

뉴로-퍼지알고리즘을 이용한 시변동적시스템의 추적성능평가

정회원 최수열*, 박윤명**, 최부귀***

Tracking performance evaluation of time varying dynamic System using neuro-fuzzy algorithm

Choi-Soo Yeol*, Park-Yoon Myung**, Choi-Boo Kwi*** *Regular Members*

요 약

본 논문은 퍼지이론과 다층 신경망제어기를 결합한 뉴로-퍼지 제어기를 제안하였다. 제안된 방식은 퍼지추론의 장점을 갖고있는 퍼지논리를 이용하여 뉴런활성화 함수의 기울기를 변화시킨다. 이기법은 뉴런의 조기포화상태를 방지할 수 있어 미지의 시변동적 시스템의 추적성능평가에 효율적인 방법이다. 시변의 특성을 갖는 동적시스템에 본연구를 시뮬레이션 통하여 추적성능을 평가 하였다. 그 결과 제안된 뉴로-퍼지PID기법이 기존 PID 신경망제어기보다 추적성능이 개선됨을 확인하였다.

ABSTRACT

In the study, neuro-fuzzy control combined fuzzy theory and multi-layer PID neural network is proposed. The method proposed changes the slope of neuron activation function by using fuzzy logic which has merits of inference. It is very efficient to prevent a presaturation of neuron and tracking performance evaluation of unknown time variable dynamic system. This paper, proposed neuron-fuzzy control was evaluated applying tracking performance evaluation to the time variable dynamic system by using computer simulation. As a result of the study, we identified that tracking performance improvement was developed more in case of connecting proposed neuro-fuzzy controller than conventional multi-layer PID neural networks controller.

1. 서론

일반적으로 제어시스템의 개발에 있어 최근까지 연구되어온 제어 알고리즘의 대부분은 플랜트의 수학적 모델링에 근거하여 이루어져 왔기 때문에 플랜트의 동특성이 필수적이다. 실재로 미지의 동적 플랜트 모델은 비선형성, 불확정성, 시간지연이나 시변시스템의 파라메타 변화, 외란이나 부하변동에 따른 주위 환경등의 특성에 의해서 추적응답특성이 현저히 떨어지게 된다.^[1] 이러한 현상을 정확히 기술한다는 것은 불가능 하기 때문에 최근 인간의사고

능력과 유사한 기능을 갖는 여러 가지 인공지능 제어가 개발되고 있는데 현재 가장 널리 사용되고 있는 것이 퍼지논리와 신경회로망을 들 수 있다.[2] 1965년 zadeh[3]교수가 제시한 퍼지논리 제어기는 전문가에 의해 언어적으로 표현되는 규칙(rule)으로 제어할 수 있어 실제 시스템의 목적이나 여러 가지 제한조건에 따른 물리적인 메카니즘이 명확하지 않을 때 수학적 해석이 필요없으며 제어기 설계시 인간이 사고를 모방한 알고리즘을 사용하므로써 외부 변화에 따라 종합적 판단으로 해결치 못했던 기존의 제어기에 비해 강건한 특징을 가지고 있다. 그러

* 서울대학 정보통신과

** 동아대학교 전자공학과 박사과정

논문번호 : 99019-0428, 접수일자 : 1999년 4월 28일

*** 동아대학교 전자공학과 교수

나 퍼지논리 제어기는 전문가의 지식을 완벽하게 언어적 제어규칙으로 표현하는 데는 부적절한 경우도 발생하고 제어규칙을 추정하는데 많은 시간을 필요로 하는 단점을 가지고 있다.^[4] 한편 신경제어기(Neural controller)는 인간의 뇌를 모델로 한 인공 뉴런들을 상호 연결한 시스템이다. 신경제어기는 병렬처리능력을 가지며 각 뉴런과 뉴런사이의 연결강도를 조절하는 학습능력을 갖는다. 또한 제어대상의 정확한 모델링이 필요치 않고 외부 환경 변화에 적응능력이 뛰어나며 병렬처리에 의한 실시간 제어가 가능하기 때문에 시변 동적 시스템 제어에 그 유용성은 크다. 그러나 이런 장점을 가지는 신경제어기도 신경회로망 자체의 학습에 있어서 에너지 함수가 지역적 최소치(local minimum)에 빠질 수 있다는 점과 시스템의 복잡성에 비례하여 증가하게 되면 뉴런을 학습시키는데 많은 시간을 필요로 하는 단점도 있다.^{[5][6]}

