

신경회로망을 이용한 기준모델 제어기에 관한 연구

°조규상, 김규남, 양태진, 유시영, 김경기

한양대학교 전자공학과

A Study on the Model Reference Adaptive Control Using Neural Network

Gyu-Sang Cho, Kyu-Nam Kim, Tae-Jin Yang, Kyong-Gi Kim

Dept. of Electronic Eng. Hanyang University

ABSTRACT

This paper describes a neural network based control scheme with MRAC. The system consists of two neural network; one is for identifier and the other is for controller. Identification is firstly performed to learn the behavior of the nonlinear plant. Neural net controller is next trained by backpropagating the error at the output of plant through the identifier. Also the training method used in this paper repeatedly updates weights of neural network to track the reference model.

1. 서 론

신경회로망을 이용한 제어기의 가장 큰 장점은 제어 대상 시스템에 대한 정보를 주지 않아도 자기 스스로 학습할 수 있는 능력이 있다는 것이다 [1,2,3]. 이런 능력으로 인해서 복잡한 제어 문제를 푸는데 있어서 수학적인 해석법을 사용하지 않아도 된다는 장점이 있다.

현재의 신경회로망을 이용한 제어 시스템의 연구 경향은 제어기가 효과적으로 성능을 발휘할 수 있도록 신경회로망을 구성하고 이 회로망이 효율적으로 학습할 수 있는 방법을 개발하는데 있다.

다층 신경회로망[1,8,9]을 이용한 많은 제어시스템이 제안되었는데 Psaltis[2]등은 일반적인 학습과 특별학습이라는 두개의 과정으로 분리하여 학습하는 제어기를 제안하였다. 일반학습과정에서는 플랜트의 역다이나믹스를 학습할 수 있도록 오프

라인 방식으로 학습하게 되고 일단 학습이 되고 난 후에 피드-포워드방식으로 제어가 이루어진다. 특별학습과정에서는 온라인 방식으로 학습하는 네트워크를 형성하여 실제 플랜트 출력과 원하는 출력간의 추종오차가 역전파되어 컨트롤러의 파라미터를 변경시키는 방식이다.

Nguyen[3]등은 두개의 신경회로망으로 구성된

제어방식을 제안하였는데 하나는 에플레이터로 작용하는 것이고 다른 하나는 컨트롤러로 작용한다. 이 방식에서는 플랜트의 실제 다이나믹스를 오프라인 방식으로 매핑하고 난 후에 플랜트의 입출력관계로부터 직접 신경회로망으로 컨트롤러를 학습하는 방식이다. backing a truck문제에 적용한 이 방식은 비선형 시스템의 레귤레이터를 디자인한 대표적인 예이다. 그러나 이 방식을 도립진자(Inverted Pendulum)에 적용한 결과 상당한 어려움이 있다고 알려졌다[4].

본 논문에서는 비선형 플랜트를 갖는 기준모델 적용제어기에 두개의 신경회로망을 플랜트의 식별과 제어기의 기능을 수행하도록 구성하여 온라인 방식의 제어를 할 수 있는 시스템에 대해서 다루고자 한다. 플랜트의 출력과 기준모델의 출력간의 오차를 이용하여 신경회로망 식별기와 제어기의 파라미터를 변경하는 역전파 방식을 사용한다. 또 온라인으로 제어되는 시스템의 출력이 기준모델의 출력에 빠르게 추종할 수 있는 학습 방식을 적용한다.

2. 신경회로망 모델

다층역전파 신경회로망은 최소한 한개의 은닉층과 입력, 출력층으로 구성되어 있다. 입력층은 선형 뉴런으로 구성되어 있고 그 출력이 은닉층의 입력으로 작용된다. 은닉층의 뉴런은 시그모이드라는 비선형함수로 매핑된다. 이런 시그모이드의 비선형성으로 인해서 비선형특성을 갖는 플랜트의 컨트롤러를 신경회로망 제어기로 구성할 수 있다[7,8,9]. 은닉층의 출력은 출력층 뉴런의 입력이 되고 이 뉴런도 시그모이드 함수를 사용한다. 본 논문에서 사용한 두개의 신경회로망의 구조는 그림 1과 같다.

