

Fuzzy-CMAC 신경회로망 기반 적응제어

최종수* · 김형석** · 김성중** · 권오신**

- * 포스콘 기술연구소 분산제어팀
- ** 전북대학교 제어계측공학과
- *** 군산대학교 제어계측공학과

Adaptive Control Based on Fuzzy-CMAC Neural Networks

J. S. Choi* · H. S. Kim** · S. J. Kim** · O. S. Kwon***

- * DCS Team, R&D Center, POSCON
- ** Dept. of Control & Instrumentation Eng., Chonbuk Nat'l University
- *** Dept. of Control & Instrumentation Eng., Kunsan Nat'l University

Abstract - Neural networks and fuzzy systems have attracted the attention of many researchers recently. In general, neural networks are used to obtain information about systems from input/output observation and learning procedure. On the other hand, fuzzy systems use fuzzy rules to identify or control systems. In this paper we present a generalized FCMAC(Fuzzified Cerebellar Model Articulation Controller) networks, by integrating fuzzy systems with the CMAC(Cerebellar Model Articulation Controller) networks. We propose a direct adaptive controller design based on FCMAC(fuzzified CMAC) networks. Simulation results reveal that the proposed adaptive controller is practically feasible in nonlinear plant control.

습 제어 등에 응용되었다[5~7].

한편, 퍼지 논리에 기반을 둔 퍼지 시스템과 신경망을 결합한 퍼지-신경망 모델이 개발되고 있어, 모호한 정보처리 능력과 학습 능력을 겸비한 이상적인 지능제어 알고리즘을 구현하는 연구들이 많이 발표되고 있다. 이러한 퍼지-신경망 모델 중 퍼지 시스템과 CMAC 신경망 사이의 유사성에 착안하여 그 특성들을 결합한 연구들이 있었다[8,9]. 이 연구들은 퍼지 논리의 불확실성을 포함하는 정보처리 능력과 CMAC 신경망의 빠른 학습능력을 결합한 것으로 기존의 CMAC 사상(mapping)에 퍼지 논리를 적용한 형태이다. 즉, 퍼지화된 CMAC(FCMAC) 신경망이라 할 수 있다. 이 연구는 일반적인 FCMAC 모델을 기술하고, 시뮬레이션을 통해서 FCMAC을 기반으로한 비선형 동적 시스템의 직접 적응제어 구현에 유용함을 보인다.

1. 서론

신경망은 학습 능력과 근사화 특성이 우수하기 때문에 비선형 시스템의 모델링 및 식별에 사용되었고, 신경망을 이용한 제어기법들이 다양하게 제시됨으로써 지능제어 분야에 널리 응용되고 있다[1]. 제어 분야에 가장 널리 응용되고 있는 신경망 모델은 역전달 학습을 기반으로 한 다층신경망이다. Schiffmann 등[2]은 다층신경망을 이용하여 직접 적응제어 방식으로 비선형 시스템을 제어하였고 기존의 PID제어기와 성능을 비교하였다. Gupta 등[3]도 시스템의 동특성이 포함되는 신경망 모델을 제안하여 직접 적응제어 방식으로 비선형 시스템을 제어하였다. 이러한 연구들은 모두 다층신경망과 같은 완전연결 신경망으로 전체적인 일반화 특성이 좋은 반면 국부적 변동을 갖는 비선형성이 심한 시스템을 학습하는 경우 매우 어려우며 훈련시 모든 연결강도(weights) 벡터를 갱신해야 하므로 학습속도가 매우 느려 온라인 실시간 학습에 적합하지 않고 국부 최소치(local minima)에 빠질 우려가 있다.

그러나, CMAC(Cerebellar Model Articulation Controller) 신경망은 매우 넓은 범위의 함수로부터 비선형 관계를 학습할 수 있고 입력공간 양자화를 통해서 활성화된 연결강도만 연결강도 갱신에 참여하는 국부적 신경망 구조를 갖고 있으므로 학습이 매우 빠르며 수렴특성이 좋으므로 다층신경망의 대안으로 충분한 신경망 모델이라 할 수 있다[4]. 이러한 고유 특성 때문에 CMAC은 로보트 제어, 적응제어 기법 및 적응 비평(adaptive critic) 하

2. FCMAC 신경망 모델

2.1 FCMAC의 구조 및 학습

퍼지 시스템과 CMAC 신경망 사이의 유사성에 착안하여 그 특성들을 결합한 연구들이 있었다[8,9]. 이 연구들은 퍼지 논리의 모호한 정보처리 능력과 CMAC 신경망의 빠른 학습능력을 결합한 것으로 기존의 CMAC 사상에 퍼지 논리를 적용한 형태이다. 즉, 퍼지화된 CMAC(FCMAC) 신경망이라 할 수 있다. 이 절에서는 일반화된 FCMAC 모델을 기술한다.

