

뉴로-퍼지알고리즘을 이용한 시변 동적시스템의 설계

정희원 최수열*

Design of time varying dynamic system using Neuro-Fuzzy Algorithm

Soo-Yeol Choi* *Regular Member*

요 약

본 연구에서는 퍼지 논리이론과 다층신경회로망을 병렬로 결합한 뉴로-퍼지 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방식은 다층신경회로망에서 가장 많이 사용되고 있는 오차역전파 학습알고리즘의 학습수렴속도를 빠르게 하여 뉴런의 조기포화 상태를 미리 감지하고, 활성화 함수의 기울기를 적절히 조절하여, 시스템의 제어성능을 향상시킨다. 제어성능의 평가 방법은 기존에 사용되고 있는 다층신경회로망과 PID다층신경회로망을 이용한 두 적응제어시스템과 비교 분석하였다. 제어성능 분석대상은 2차 계의 시변 동적 시스템이며, 파라메타는 스텝파형, 부하, 파라메타가 변할 때이다. 이러한 조건에 의해서 컴퓨터 시뮬레이션을 통한 연구의 결과에서 제안된 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 경우가 기존의 두 제어시스템보다 적은 학습 수에도 불구하고 제어성능과 학습수렴속도가 개선됨을 확인하였다.

ABSTRACT

In the study, Neuro-Fuzzy algorithm parallel combined fuzzy theory and multi-layer neural network is proposed. The proposed design method using neuro-fuzzy algorithm for improve to control performance of system as rapidly learning convergence speed of the error back propagation learning algorithm using has been used common of the multi-layer neural networks that previously sense pre-saturation state and the same time as slope of activation function proper to variable. Evaluation method of control performance to the designed neuro-fuzzy algorithm was analyzed compare about two adaptive control system using conventional multi-layer neural networks and PID multi-layer neural networks. The object analysis of control performance and parameter of designed neuro-fuzzy algorithm were both a time varying dynamic system of the secondary system and in case of supply a step wave, load, variable parameters of system. According to this condition, as a result of the study by using computer simulation, we identified that learning convergence speed and control performance was developed more in case of connecting designed neuro-fuzzy algorithm disregarding at the less learning the number of trial than conventional two control systems.

I. 서론

최근 불확실한 시스템의 제어성능을 향상시키기 위해 많이 응용되고 있는 다층 신경회로망의, 학습 방법으로 대표적인 것이 오차 역전파(error back propagation) 학습 알고리즘을 채택하고 있다. 그러나

오차역전파 알고리즘은 학습속도가 느리다는 단점을 가지고 있다.

이는 부적절한 가중치(weight)들의 설정으로 인해 발생하는 각 뉴런의 조기 포화상태(premature saturation) 때문이다. 즉 신경회로망을 구성하는 어느 한 뉴런이라도 조기포화 상태에 빠질 경우 가중치 외 큰 변화에도 불구하고 실제 오차의 변화량은 미

* 서일대학 정보통신과(semisan@hanmail.net)
논문번호 : 00020-0325, 접수일자 : 2000년 3월 25일

미하게된다. 따라서 빠른 학습 수렴속도를 얻기 위해서는 뉴런의 조기포화 상태를 감지하고 이때 활성화 함수(activation function)의 기울기를 적절히 변화시켜 그 상태를 벗어나게 해야한다. 본 논문에서는 이러한 포화상태를 미리 감지 할 수 있으며 동시에 포화상태에서 기울기의 적절한 변화폭 통해 다층 신경회로망의 빠른 학습수렴속도를 보장할 수 있는 방법을 제안한다. 제안하는 방식은 논리 및 추론(inference)의 장점을 갖는 퍼지 논리(fuzzy logic) 기법과 뉴런 활성화 함수의 기울기를 가변 시키는 방식을 갖는 뉴로-퍼지 알고리즘 방식이다. 제안한 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용하여 시변 동적시스템에 적용시켜 기존의 신경회로망 보다 제어성능이 향상되고 학습수렴속도가 개선됨을 시뮬레이션을 통해 확인하였다.