신경 제어기설계에 있어 응용할 수 있는 신경망 구조들은 Hopfield network을 포함한 여러 형태들이 있으나 최근 불확실한 플랜트제어에 많이 응용되는 다층 신경회로망 구조를 시변 동적 시스템의 추적성능 향상 제어기 설계에 이용한다. 이러 한 훈련 방법으로 대표적인 것이 오차 역전파(error back propagation)학습 알고리즘을 채택하고 있다. 그러나 역전파 학습 알고리즘을 실제 응용시 뉴런들의 부적절한 가중치(weight)들의 설정으로 인해 발생하는 조기 포화상태(premature saturation)에 기인함에 따라 학습속도가 떨어지게 된다.^[7] 즉 신경망을 구성하는 어느 한 뉴런이라도 조기포화 상태에 빠질 경우 가중치의 큰 변화에도 불구하고 실제 오차의 변화량은 미미하게 된다.

따라서 빠른 학습 수렴속도를 얻기 위해 서는 뉴런의 조기포화 상태를 감지하고 이때 활성화 함수(activation function)의 기울기를 적절히 변화시켜 그 상태를 벗어나게 해야한다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 포화상태를 미리 감지 할 수 있고 동시에 포화상태에서 기울기의 적절한 변화를 통해 다층신경망의 빠른 수렴성을 보장할 수 있는 방법을 제시한다. 제안하는 방식은 논리 및 추론(inference)의 잇점들을 갖는 퍼지 논리(fuzzy logic)기법을 응용하여 뉴런 활성화 함수의 기울기를 가변시키는 뉴로-퍼지 방식이다.^[8] 이러한 퍼지와 신경회로망과 결합한 뉴로-퍼지기법을 기존의 PID신경망제어기와 시뮬레이션을 통해 비교, 분석해본 결과 시변 동적플랜트의 추적응답특성이 개선됨을 확인하였다.

II. 플랜트의 PID 신경망 모델구성

1. 플랜트의 모델설정

이산형으로 표현되는 플랜트를 선형 DARMA(Deterministic Autoregressive Moving-Average)모델의 전달 함수로 나타내면 다음과 같다.

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) \tag{2-1}$$

여기서 $A(q^{-1})$ 과 $B(q^{-1})$ 의 다항식은

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_naq^{-na}$$

$$B(q^{-1}) = b_1q^{-1} + \dots + b_nbq^{-nb} \tag{2-2}$$

이며, q^{-1} 은 후향 연산자($q^{-1}y(k) = y(k-1)$), $u(k), y(k)$ 는 플랜트 입출력을 나타낸다. 여기서 플랜트는 기지의 다항식으로 가정된다. 다항식의 파라미터가 미지인 경우 입력력 시계 열의 자기회귀이동평균로 파라미터를 식별하는 방법과 신경망을 이용하여 학습하는 방법이 있다. 한편 플랜트 모델을 설정하기 위해 다음과 같은 세 가지 가정을 전제로 하고 있다.

- 가정 1: 차수의 상한선 na, nb 는 기지이다.
- 가정 2: $B(q^{-1})$ 는 안정한 다항식이다.
- 가정 3: 계수 $b_1 \neq 0$

이러한 가정은 자기 동조 제어 법칙^[13]에서도 적용되지만, 가정 1은 본 논문에서는 신경망의 입력 노드수를 결정하는 데 필요하다. 즉 입력계층수를 $n, m(= na, nb)$ 으로 한다. 가정 2는 제어기에 대해 완전한 추적과 페루프 안정도를 얻기 위한 것이고, 가정 3은 제어기가 순차적으로 수행됨을 의미한다^[9].