FCMAC 모델의 기본구조는 그림 1과 같이 3층 신경망으로 구성된다. 기존의 CMAC구조에서 입력공간의 감용함수는 입력공간에 대하여 사각형 형태의 감용함수가 중첩되어 있다. 즉, 입력 x 에 대하여 연상벡터 $a_i(x)$ 는

$$a_i(x) = \begin{cases} 1, & \text{for active associative vectors} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

이다. 그러나, FCMAC에서의 감용함수는 이용한 퍼지 감용함수로 대체하여 모호한 입력 정보를 처리하도록 한다. 퍼지 멤버십 함수에서 생성된 멤버십값을 연상 메모리 층에 사상시켜 퍼지 AND 기능을 수행하도록 한다. 이 때의 멤버십함수는 Gaussian 형, 삼각형 또는 사다리꼴형 등의 다양한 함수를 사용할 수 있다. 입력공간의 감용함수군은 퍼지 시스템에서 퍼지 제어규칙의 전건부인 "IF (condition)"부분에 해당한다.

연상 메모리층은 각 입력 감용함수군 S_i 로부터 입력을 받아들

인다. 이 입력은 각 감용함수군의 활성화 정도를 나타내는 멤버십 등급이다. 2개의 입력 감용함수군이 있다고 가정하면 입력 벡터 x 에 대하여 연상 메모리 층으로 들어오는 입력은 $\mu_{S_1}(x_1)$ 와 $\mu_{S_2}(x_2)$ 이다. 이 멤버십값은 입력과 감용영역 사이의 일치정도를 나타낸다. 연상 메모리 층은 퍼지 AND 기능을 수행하므로 연상 벡터 $a_i(x)$ t-노음 연산자를 사용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$a_i(x) = \begin{cases} \min(\mu_{S_1}(x_1), \mu_{S_2}(x_2)), & \text{fuzzy intersection} \\ \mu_{S_1}(x_1) \cdot \mu_{S_2}(x_2), & \text{algebraic product} \\ \max(0, \mu_{S_1}(x_1) + \mu_{S_2}(x_2) - 1), & \text{bounded product} \end{cases} \quad (2)$$

연상벡터는 가변되는 퍼지 연결강도를 통해서 출력 유니트에 연결된다. 이것은 일반적으로 입력공간의 퍼지 감용 함수 군과 같은 형태의 멤버십 함수를 사용하거나 계산에 대한 짐을 덜기 위해 퍼지 싱글론을 사용하기도 한다. 퍼지 연결강도는 퍼지 시스템에서 제어 규칙의 후건부인 "THEN (action)"에 해당한다. 제어 시스템의 경우 제어동작을 결정하는 부분으로 생각할 수 있다. 최종적인 FCMAC의 출력은 비퍼지화기를 통해서 생성되며 다음과 같이 표현된다.

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^N a_i(x)w_i}{\sum_{i=1}^N a_i(x)} \quad (3)$$

FCMAC은 학습을 통해서 퍼지 연결강도 즉, 후건부 멤버십 함수의 중심 위치를 조절하여 시스템의 적응성을 향상시킨다. 학습 알고리즘은 gradient decent method을 이용하며 퍼지 연결강도는 다음 식과 같이 갱신된다.

$$w_i^{new} = w_i^{old} + \frac{\beta(y_d - y) a_i}{\sum_{i=1}^N a_i} \quad (4)$$

여기에서 β 는 학습계수이고, y_d 는 원하는 목표함수값이다.