NN2에서의 출력층에서 역전파 에러 신호는

$$\delta_k^{NN2} = (t - o^{NN2}) \quad (1)$$

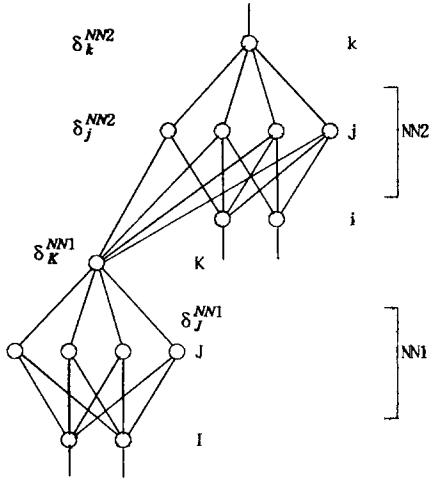


그림 1. 신경회로망

이다. NN2의 은닉층에서는 다음과 같다.

$$\delta_j^{NN2} = f_j'(i_j^{NN2}) \sum_k \delta_k^{NN2} W_{kj}^{NN2} \quad (2)$$

여기서 $f_j(i_j)$ 는 시그모이드 함수이다. W_{kj} 는 k 층과 j 층간의 웨이트이다. t 는 NN2의 목표값이고 o 는 실제출력이다.

NN1의 출력층에서의 역전파 에러 신호는 NN2의 은닉층에서의 델타값이 그대로 적용이되어

$$\delta_k^{NN1} = \delta_j^{NN2} = f_j'(i_j^{NN2}) \sum_k \delta_k^{NN2} W_{kj}^{NN2} \quad (3)$$

가 된다.
NN1의 은닉층에서는

$$\delta_j^{NN1} = f_j'(i_j^{NN1}) \sum_k \delta_k^{NN1} W_{kj}^{NN1} \quad (4)$$

가 된다.

3. 비선형 시스템의 식별

플랜트의 입력과 출력의 과거값을 이용하여 SISO 비선형 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다[1,6].

$$y(k+1) = f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)) \quad (n \geq m) \quad (5)$$

각 스텝 k 에서 제어입력 $u(k)$ 뿐만 아니라 적절한 과거의 입력과 출력값이 신경회로망의 입력으로 인가된다. 신경회로망의 출력 $y(k+1)$ 과 플랜트의 출력 $y(k+1)$ 가 이 신경회로망을 학습하는데 사용된다. 이 과정은 $y(k+1)$ 과 $y(k+1)$ 간의 차이가

최소로 되었을 때 학습을 마치게 된다. 학습은 온라인 방식으로 수행하며 매 스텝마다 신경회로망의 웨이트를 변경한다. 원하는 정도로 식별과정이 수행되었다면 이것은 플랜트의 출력이 모델의 출력을 추종하도록 하는 제어의 초기상태가 된다. 온라인 방식으로 제어를 할 때는 시스템의 식별과 제어가 동시에 이루어져야 하기 때문에 이 과정은 시스템의 제어가 실행된 후 시스템 파라미터와 시스템 환경의 변화에 따라 계속 웨이트를 갱신한다[1]. 그림2에 표시된 TDL(Tapped Delay Line)은 입력과 출력의 지연 신호를 갖는다. 플랜트는 BIBO안정이라고 가정한다. 그러므로 시스템의 식별과정에서 사용되는 모든 신호는 한정된(bounded) 신호이다.