2. 플랜트의 파라미터 추정을 위한 자기동조

식(2-2)를 노이즈 $n(k)$ 가 포함된 차분방정식은 다음과 같다.

$$y(k) = -a_1y(k-1) - \dots - a_nay(k-na) + b_1u(k-1) + \dots + b_nb(k-nb) + n(k) \tag{2-3}$$

여기서 입력 및 출력신호로부터 미지계수 a_i, b_i 를 결정하면 플랜트의 파라미터를 추정할 것이 된다. 유한개의 입,출력데이터를 이용하여 미지계수 $a_i,$

b_i 를 구하는 방법으로는 최소자승법(Least Square Method)에 의한 계수 결정법이 잘 알려져 있으며 본 논문에서도 최소자승법에 기초로 하여 식(2-3)의 파라메타를 구하도록한다. 식(2-3)의 계수파라메타와 입출력 변수에 대해

$$\theta^T = [a_1, a_2, b_1, b_2] \quad (2-4)$$

$$\Phi^T(k) = [-y(k-1), -y(k-2), u(k-1), u(k-2)] \quad (2-5)$$

와 같이 정의 하면 식(2-3)은

$$y(k) = \Phi^T(k)\theta + n(k) \quad (2-6)$$

으로 된다. 여기서 $\Phi^T(k)$ 는 입,출력 데이터 행렬이며, T는 행렬의 전치를 나타낸다. 이때 추정 알고리즘은 다음과 같다.

$$\theta(k) = \theta(k-1) + P(k-1)\Phi(k)[\mu + \Phi^T(k)P(k-1)\Phi(k)]^{-1} \cdot (y(k) - \Phi^T(k)\theta(k-1)) \quad (2-7)$$

$$P(k) = \frac{1}{\mu}$$

$$\{P(k-1) - P(k-1)\Phi(k)[\mu + \Phi^T(k)P(k-1)\Phi(k)]^{-1} \cdot \Phi^T(k)P(k-1)\} \quad (2-8)$$

단, $\mu(0.9 < \mu < 1)$ 는 망각계수(forgetting factor)로 학습알고리즘의 적응속도를 결정하기 위한 추가적인 파라메타이다.^[10]

2. PID 신경망 제어기

이산형 PID제어기의 제어파라메타 추정 알고리즘은 다음과 같다.

$$u(k) = u(k-1) + k_p(e(k) - e(k-1)) + k_I e(k) + k_D(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \quad (2-9)$$

여기서 $u(k)$ 는 제어 입력이고 $K_P(k), K_I(k), K_D(k)$ 는 비례, 적분, 미분의 파라메타를 나타내는 정수이다. 식(2-9)에서 $e(k) = r(k) - y(k)$ 을 대입하고 z변환하면 그림2-1과 같은 PID신경망제어기의 블록도를 나타낼 수 있다.

그림2-1의 PID 신경망 제어기는 3계층으로 구성하였다.

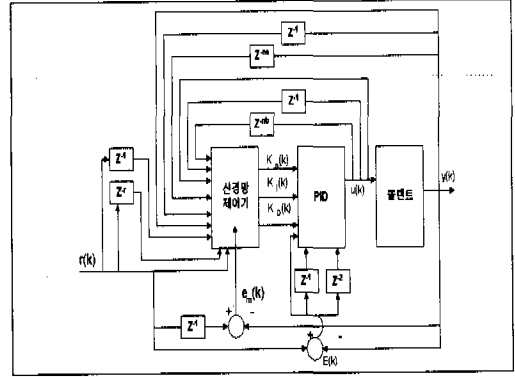


그림 2-1. PID 신경망 제어기

그림에 나타난 것처럼 $n+m+r$ 개의 노드를 갖는 입력층과 PID이득을 출력하는 3개의 노드를 갖는 출력층으로 구성한다. 신경망 제어기의 학습은 역전파법으로 행하고 평가 함수 J를 최소화하도록 한다.

$$J = e_m(k)^2 / 2 \quad (2-10)$$

여기서, $e_m(k) = r(k-1) - y(k)$ 이다.