2.2 FCMAC의 특성

FCMAC은 기존의 CMAC 구조에 퍼지 연산을 가미하여 기존 퍼지 시스템의 장점인 퍼지추론, 퍼지화 및 비퍼지화 연산은 그대로 이용하여 숙련된 조작자로 부터 취득한 규칙기반을 사용할 수 있으며, 입출력 학습 데이터 집합을 사용하여 학습하므로 전문가로 부터 제어규칙을 취득하기가 어려운 경우에는 입출력 데이터의 학습을 통해서 제어 규칙을 자동으로 생성해 낼 수 있다. 또한, FCMAC은 입력공간의 활성화영역(activated region)을 멤버십값의 범위인 [0,1] 내에서 정의하고, 저장된 정보는 수치 데이터가 아니라 퍼지 수(fuzzy numbers)로 대체하여 CMAC을 확장한 것이다. CMAC에서는 연속적인 입력이 입력공간에서 양자화되고 출력은 저장된 연결강도의 합산에 의해서 생성되기 때문에 CMAC의 입력과 출력은 근본적으로 이산적이지만 FCMAC은 감용함수나 연결강도가 퍼지 집합에 의해서 정의되고 신경망 내부의 정보처리 과정이 퍼지 집합연산에 의해서 수행되기 때문에 연속적인 특성을 갖는다. 따라서 기존의 CMAC구조에서 crisp 감용함수를 사용함으로써 인해 발생하는 불확화 현상 및 인접 감용함수 사이에 존재하는 불연속성의 문제를 퍼지 감용함수를 사용함으로써 극복 할 수 있다.

CMAC의 출력은 연결강도에 대한 선형 함수이지만 FCMAC은 퍼지 연결강도에 대한 비선형 함수이다. 선형 함수는 비교적 계산과 해석이 쉽지만 잡음 제거하지 못하며 견실하지 않다. 출력의 비선형성은 FCMAC의 계산적 융통성을 증가시키고 사상 충돌(mapping collision)이 있는 경우에 더욱 견실하다. FCMAC은 메모리 낭비를 최소화하기 위해 hash coding을 사용하고 복잡한 addressing 기법이 이용되는 기존의 CMAC보다 더욱 간단하고 체계적인 계산 메카니즘을 제공해 주며, 신경망의 장점인

학습 기능을 갖으므로 변화하는 환경에 대한 적응력이 있는 모델을 구성할 수 있다.

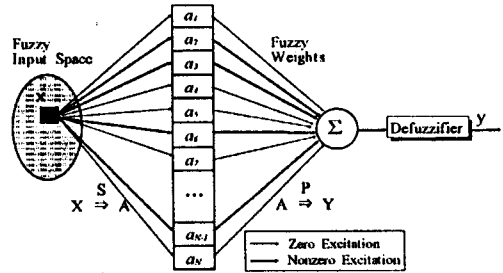


그림 1. FCMAC 모델.

3. FCMAC을 이용한 적응제어

3.1 직접 적응제어기 구성

플랜트의 모델이 다음 식과 같은 이산 시스템이라 가정하자.

$$\begin{aligned} q[k+1] &= f(q[k], u[k]) \\ y[k] &= g(q[k]) \end{aligned} \quad (5)$$

여기에서 $q[k] \in R^n$, $u[k] \in R^1$ 및 $y[k] \in R^1$ 는 각각 상태변수, 플랜트 출력 및 제어 입력을 의미한다. 신경망 제어기는 플랜트와 제어입력과의 관계를 신경망 고유의 비선형성을 이용하여 사상하게 된다. 이 경우 제어입력 $u[k]$ 는 다음 식과 같다.

$$u[k] = h(r[k], e[k]) \quad (6)$$

여기에서 $r[k]$ 는 시간 k 에서의 기준신호이고 $e[k]$ 는 기준모델 출력 $y_m[k]$ 와 플랜트 출력 $y_p[k]$ 와의 오차이다.