II. 신경회로망을 이용한 적응제어 시스템

1. 적응제어시스템의 구성

신경회로망을 이용하여 미지의 플랜트를 제어하는 시스템에서 단일입력 단일출력(single input single output : SISO)을 갖는 제어대상을 비선형함수 $s(\cdot)$ 를 사용하여 차분 방정식으로 표현하면 식 (2-1)과 같이된다.

$$y(k) = s\{y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n_a+1), u(k-1), \dots, u(k-n_b+1)\} \quad (2-1)$$

식 (2-1)의 비선형 특성을 갖는 제어대상에 다층 신경회로망을 이용하여 온라인으로 동작하는 적응제어를 설계하기 위하여 식 (2-1)을 현재의 입력 $u(k)$ 를 종속변수로 하여 비선형함수 $g(\cdot)$ 로 표현하면 식 (2-2)이 된다.

$$u(k) = g\{y_d(k+1), y(k), y(k-1), \dots, y(k-n_a+1), u(k-1), \dots, u(k-n_b+1)\} \quad (2-2)$$

식 (2-2)의 비 선형 함수 $g(\cdot)$ 를 다층신경회로망을 이용하여 학습하고 그 신경회로망의 출력을 제어기로 사용한다.^{[1][2]} 신경회로망의 출력이 직접 제어입력으로 시스템에 가해지면 나오는 출력과 원하는 기준입력과 비교되어 이 오차의 자승을 평가함수로 하여 최급 하강되도록 신경회로망의 연결강도를 조절하는 평가함수는 식 (2-3)이다.

$$J(k) = \frac{1}{2} \sum_1^n [r(k) - out_{(k)}]^2 \quad (2-3)$$

출력 단에서의 가중치 변화는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \Delta W_k &= -\eta \frac{\partial J}{\partial W_k} \\ &= -\eta \cdot [r(k) - out_{(k)}] \cdot f'(net_{(k)}) \cdot out_{(j)} \\ &= \eta \cdot \delta_k \cdot out_{(j)} \end{aligned} \quad (2-4)$$

여기서 δ_k 는 역 방향으로 전달되는 오차이고 $f'(net_k)$ 는 활성화함수의 미분 치이며, η 는 학습율이다. 은닉 층에서의 가중치 변화량은 다음 식에 의해 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ji} &= -\eta \frac{\partial J}{\partial W_{ji}} \\ &= -\eta f'(net_{(i)}) \cdot \sum_1^n \delta_j \cdot out_{(i)} \\ &= \eta \cdot \delta_j \cdot out_{(i)} \end{aligned} \quad (2-5)$$

식 (2-4), 식 (2-5)을 이용하여 각 층에서의 새로운 가중치들은 최종적으로 다음 식에 의해 조정된다.

$$W_k(k) = W_k(k-1) + \Delta W_k + \alpha \Delta W_k(k-1) \quad (2-6)$$

$$W_{ji}(k) = W_{ji}(k-1) + \Delta W_{ji} + \alpha \Delta W_{ji}(k-1) \quad (2-7)$$

여기서 α 는 상수이며 오차 진동을 적게 하여 수렴 속도를 빨리 하기 위하여 첨가한 모멘텀 항(Momentum Term)이다.^{[3][4][5][6][7][8]}

III. 신경회로망을 이용한 PID 적응제어시스템

1. 적응제어시스템의 구성

제어성능을 개선하기 위해 PID 제어기를 그림 3.1와 같이 기존의 신경회로망 적응제어기에 직렬 연결한 제어 방식을 도입하였다. 먼저 기준신호를 입력하고 이 때 플랜트의 초기 출력과 제어신호의 초기값은 0으로 한다. 신경회로망의 입력 패턴으로 현재 기준신호, 플랜트의 전 출력 값 그리고 PID에서 발생된 제어신호의 전 값을 신경망 모델에 입력한다. 이미 학습된 신경망 모델에 대해서는 각 입력 패턴에 대한 적절한 PID 파라미터를 출력하고 여기