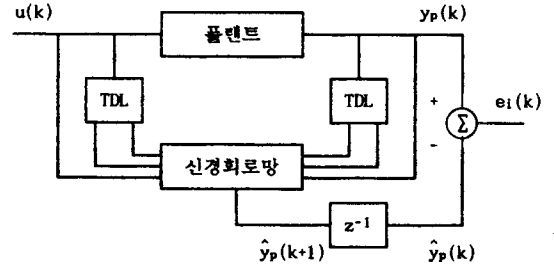


그림 2 온라인 신경회로망 식별기 구조

4. 시스템의 제어방식

MRAC방식은 플랜트의 출력과 기준 모델의 출력을 비교하여 생긴 오차를 적절한 적응 알고리즘을 이용하여 제어기의 파라미터를 조정하는 것이다[1,4]. 플랜트 P의 입력-출력 관계가 $\{u(k), y_p(k)\}$ 로 주어졌을 때 기준모델 M의 입력-출력관계는 $\{r(k), y_m(k)\}$ 로 나타낼 수 있다. 모델의 출력을 $y_m(k)$ 라 하고 플랜트의 출력을 $y_p(k)$ 라 할 때 제어입력 $u(k)$ 가

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |y_p(k) - y_m(k)| \leq \epsilon \quad (\epsilon \geq 0) \quad (6)$$

가 되도록 하는 것이 이 제어의 목적이다. 본 논문에서는 제어를 신경회로망으로 구성하고 이것의 파라미터를 모델과 플랜트의 출력 오차를 이용하여 2절에서 설명한 역전파 알고리즘을 적용한다. 전체시스템이 동작하는 순서는 기준입력이 기준모델과 제어기의 입력되었을 때 기준모델은 $y_m(k+1)$ 를 출력하고 신경회로망 NN1은 제어입력 $u(k)$ 를 출력하게 된다. 이 $u(k)$ 는 플랜트의 입력과 신경회로망 NN2의 입력으로 작용한다. 플랜트의 출력 $y_p(k+1)$ 과 기준모델의 출력 $y_m(k+1)$ 의 에러로 두개의 신경회로망의 웨이트를 역전파 알고리즘을 적용하여 변경시킨다. 플랜트의 출력이 기준모델의 출력을 빠르게 추종할 수

있도록 신경회로망 제어기의 입력과 원하는 출력을 계속 유지하면서 신경회로망의 웨이트를 지정한 횟수(T_R)만큼 변경시켜서 플랜트의 출력과 모델의 출력의 오차를 최소화하도록 하는 방식을 적용한다. 이 방식을 적용하면 온라인으로 제어되는 신경회로망 시스템이 원하는 출력에 빠르게 추종할 수 있게 된다. 시스템을 제어하는 절차를 요약하면 다음과 같다.

1. 원하는 정도로 NN2를 학습한다.
2. 기준 입력을 인가한다.
3. NN1로부터 제어입력을 생성하여 플랜트의 출력을 생성한다.
4. 플랜트의 출력과 기준모델의 출력간의 오차 e_p 를 구한다.
5. e_p 를 이용해서 δ_k^{NN2} 를 구하여 NN2에 역전파하여 파라미터를 변경한다.
6. δ_k^{NN1} 를 구하여 NN1에 역전파하여 파라미터를 변경한다.
7. $T_R=n$ 으로 지정하면 과정 3부터 n번 반복한다.
8. $k=k+1$ 로 하며 과정 2부터 반복한다.

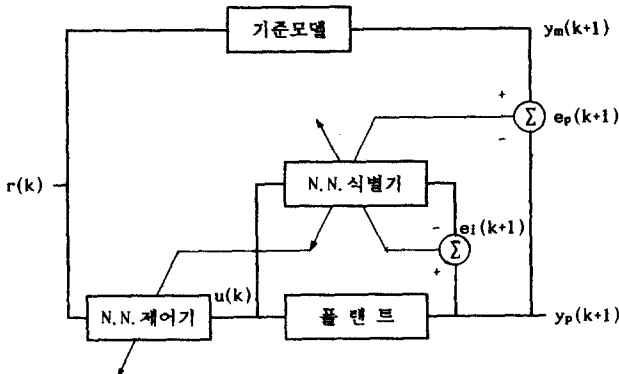


그림 3 신경회로망을 이용한 MRAC제어기 구조

5. 시뮬레이션

예제 1.