FCMAC 신경망을 기반으로한 직접 적응제어기의 전체 구조는 그림 2와 같다. 플랜트의 출력 $y_p[k]$ 가 기준모델의 출력 $y_m[k]$ 를 추종하도록 하기 위한 제어입력을 $u_d[k]$ 라 가정하면 플랜트 출력 오차와 제어입력 오차는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} e[k] &= y_m[k] - y_p[k], \\ e_u[k] &= u_d[k] - u[k]. \end{aligned} \quad (7)$$

FCMAC 제어기를 학습시키기 위해서는 다음의 오차함수를 필요로 한다.

$$\begin{aligned} E_{u[k]} &= \sum_{i=1}^n (e_{u_i}[k])^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (u_{d_i}[k] - u_i[k])^2 \end{aligned} \quad (8)$$

여기에서 $e_{u_i}[k]$ 는 출력 층의 i 번째 출력단자의 제어입력 오차를 의미한다. 그림 2의 제어 구조에서는 $u_d[k]$ 를 알 수 없으므로 FCMAC 제어기를 학습시킬 수 있는 제어입력 오차함수 $E_{u[k]}$ 를 얻을 수 없다. 따라서 출력 오차에 대하여 오차함수를 다음과 같이 다시 정의해야 한다.

$$\begin{aligned} E[k] &= \sum_{i=1}^n (e_i[k])^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (y_{m_i}[k] - y_{p_i}[k])^2 \end{aligned} \quad (9)$$

출력 오차함수 $E[k]$ 는 플랜트 출력에 관한 식이므로 쉽게 얻을 수 있다. 제어의 목적은 아래의 비용함수 J 를 최소화하는 것이다.

$$J = \sum_{k=k_0}^{k_f} \|E[k]\| \quad (10)$$

이것은 플랜트 출력 $y_p[k]$ 가 기준모델 출력 $y_m[k]$ 를 점진적으로 추종하도록 하는 것이다. 즉,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (y_m[k] - y_p[k]) = 0 \quad (11)$$

가 되도록 제어 신호 $u[k]$ 를 결정해야 한다. 따라서 FCMAC 제어기의 연결강도는 다음 식을 이용하여 갱신된다.

$$w_i[k+1] = w_i[k] + \beta \frac{(y_m[k] - y_p[k]) a_i}{\sum_{i=1}^N a_i} \quad (12)$$

3.2 컴퓨터 시뮬레이션

FCMAC 제어기의 제어 성능을 검증하기 위해서 아래의 예제를 대상으로 시뮬레이션을 수행하였다. FCMAC 제어기는 2개의 입력과 1개의 출력으로 구성되며, 플랜트의 출력이 기준모델을 추종하도록 비선형 사상을 학습한다. 제어기 입력변수의 감용함수는 각각 5개의 Gaussian형 퍼지 멤버십함수로 입력공간을 양자화한다. 따라서 메모리는 25개를 사용한다. 초기의 퍼지 연결강도는 퍼지 싱글톤 함수로 $[-0.3, 0.3]$ 영역 내에서 불규칙 수로 초기화하였고 출력은 product inference와 무게중심법에 의해서 생성된다.

제어되는 비선형 동적 플랜트는 다음의 차분방정식으로 표현된다.

$$y_p[k+1] = \frac{y_m[k]}{1.0 + y_p^2[k]} + r^2[k] \quad (12)$$

기준모델은

$$y_m[k+1] = 0.6y_m[k] + r[k] \quad (13)$$

이다. 학습계수 β 는 0.01로 정하였고 1000회의 오프라인 학습을 수행한 경우의 결과를 보였다. 그림 3(a)는 기준입력 $r[k]$ 로 $\sin(2\pi k/25) + \sin(2\pi k/10)$ 를 인가한 경우로써 평균오차는 0.1014이고, 그림 3(b)는 기준입력으로 계단입력을 인가한 경우이다. 결과로부터 FCMAC을 이용한 직접 적용제어기는 기준모델을 잘 추종함을 알 수 있다. 그러나, 그림 3(a)의 제어응답에서 플랜트 출력이 정현함수 형태의 기준모델을 추종하면서 일부 구간에서 불연속적인 응답을 보이고 있다. 이러한 특성은 입력공간의 감용함수를 퍼지 멤버십함수로 대체하면서 기준이 CMAC에 비해 입력공간의 양자화 특성을 크게 개선하였지만 퍼지 감용함수 역시 고정되어 있기 때문에 더욱 유연하게 기준모델의 응답을 추종하지 못하는 문제점이 발생하였다. 따라서, 연속적이고 유연한 추종 특성을 얻기 위해서는 학습을 통해서 퍼지 감용함수의 중심 위치와 형태를 조정하여 최적의 퍼지 감용함수로 재 설계하는 적응 양자화 기법을 적용한다면 해결이 가능하리라 생각 된다.

