼지화, 규칙 구성, 비퍼지화를 수행한다. 본 논문에서는 Chao[12]에 의해 제안된 정규화 퍼지 신경망(Normalized Fuzzy Neural Network; NFNN)을 사용하며 이는 4층 구조이다. 그림 1은 NFNN을 도시한 것이다. 그림 1에서 제 1층은 언어항 층으로 각 노드는 가우시안 소속 함수를 구현하고자 하는 부분이며, 제 2층은 정규화층으로 제 1층의 출력에 대한 정규화를 수행한다. 이 층에 연결된 가중치는 변경되지 않는다. 제 3층은 규칙층으로 층에서 각 노드는 개개의 퍼지 규칙에 해당하는 부분이며, 제 4층은 출력층으로 비퍼지화를 수행하는 부분이다. NFNN에서 사용하는 퍼지 추론 방법은 간략화 추론 방법이며 이 때 퍼지 규칙의 구조는 식 (11)과 같이 주어진다.

$$j \text{ th rule: IF } x_1 \text{ is } A_{1j}, \text{ and } \dots, \text{ and } x_n \text{ is } A_{nj}, \text{ THEN } y = w_j \quad (11)$$

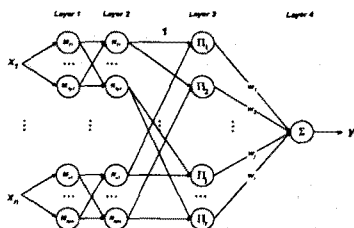


그림 1 NFNN의 구조
Fig. 1 The structure of the NFNN

여기서 A_{1j} 와 w_j 는 퍼지 집합이며 w_j 는 j 번째 규칙의

후건부 실수값이다. m 을 퍼지 규칙의 수라 하면 NFNN에 의해 구현된 퍼지 추론 시스템은 0차 Sugeno 퍼지 모델이며 그 추론 결과는 식 (12)을 사용하여 구할 수 있다.

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m \omega_j \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i}(x_i) \right)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i}(x_i)} \quad (12)$$

3.2 퍼지 신경망을 이용한 표적 추적 알고리즘

본 절에서는 앞서 언급한 기존의 수학적인 방법에 기반한 표적 추적 알고리즘의 성능을 향상시키기 위해 퍼지 신경망을 사용하여 칼만 필터의 성능을 향상시킬 수 있는 기법을 제안한다. 본 논문에서 사용하는 퍼지 신경망을 이용한 칼만 필터 표적 추적기의 구조는 그림 2와 같다. 본 논문에서 사용하는 추적기의 구조는 기본적으로 [11]의 것과 동일하다. 그러나 칼만 필터를 보정하기 위해 [11]과는 달리 퍼지 신경망을 사용함으로써 인간 전문가의 지식을 쉽게 표적 추적기에 적용할 수 있으며 학습된 데이터가 전체 네트워크에 분산되어 인간이 이해할 수 없는 형태로 저장되는 신경망과는 달리 퍼지 신경망을 사용함으로써 학습된 결과를 인간 전문가가 쉽게 판독하고 수정할 수 있도록 하였다.

제안된 방법에서 퍼지 신경망은 칼만 필터에 사용되는 모델의 불확실성에 의한 오차를 보정하기 위해 사용된다. 퍼지 신경망의 입력으로는 칼만 이득 K , 추정치 X_{kp} 와 측정치 z 간의 차, 예측치 X_{km} 과 추정치 X_{kp} 간의 차를 사용한다. 즉, 여기서 퍼지 신경망은 칼만 필터의 추정치 X_{kp} 를 보정하여 모델의 불확실성에 의한 오차를 제거하는 역할을 수행한다. 퍼지 신경망의 학습이 오프라인으로 이루어지는 경우 퍼지 신경망의 교사 입력은 식 (13)와 같이 주어진다.

$$y_d = X - X_{kp} \quad (13)$$

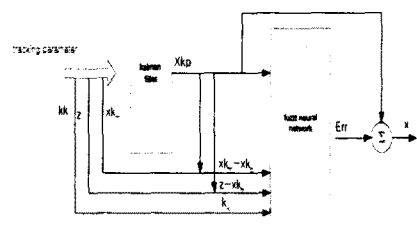


그림 2 퍼지 신경망에 기반한 칼만 필터 표적 추적기
Fig. 2 Fuzzy neural network based Kalman filter tracker

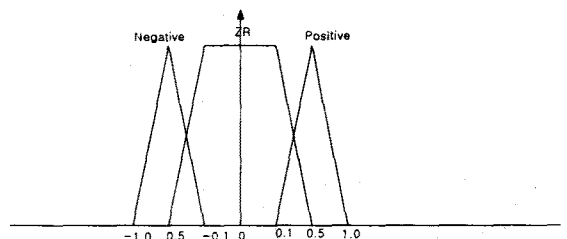


그림 3. 입력값의 멤버십 함수의 분할
Figure 3 membership function division of input layer

여기서 사용하는 입력값들에 대한 퍼지분할은 그림 3과 같이 나타내었다. 입력값들은 정규화 과정을 거친다.