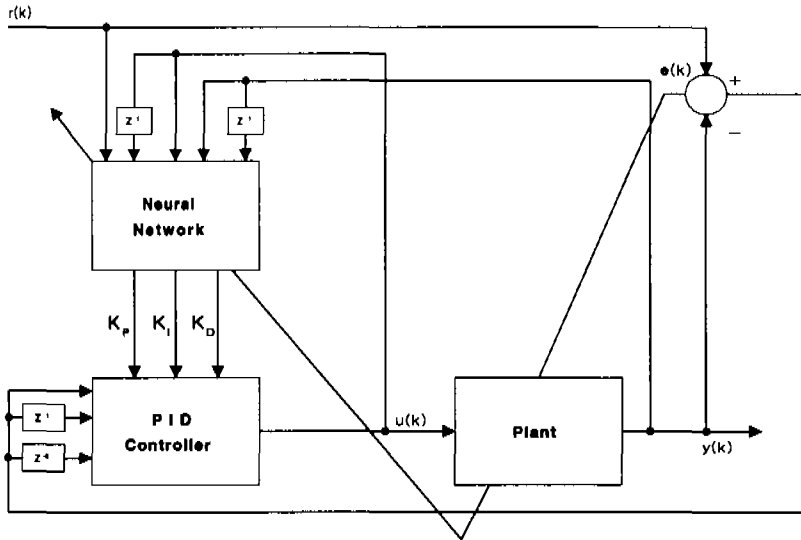


그림 3.1 PID신경회로망을 이용한 적응제어 시스템

서 얻어진 파라메타는 PID 제어기로 하여금 플랜트의 제어신호 $u(k)$ 를 생성시킨다.

제어신호 $u(k)$ 는 플랜트의 입력으로 되어 실제출력 $y(k)$ 가 된다.

플랜트의 실제출력 $y(k)$ 와 기준신호 $r(k)$ 을 비교하여 오차를 구하고 오차에 대한 적절한 PID 제어기의 출력값 $u(k)$ 을 만들어야 한다. 이 때 플랜트의 동특성 학습은 widrow-Hoff델타 규칙으로 학습하였다. 제어 입력을 지연시간별로 정리하면 다음과 같이 얻어진다.

$$u(k) = u(k-1) + (K_p(k) + K_i(k) + K_d(k)) \cdot e(k) - (K_p(k) + 2K_d(k))e(k-1) + K_d(k)e(k-2) \quad (3-1)$$

PID신경회로망의 학습은 역전파법으로 행하고 가중치를 수정하는 평가 함수 J 을 계산하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}(k)} = e_m(k) \times \frac{\partial e_m(k)}{\partial w_{kj}(k)} = -e_m(k) \frac{\partial y(k)}{\partial w_{kj}(k)} \quad (3-2)$$

여기서, $w_{kj}(k)$ 은 시각 (k) 에 대한 k 번째 노드와 j 번째 노드와의 결합 가중치를 나타낸다.

$$\frac{\partial y(k)}{\partial w_{kj}(k)} = \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \times \frac{\partial u(k)}{\partial w_{kj}(k)} \quad (3-3)$$

식 (3-3)의 제 1항은 입력력의 비를 결정하고 차분 및 신경회로망 모델의 역전파에 의해 구해 질 수 있다. 식 (3-3)의 제 2항은 다음과 같다.

$$\frac{\partial u(k)}{\partial w_{kj}(k)} = \frac{\partial u(k)}{\partial K(k)} \times \frac{\partial K(k)}{\partial w_{kj}(k)} \quad (3-4)$$

여기서, $K(k)$ 은 신경회로망의 출력이다.

식 (3-4)의 제 1항 $\frac{\partial u(k)}{\partial K(k)} = [u_{a1}(k), u_{a2}(k), u_{a3}(k)]$ 은 다음과 같다.

$$u_{a1}(k) = \frac{\partial u(k)}{\partial K_p(k)} = e(k) - e(k-1) \quad (3-5)$$

$$u_{a2}(k) = \frac{\partial u(k)}{\partial K_i(k)} = e(k) \quad (3-6)$$

$$u_{a3}(k) = \frac{\partial u(k)}{\partial K_d(k)} = e(k) - 2e(k-1) \quad (3-7)$$

$K(k) = [K_p(k), K_i(k), K_d(k)]^T$ 가 되어, 식 (3-4)의 제 2항은 다음과 같다.

$$\frac{\partial K(k)}{\partial w_{kj}(k)} = \left[\frac{\partial K_p(k)}{\partial w_{kj}(k)}, \frac{\partial K_i(k)}{\partial w_{kj}(k)}, \frac{\partial K_d(k)}{\partial w_{kj}(k)} \right]^T \quad (3-8)$$

식 (3-2)~식 (3-8)으로부터 평가함수를 신경회로망에 적용한 가중치는 다음과 같다.