제어하고자 하는 미지의 플랜트는 다음과 같은 차분방정식으로 표현된다.

$$y_p(k+1) = f[y_p(k), y_p(k-1)] + u(k) \quad (7)$$

여기서

$$f[y_p(k), y_p(k-1)] = \frac{y_p(k)y_p(k-1)[y_p(k)+2.5]}{1 + y_p^2(k) + y_p^2(k-1)} \quad (8)$$

이다. 기준모델은 다음과 같은 2계 차분방정식으로 표현된다.

$$y_m(k+1) = 0.6y_m(k) + 0.2y_m(k-1) + r(k) \quad (9)$$

여기서 기준입력 $r(k)$ 는 $\sin(2\pi k/25)$ 이다. $r(k)$ 는 한정된(bounded) 입력이다.

주어진 어떤 함수를 근사적으로 표현하도록 신경회로망을 학습하는 것은 중요한 문제이다. 학습과정은 시간이 많이 소요되는 과정이기 때문에 학습의 속도를 증가시키기 위하여 여러가지 방안들이 많이 모색되고 있는데 학습이 빠르고 정확하게 수렴하는가에 대해서 이론적으로 제시되고 있는 결과는 아직 없다. 이 과정에서는 여러가지 경우에 대해서 많은 실험을 하는 것이 좋은 결과를 얻기 위한 수단이다. 본 논문에서 실행한 시뮬레이션에서는 신경회로망 NN1은 입력층과 2개의 은닉층 그리고 출력층으로 구성이 되어있다. 각층의 노드수는 입력층이 3개, 두개의 은닉층이 각각 10개의 노드로 구성되어 있고 출력층은 1개의 노드로 구성하였다. NN2의 각층에서의 노드가 각각 2,10,10,1개로 구성되어 있다. 첫번째 과정으로 미지의 플랜트에 대한 식별을 위해서 NN2의 입력에 랜덤입력을 인가하여 10000회의 학습을 한다. 학습비(learning rate) η 는 다음과 같이 정하여서 사용하였다.

$$\eta = \begin{cases} 0.1 & k \leq 1000 \\ 0.2 & 1000 \leq k < 2000 \\ 0.4 & 2000 \leq k < 5000 \\ 0.2 & 5000 \leq k < 8000 \\ 0.1 & 8000 \leq k < 10000 \end{cases}$$

학습 초반에는 수정비를 작은 값으로 지정하여야 신경회로망의 웨이트값이 발산하지 않는다. 어느정도 웨이트가 수렴하게 되면 웨이트가 갱신되는 비율이 적게 되므로 수정비를 큰 값으로 지정하여 수렴속도를 증가시킨다. 너무 큰 값을 지정하면 발산하는 경향이 있다. 초기웨이트 값은 -0.1에서 +0.1사이의 값으로 랜덤하게 지정한다. 초기웨이트를 작은 값으로 지정하면 뉴런이 포화되는 것을 상당히 방지할 수 있다.

시스템에 대한 식별을 마친 후 제어과정을 수행한다. 각 스텝마다 입력을 인가하여 플랜트의 출력 $y_p(k+1)$ 과 $y_m(k+1)$ 의 출력의 차이를 2절에서 제시한 역전파알고리즘을 이용하여 NN2부터 역전파하여 NN1의 웨이트를 수정한다. 지정한 T_R 만큼 반복적으로 신경회로망의 웨이트를 수정한다. 그림 4은 $T_R=0$ 일 때 모델의 출력과 플랜트의 출력을 나타낸 결과이다. 그림 5과 그림 6은 각각 $T_R=5, T_R=10$ 일 때의 결과이다.

예제 2

미지의 플랜트는 다음과 같은 차분방정식으로 표현된다.

$$f[y_p(k), y_p(k-1)] = \frac{y_p(k)}{1 + y_p(k)^2} + u^3(k) \quad (10)$$

기준모델은 다음과 같다.

$$y_m(k+1) = 0.6y_m(k) + 0.2y_m(k-1) + r(k) \quad (11)$$

기준 입력 $r(k)$ 는 $\sin(2\pi k/25) + \sin(2\pi k/10)$ 이다. NN2의 입력에 랜덤입력을 인가하여 20000회의 학습을 한다. 학습비 η 는 다음과 같이 적용하였다.

$$\eta = \begin{cases} 0.1 & k \leq 5000 \\ 0.2 & 5000 \leq k < 10000 \\ 0.3 & 10000 \leq k < 15000 \\ 0.2 & 15000 \leq k < 20000 \end{cases}$$

그림 7, 그림 8, 그림 9는 각각 $T_R=0$, $T_R=5$, $T_R=10$ 인 경우의 플랜트와 기준모델의 출력을 비교한 결과이다.