4. 모의 실험

제안된 방법의 우수성을 보이기 위해 1차원 상에서 이동하는 표적의 레이더 추적 문제를 이용한 모의 실험을 수행한다. 모의 실험에서 사용되는 표적의 상태 방정식은 식 (1)과 같고 그 측정 방

정식은 식 (3)과 같다. 초기 조건은 식 (14)와 같으며 샘플링 주기 T 는 1초로 두었다. 표적은 1차원 상에서 200m/s의 등속도로 운동한다고 가정을 한다.

$$\begin{bmatrix} X_1(0) \\ X_2(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, P_{KM}(0) = \begin{bmatrix} 999 & 0 \\ 0 & 999 \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

그림 3은 기존의 칼만 필터를 사용한 표적 추적기와 제안된 방법에 의한 표적 추적기의 성능을 비교한 것이다. 그림 4 (a)는 기존의 칼만 필터에 의한 표적 위치 추종을 보인 것이며 그림 4(b)는 제안된 방법에 의한 표적 위치 추종을 보인 것이다. 그림에서 보듯이 제안된 방법은 기존의 칼만 필터만을 사용하는 방법에 비해 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 제안된 방법과 기존의 방법의 RMSE (root mean squared error)를 표 1에서 비교하였다.

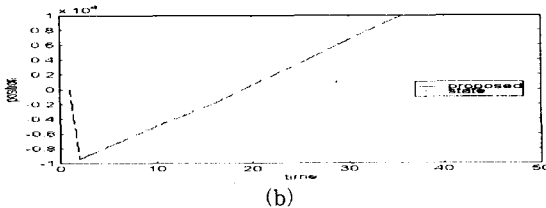
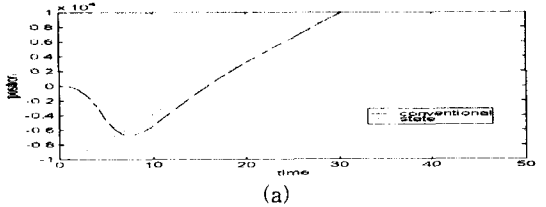


그림 4. 기존의 방법과 제안된 방법의 성능 비교
(a) 기존 칼만 필터에 의한 표적 추적기의 위치 추종 성능
(b) 제안된 방법에 의한 표적 추적기의 위치 추종 성능

Figure 4. Comparison of position estimates with conventional method and the proposed one
(a) Conventional (b) Proposed

표 1. 기존의 방법과 제안된 방법의 성능 비교
Table 1. Performance comparison between the conventional method and the proposed one.

| | Conventional Kalman filter | Proposed method |
|-----------------------|----------------------------|-----------------|
| Position error (RMSE) | 1365 m | 813 m |
| Velocity error (RMSE) | 64 m | 13 m |

5. 결론

본 논문에서는 기존의 수학적 방법을 이용한 표적 추적기의 성능을 향상시키고 학습 데이터로부터 자동적으로 퍼지 추론 시스템을 구성하기 위해 퍼지 신경망을 이용한 표적 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 매개 변수의 학습을 위한 교사 신호를 오프라인 모의 실험을 통해 취득하여 퍼지 신경망을 학습시킨다. 또한 퍼지 추론 시스템이 칼만 필터를 대체하거나 퍼지 추론 시스템이 칼만 필터 내부에 융합된 방법과는 달리 학습된 규칙에 의해 표적 추적기의 출력을 보장하므로 손쉽게 기존 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다. 1차원 레이더 추적 문제에 제안된 방법을 적용하여 그 우수성 및 효용성을 증명하였다.

참고 문헌

- [1] R.A. Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets", IEEE Trans. on Aero. and Electro. Sys., Vol. AES-6, No. 4, pp. 473-483, July, 1970.
- [2] H.A.P. Blom and Y. Bar-shalom, "The Interactive Multiple Model Algorithm for System with Markovian Switching Coefficients", IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 30, pp. 780-783, Aug., 1988.
- [3] Tzuo-Hseng S. Li, "Estimation of One-Dimensional Radar Tracking via Fuzzy-Kalman Filter", IECON'93, pp. 2384-2388, 1993
- [4] Leonard Chin, "Application of Neural Networks in Target Tracking Data Fusion", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 30, No. 1, pp. 281-287, January 1994.
- [5] 배기수, 진승희, 윤태성, 박진배, "퍼지 신경망을 이용한 적응 기동 표적 추적 필터의 설계", 전기학회논문지, 46권, 10호, pp. 1526-1533, 1997년 10월.
- [6] J Lark, "Intelligent Adaptation of Kalman Filters Using Fuzzy Logic", pp. 744-749, 1994 IEEE.
- [7] Zhi Qiao Wu and Chris J. Harris, "An Adaptive Neurofuzzy Kalman Filter", pp. 1344-1350, 1996.
- [8] Junhong Nie and D. A. Linkens, "Neural Network-Based Approximate Reasoning", Advances in Intelligent Control, pp. 321-335, 1994.
- [9] Y. Tamaguchi, T. Takagi, and T. Mita, "Self-organizing Control Using Fuzzy Neural Networks", Advances in Intelligent Control, pp. 337-361, 1994.
- [10] Yie-Chien Chen, Ching-Cheng Teng, "A Model Reference Control Structure Using a Fuzzy Neural Network", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 73, pp. 291-312, 1995.
- [11] Shin-ichi Horikawa, Takeshi Furuhashi, and Yoshiki Uchikawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagation Algorithm", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. September, 1992.
- [12] Chun-Tang Chao, and Ching-Cheng Teng, "Implementation of a fuzzy inference system using a normalized fuzzy neural network", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 74, pp. 17-31, 1995.