$$\frac{\partial J(k)}{\partial w_n(k)} = -[r(k) - y(k)] \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \left[u_{d1}(k) \frac{\partial K_P(k)}{\partial w_n(k)} + u_{d2}(k) \frac{\partial K_I(k)}{\partial w_n(k)} + u_{d3}(k) \frac{\partial K_D(k)}{\partial w_n(k)} \right] \cdot f(\text{net}_k) \quad (3-9)$$

여기서, $\frac{\partial J}{\partial w_n(k)}$ 를 순차적으로 가중치를 갱신한다.^{[9][10]}

IV. 제안된 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 적응제어시스템

1. 뉴로-퍼지 알고리즘

다층신경회로망의 조기포화상태를 벗어나게 하기 위해서 제안하는 방법은 활성화 함수의 기울기를 가변시켜 언어적 표현이 가능한 퍼지 논리를 사용한다. 그림 4.1는 본 논문에서 제안하는 뉴런 활성화 함수의 기울기의 변화율을 적절히 조절하기 위해 퍼지 추론 논리를 이용한 동적 시스템에 대한 뉴로-퍼지 PID적용제어기의 페루프 시스템의 구성도이다.^{[11][12]}

각 뉴런의 오차 δ_k, δ , 는 오차의 변화분으로 간주하여 본 논문에서는 δ 로 표시한다. 뉴런의 출력에서의 오차는 다음과 같이 정의한다.

$$e = NE = \frac{1}{2} [r_k - out_k]^2 \quad (4-1)$$

퍼지화 과정은 기울기함수 a와 오차역전파를 통한 오차와 오차의 변화분을 NE, δ 로 하여 그림 4.2와 그림 4.3으로 퍼지화 하였다.

$$x = \text{fuzzifier}(NE), y = \text{fuzzifier}(\delta) \quad (4-2)$$

퍼지화 과정 후 추론에 필요한 규칙 베이스는 "IF-THEN ..."형식의 규칙들이며 규칙의 수는 입력 변수가 각각 5단 개이므로 총 25개의 규칙들로 구성된다. 각 뉴런의 출력에서 NE값이 크고 δ 값이 작으면 조기 포화 상태에 있는 것으로 간주하여 기울기 a를 작게 선택한다. 즉, 기울기의 감소로 그 일차 미분 값을 증가시켜 가중치 변화량을 크게 만든다. 이 과정은 출력 층에 있는 뉴런의 $g(a \cdot \text{net}_k)$ 는 활성화 함수인 $f(a \cdot \text{net}_k)$ 를 미분한 식은 다음과 같다.