6. 결 론

본 논문에서는 신경회로망을 MRAC에 응용한 제어기에 관한 고찰을 하였다. 두개의 신경회로망으로 식별기와 제어기를 구성하였고 전체 시스템은 온라인 방식으로 제어하였다. 전체 시스템을 제어하기 위해 두개의 신경회로망에 변형된 역전파 방식을 적용하였다. 또한 신경회로망의 입력과 출력관계를 지속시키면서 지정한 횟수의 웨이트를 갱신하는 방식으로 기준모델을 빠르게 추종할 수 있는 학습방식을 적용하였을 때(그림 5, 그림 6, 그림 8, 그림 9) 적용하지 않은 경우(그림 4, 그림 6)에 비해서 상당히 빠르게 기준모델의 출력에 추종할 수 있음을 시뮬레이션을 통하여 입증하였다.

참고 문헌

1. K.S.Narendra and K.Parthasarathy, "Identification and control dynamical systems using neural networks", IEEE Trans. on Neural Networks., Vol.1, No.1, pp4-42, March 1990.
2. D.Psaltis et al., "A Multilayered Neural Network Controller", IEEE Control System Magazine, pp17-21, April 1988.
3. D.H.Nguyen and B.Widrow, "Neural Networks for self-learning control systems", IEEE Control System Magazine, pp18-23, Vol. 10, No.3, April 1990.
4. S.Kuntanapreeda et al., "Neural Network Model Reference Control of Nonlinear Systems", IJCNN 1992, Vol.2, pp. 94-99, 1992.
5. M.Khalid and S.Omatu, "A Neural Network Based Control Scheme with an Adaptive Neural Model Reference Structure", IJCNN'91, pp2128-2133, 1991.
6. P.M.Mills and A.Y.Zomaya, "A Neural Approach to On-line Identification of Non-

linear Systems", IJCNN '91, pp202-207, 1991.

7. Sheng-De Wang and Hackerd M.S.Yeh, "Self-Adaptive Neural Architectures for Control Applications", IJCNN '90, Vol3, pp309-314.
8. T.Yamada and T.Yabuta, "Remarks on an Adaptive Type Self-tuning Controller Using Neural Networks", IECON '91, pp1389-1394, 1991.
9. Fu-Chuang Chen, "Back-propagation Neural Network for Nonlinear Self-tuning Adaptive Control", Proc. IEEE Int. Symp. on Intelligent Control 1989, pp. 274 - 279, 1989.

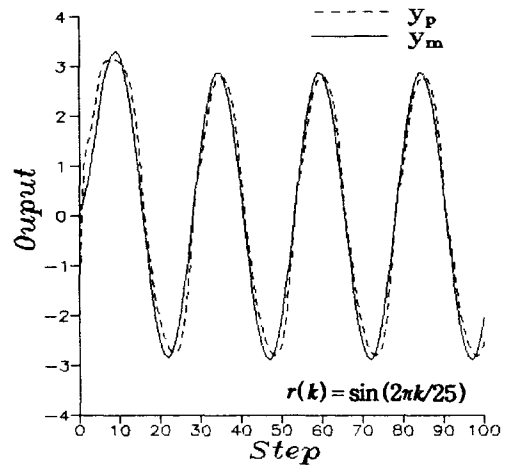


그림 4 플랜트와 기준모델의 출력 ($T_R=0$)