4. 결론

이 연구에서는 퍼지 시스템과 CMAC 신경망의 유사성에 착안하여 퍼지 시스템의 불확실성이 포함된 모호한 정보의 처리 능력과 CAMC의 빠른 학습 능력을 결합한 일반화된 FCMAC 신경망 모델을 기술하였다. FCMAC 모델은 퍼지 시스템의 연산에 기반을 두고있기 때문에 숙련된 조작자로부터 취득한 규칙기반을 구현할 수 있고, 제어 규칙의 취득이 어려운 경우 입출력 데이터를 학습함으로써 제어 규칙을 자동으로 생성해 낼 수 있으므로 제어 규칙의 취득이 어려운 시스템의 제어에 매우 효과적이다. FCMAC을 이용하여 직접 적용제어기를 설계하였고 시뮬레이션으로부터 FCMAC 제어기는 학습을 통해서 기준모델을 잘 추종하도록 미지의 플랜트에 대한 제어입력을 생성할 수 있음을 보였다.

참고 문헌

[1] W. T. Miller, R. S. Sutton, and P. J. Werbos, *Neural Networks for Control*, Cambridge, MA: MIT Press, 1991.
 [2] W. H. Schiffmann and H. W. Geffers, "Adaptive control of dynamic systems by back propagation networks," *Neural Networks*, vol. 6, pp. 517-524, 1993.

[3] M. M. Gupta and D. H. Rao, "Dynamic neural units with applications to the control of unknown nonlinear systems," *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, vol.1, no.1, pp. 73-92, 1993.
 [4] W.T. Miller, F. Glanz and L.G. Kraft, "CMAC : An associative neural network alternative to back-propagation," *Proc. IEEE*, pp.1561-1567, 1990.
 [5] W.T. Miller, "Sensor-based control of robotic maipulators using a general learning algorithm," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol.RA-3, no.2, pp.157-165, April 1987.
 [6] L. G. Kraft, D. P. Campagna, "A comparison between CMAC neural network control and two traditional adaptive control systems," *IEEE Control System Magazine*, pp. 36-43, April 1990.
 [7] C.-S. Lin and H. Kim, "CMAC-based adaptive critic self-learning control," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 2, no. 5, pp. 530-533, 1991.
 [8] C.-C. Jou, "A Fuzzy Cerebellar Model Articulation Controller," *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, vol.2, pp.1171-1178, San Diego, March 1992.
 [9] J. Nie and D.A. Linkens, *Fuzzy-Neural Control: principles, algorithms and applications*, pp.203-220, Prentice Hall, 1995.

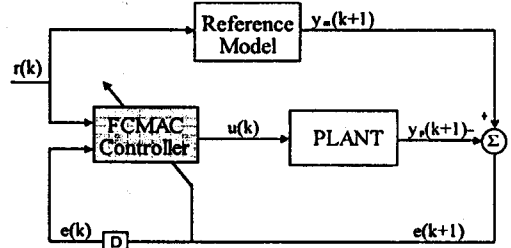
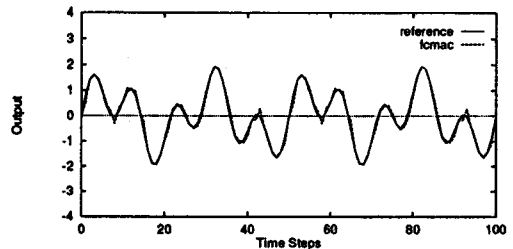
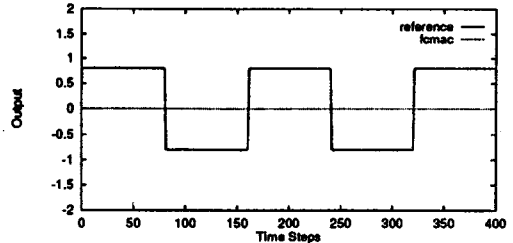


그림 2. FCMAC 기반 직접 적용 제어기.



(a) 제어응답(Sinusoidal 입력인 경우)



(b) 제어응답(Step 입력인 경우)

그림 3. 비선형 시스템 제어결과.