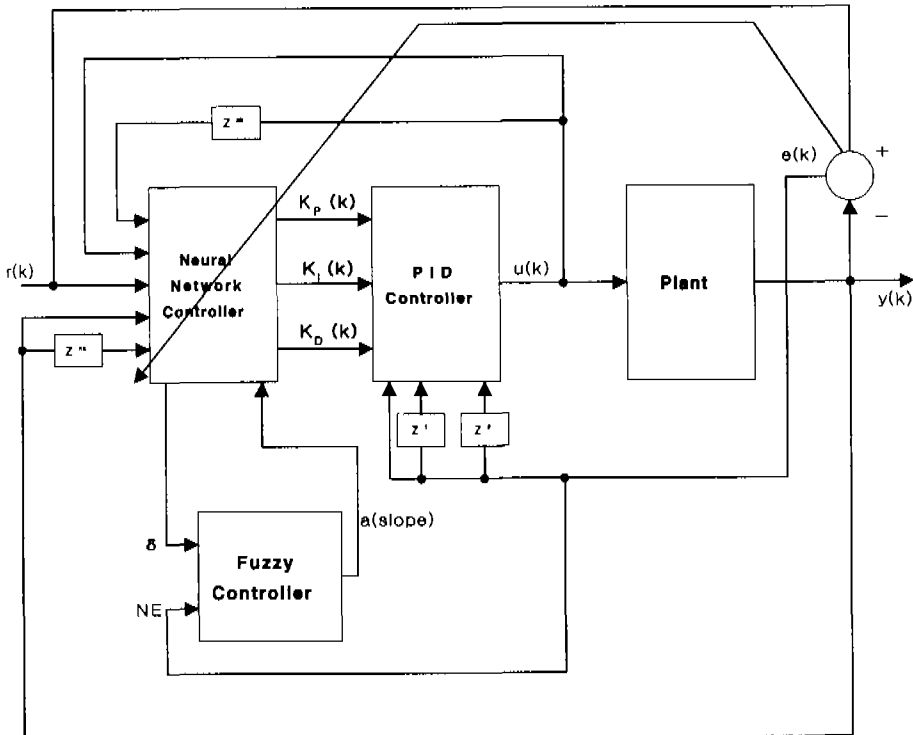


그림 4.1 퍼지추론을 이용한 뉴로 퍼지 적용제어 시스템

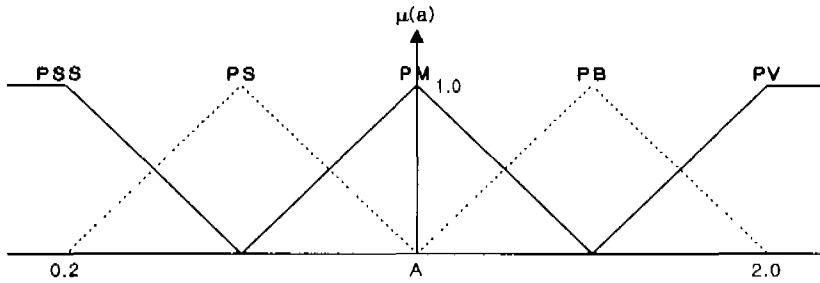


그림 4.2 기울기 a의 소속함수

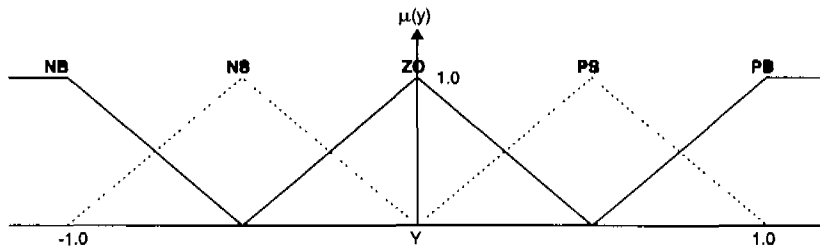
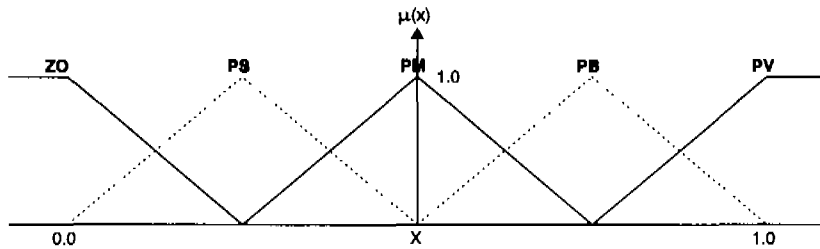


그림 4.3 오차 x와 오차의 변화 y의 소속함수

$$f(a \cdot net_k) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{a \cdot net_k}}}$$

$$g(a \cdot net_k) = f(a \cdot net_k)$$

$$= a \left(\frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{(a \cdot net_k)}}} \right) \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{(a \cdot net_k)}}} \right) \quad (4-3)$$

만약, x가 PV이고, y가 Zo이면 뉴런의 활성화가 일어나지 않아 기울기 a는 0 이 된다. 이 조건을 식(4-3)에 의해서 1차 미분시키면, 0이 되어 뉴런의 가중치의 변화량 매우 작게되는 조기포화상태에 빠지게 된다.

$$g(a \cdot net_k) = f(a \cdot net_k)$$

$$= a \left(\frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{(0 \cdot net_k)}}} \right) \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{(0 \cdot net_k)}}} \right) = 0$$

이러한 조기포화상태를 벗어나게 해주기 위해서는 활성화 함수의 기울기 a를 PS(0.2)로 조절한다.

이때 1차 미분 값을 감소시켜 뉴런의 가중치의 변화가 크게 일어나서 조기포화상태를 벗어날 수 있고 활성화 값을 증가시킨다. 따라서 기울기가 작으면 뉴런의 가중치의 변화가 크게 일어나고 기울기가 크면 변화량이 작다. 표 4.1은 이러한 규칙을 표현한 것이다.