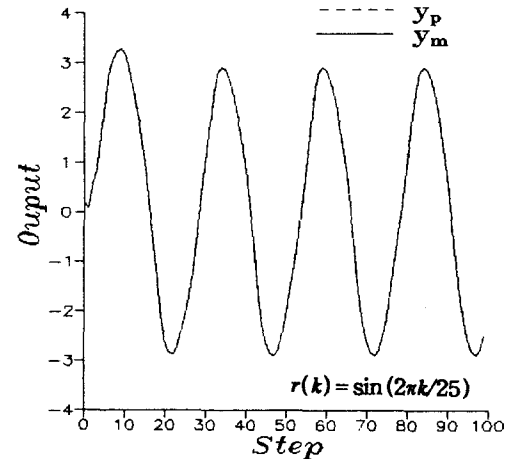


그림 5 플랜트와 기준모델의 출력 ($T_R=5$)

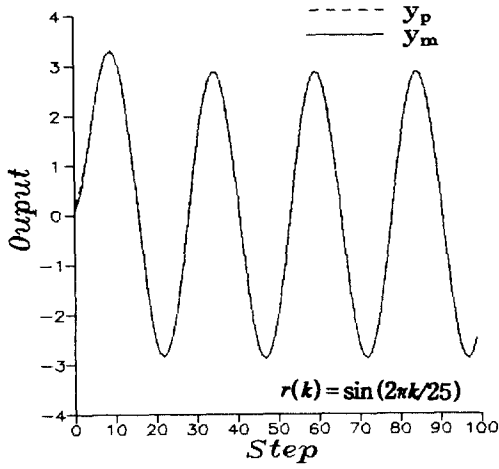


그림 6 플랜트와 기준모델의 출력 ($T_r=10$)

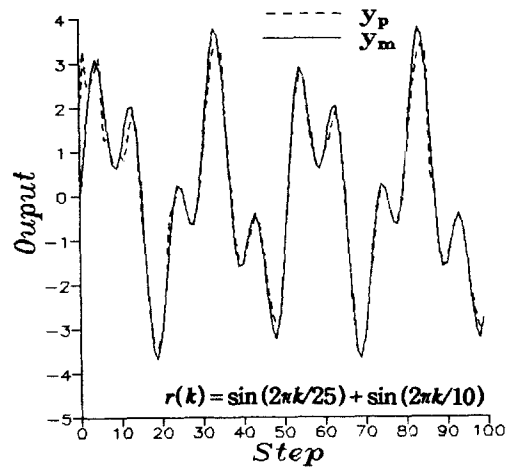


그림 8 플랜트와 기준모델의 출력 ($T_r=5$)

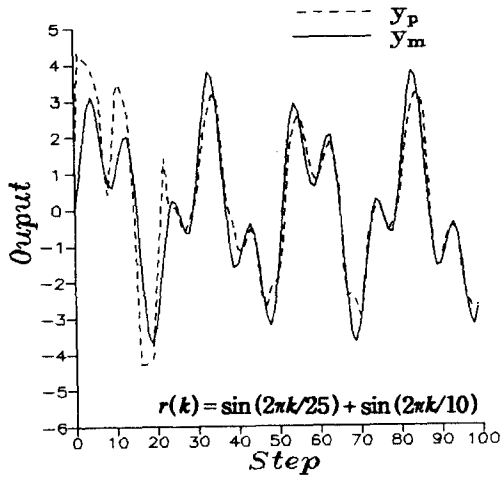


그림 7 플랜트와 기준모델의 출력 ($T_r=0$)

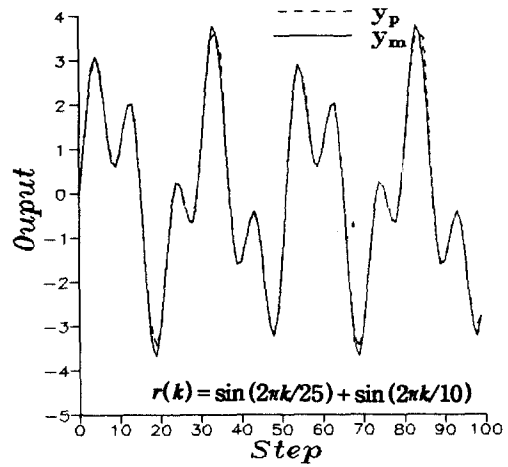


그림 9 플랜트와 기준모델의 출력 ($T_r=10$)