Table 4.1 Fuzzy rule base

Y \ X	ZO	PS	PM	PB	PV
NB	PV	PV	PB	PM	PM
NS	PB	PB	PM	PS	PS
ZO	PM	PS	PS	PSS	PSS
PS	PB	PB	PM	PS	PS
PB	PV	PV	PB	PM	PM

앞의 규칙 베이스를 이용하고 임의의 입력에 대한 기운기의 추론 과정은 Mamdani의 직접 추론법인 무게중심법(center of gravity)을 이용하였다.^{[13][14][15][16]}

V. 시뮬레이션 및 고찰

1. 시스템의 공정모델

본 논문에서 사용된 알고리즘을 이용하여 제어시스템에 대한 제어성능을 평가하기 위하여 다음과 같은 2차계의 공정모델의 전달함수를 사용하였다.

$$G(s) = \frac{1}{s^2 + s + 1}$$

- (1) 시뮬레이션에 사용된 입력 층은 5개의 뉴런, 은닉 층에는 7개, 출력 층에는 각각 1,3 개의 뉴런을 갖고, 요구하는 기준 입력의 크기는 0~1[V]인 계단 입력 파와 구형 파를 선정하였으며, 초기 가중치는 랜덤한 값으로, 학습률은 0.1, 모멘텀 항은 0.8의 임의의 값으로 선정하였다.
- (2) 신경회로망의 역전파 학습 알고리즘을 통한 오차와 오차의 변화분과 기울기에 대한 퍼지 제어규칙은 표4.1과 같이 선정하였고, 샘플링 시간간격은 10ms로, 학습이 거의 완료된 상태에서 시스템의 출력이 안정된 경우 $G(s) = \frac{0.7}{s^2 + 1.2s + 0.7}$ 플랜트를 사용하여 파라메타가 변할 때 제어성능을 비교해 보았다.
- (3) 학습 수는 신경회로망을 이용한 적용제어시스템은 20회, PID 신경회로망을 이용한 적용제어시스템은 10회, 제안된 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 적용제어시스템은 5회로 하였다.

2. 결과 비교검토

(2-1) 스텝 파형에 대한 각 제어시스템의 출력특성

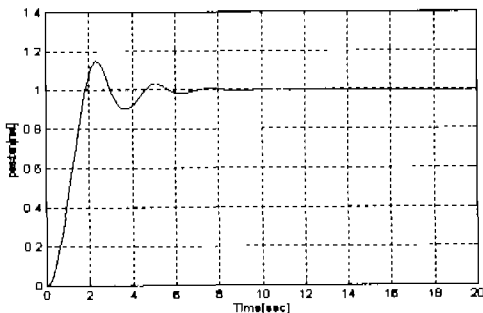


그림 5.1 20회 학습한 신경회로망을 이용한 적용제어시스템의 출력특성

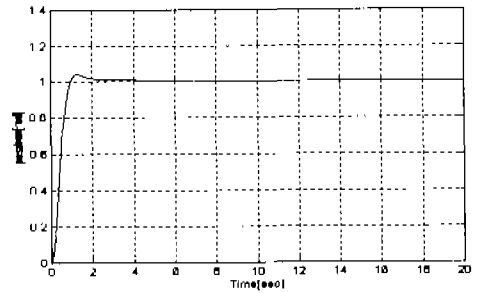


그림 5.2 10회 학습한 PID신경회로망을 이용한 적용제어시스템의 출력특성

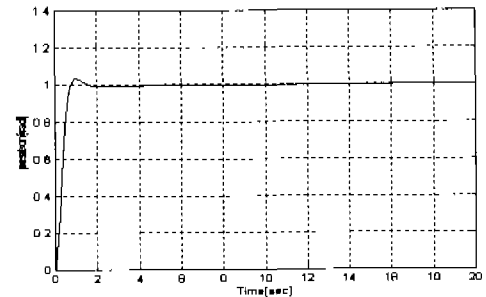


그림 5.3 5회 학습한 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 적용제어시스템의 출력특성

(2-2) 최종학습 후 10[sec]~10.1[sec] 사이에 부하를 인가하였을 때 각 제어시스템의 출력특성

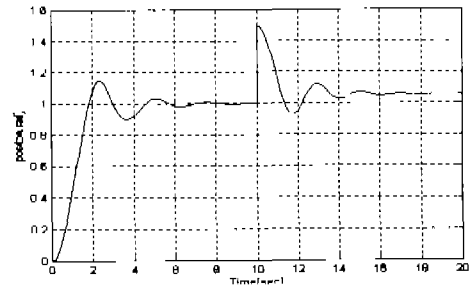


그림 5.4 신경회로망을 이용한 적용제어시스템의 출력특성

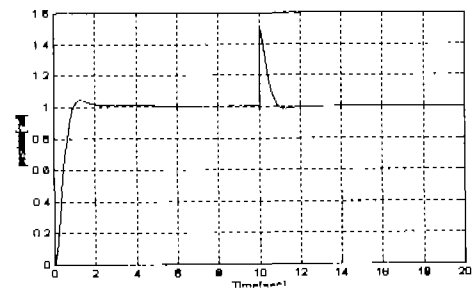


그림 5.5 PID 신경회로망을 이용한 적용제어시스템의 출력특성

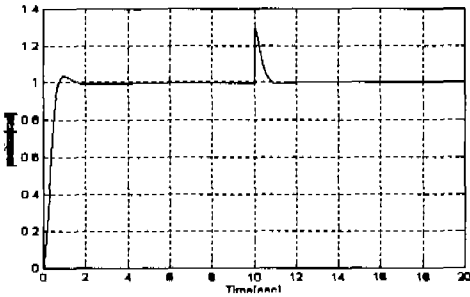


그림 5.6 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 적응제어시스템의 출력특성

(2-3) 최종학습 후 10[sec]~10.1[sec] 사이에 파라메타를 변동시켰을 때 각 제어시스템의 출력 특성

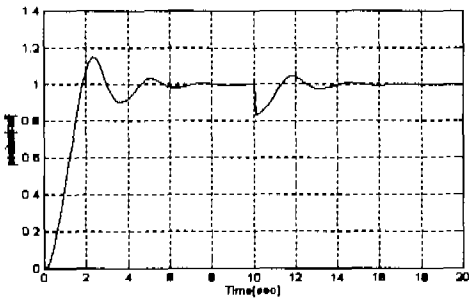


그림 5.7 신경회로망을 이용한 적응제어시스템의 출력특성

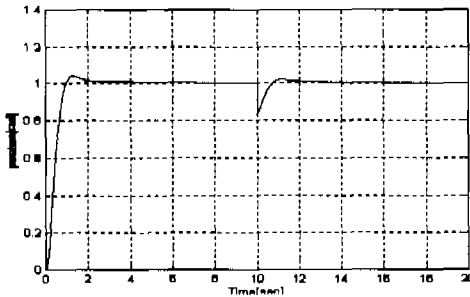


그림 5.8 PID신경회로망을 이용한 적응제어시스템의 출력특성

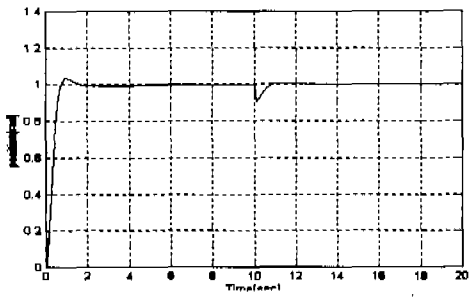


그림 5.9 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 적응제어시스템의 출력응답 특성

VI. 결 론

본 연구에서는 제안된 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 제어기를 시변 동적시스템에 대하여 시뮬레이션 한 결과 학습수렴속도가 개선되어 제어성능이 향상 되었음을 확인하였다. 이러한 방법은 신경회로망과 퍼지 논리기법을 병렬로 연결하여 기존의 오차 역전과 학습 알고리즘이 갖는 활성화 함수의 기울기를 효과적으로 가변 시켜 시변 동적시스템의 학습 수렴속도를 향상시켜 제어성능의 개선에 기여한다. 본 연구에서는 학습속도와 더불어 부하인가 및 시스템의 파라메타 변화에 대한 제어성능을 시뮬레이션을 통해 제안된 방식의 유효성을 입증하였다. 앞으로의 연구과제는 이 방식을 사용하여 디지털 신호처리에 적용하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] Demetri Psaltis, Athanassios Sideris, and Alan A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller," IEEE Control Systems Magazine, pp. 17-21, 1988.
- [2] M. S. Ahmed, and M. Farooq Anjum, "Neural-net-base Direct Self-Tuning Control of Nonlinear Plants," INT. J. CONTROL, Vol. 66, No. 1, pp. 85-104, 1997.
- [3] Yao Zhang, Pratyush sen, and Grant E. Hearn, "An On-Line Trained Adaptive Neural Controller," IEEE Control Systems, pp. 67-75, 1995.
- [4] D.A. Linkens, and H.O. Nyongesa, "Learning Systems in Intelligent Control: An Appraisal of Fuzzy, Neural and Genetic Algorithm Control Application," IEE Proc.-Control Theory Appl., Vol. 143, No. 4, pp. 367-385, 1996.
- [5] Shih-Chi Huang and Yih-Fang Huang, "Learning Algorithm for Perceptrons using Back-Propagation with Selective Updates," IEEE Control Systems Magazine, pp. 56-61, 1990.
- [6] Jyh-Shing R. Jang, "Self-Learning Fuzzy Controller Based on Temporal Back Propagation," IEEE Transaction on Neural Network, Vol. 3, No. 5, pp. 714-723, 1992.

[7] L. Jin, P.N. Nikiforuk, M. M. Gupta, "Adaptive Control of Discrete-Time Nonlinear System Using Recurrent Neural Networks," IEE Proc.-Control Theory Appl., Vol. 141, No. 3, pp. 169-176, 1994.

[8] 최 수열, 정 연란, 최 부귀, "신경망 모델과 자기 동조 제어를 이용한 이산신호의 추적 성능 개선", 한국해양정보통신학회 제2권 제1호 pp. 19-26, 1998.

[9] 김 회선, 이 질수, 이 창구, 김 성종, "신경회로망을 이용한 자기동조 PID 제어기 설계," 한국제어·자동화·시스템공학회. '98 제13차 자동제어학술대회" 총 논문집 II 권. pp. 615-618, 1998.

[10] Yih-Guang Leu, Wei-Yen Wang, and Tsu-Tian Lee, "Robust daptive Fuzzy-Neural Controllers for Uncertain Nonlinear Systems," IEEE Transactions on Robotics and Automation. Vol. 15, No. 5, pp. 805-817. 1999.

[11] David A. White, Donaid A. Sofge, "Handbook of Intelligent Control," Van Nostrand Reinhold Newyork, pp. 118-120, 1990.

[12] 최 수열, "뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 시변 동적 시스템의 설계," 동아대학교 박사 학위논문, pp. 37-44, 1999.

[13] 조 현섭, "신경망 퍼지를 이용한 비선형 동적 시스템에 관한연구" 원광대학교 박사학 위논문. pp. 63-69, 1995.

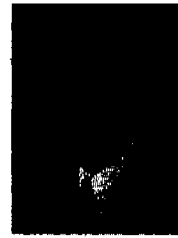
[14] D. S. Reay and M. W. Dunnigan, "Learning Issues in Model Reference Based Fuzzy Control," IEE Proc.-Control Theory Appl., Vol. 144, No. 6, pp. 605-611, 1997.

[15] A. Trebi-Ollennu, and B. A. White, "Robust Output Tracking for MIMO Nonlinear Systems: An Adaptive Fuzzy Systems Approach," IEE Proc.-Control Theory Appl., Vol. 144, No. 6, pp. 537-544, 1997.

[16] E. Ikonen, K. Najim, "Fuzzy Neural Networks and Application to the FBC Process IEEE Proc.-Control Theory Appl., Vol. 143, No. 3, pp. 259-269, 1996.

최 수 열(Soo-Yeol Choi)

정회원



1984년 8월 : 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1993년 2월 : 연세대학교 전기공학전공 졸업(공학석사)

2000년 2월 : 동아대학교 대학원 전자공학과 졸업 (공학박사)

1986년 1월~1991년 2월 : 쌍용양회공업(주) 기술부 근무

1991년 3월~1994년 2월 : 동도공업고등학교 전자과 교사

1994년 3월~2000년 현재 : 서일대학 정보통신과 조교수

<주관심 분야> 신경회로망, 퍼지, 뉴로-퍼지 알고리즘, 신호처리.