이와 같은 경우 신경망제어기의 가중치를 수정하는 데 사용하는 평가 함수 J를 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}(k-1)} = e_m(k) \times \frac{\partial e_m(k)}{\partial w_{kj}(k-1)} = -e_m(k) \frac{\partial y(k)}{\partial w_{kj}(k-1)} \quad (2-11)$$

여기서, $w_{kj}(k-1)$ 은 시간 $k-1$ 에 대한 j번째 노드와 l번째 노드과의 결합 가중치를 나타낸다.

$$\frac{\partial y(k)}{\partial w_{kj}(k-1)} = \frac{\partial y(k)}{\partial u(k-1)} \times \frac{\partial u(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)} \quad (2-12)$$

식 (2-12)의 제 1항은 입출력의 비를 결정하고 차분 및 신경망모델의 역전파법에 의해 구해질 수 있다. 식 (2-12)의 제 2항은 다음 식처럼 구한다.

$$\frac{\partial u(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)} = \frac{\partial u(k-1)}{\partial K(k-1)} \times \frac{\partial K(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)} \quad (2-13)$$

여기서, $K(k-1)$ 은 신경망제어기의 출력이며, $K(k-1) = [K_p(k-1), K_I(k-1), K_D(k-1)]^T$ 가 된다. 따라서

$$\frac{\partial K(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)} = \left[\frac{\partial K_p(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)}, \frac{\partial K_I(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)} \right]$$

$$\frac{\partial K_f(k-1)}{\partial w_{ij}(k-1)} \quad (2-14)$$

된다. 식(2-13)의 제 1항 $\frac{\partial u(k-1)}{\partial K(k-1)} = [u_d(k-1), u_{\omega}(k-1), u_{\beta}(k-1)]$ 은 다음 식을 사용하여 계산된다.

$$u_d(k-1) = \frac{\partial u(k-1)}{\partial K_f(k-1)} = E(k-1) - E(k-2) \quad (2-15)$$

$$u_{\omega}(k-1) = \frac{\partial u(k-1)}{\partial K_f(k-1)} = E(k-1) \quad (2-16)$$

$$u_{\beta}(k-1) = \frac{\partial u(k-1)}{\partial K_D(k-1)} = E(k-1) - 2E(k-2) + E(k-3) \quad (2-17)$$

식 (2-11) ~ 식(2-17)으로부터 평가 함수의 가중치는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial w_{kj}(k-1)} = & -[\gamma(k-1) - y(k)] \frac{\partial y(k)}{\partial u(k-1)} \\ & [u_d(k-1) \frac{\partial K_f(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)} + \\ & u_{\omega}(k-1) \frac{\partial K_f(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)} + \\ & u_{\beta}(k-1) \frac{\partial K_D(k-1)}{\partial w_{kj}(k-1)}] \quad (2-18) \end{aligned}$$

여기서, $\frac{\partial J}{\partial w_{kj}(k-1)}$ 를 순차적으로 가중치를 갱신하고 그 식은 다음과 같다,

* 출력층 연결강도의 변화량 결정

$$\begin{aligned} \Delta w_{kj}(k-1) = & -\epsilon \frac{\partial J}{\partial w_{kj}(k-1)} + \alpha \Delta w_{kj}(k-2) + \\ & \beta \Delta w_{kj}(k-3) \quad (2-19) \end{aligned}$$

$$\delta_k = e(k-1) \text{sign} \left[\frac{\partial y(k)}{\partial u(k-1)} \right] \frac{\partial u(k-1)}{\partial out_k} Out_k(1 - Out_k) \quad (2-20)$$

* 은의층 연결강도의 변화량 결정

$$\begin{aligned} \Delta w_{ji}(k-1) = & -\epsilon \frac{\partial J}{\partial w_{ji}(k-1)} + \alpha \Delta w_{ji}(k-2) + \\ & \beta \Delta w_{ji}(k-3) \quad (2-21) \end{aligned}$$

$$\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{kj}(k-1) \quad (2-22)$$

여기서, ϵ 은 역전파의 학습률 증가를 나타내며 보통 0.001~0.05값을 선정한다. 그리고 학습 시간을 단축하고 학습 성능을 개선하기 위한 α 는 모멘트 항으로서 보통 0.9~0.7값을 선정하고, β 는 진동 감쇄로서 보통 -0.1로 사용한다.^[11]

3. PID 신경망의 역전파 학습 알고리즘의 문제점 및 개선 방안

다층 신경망은 중간층에서의 비선형 변환에 의한 특성으로 임의의 입 출력에 대한 비선형 사상이 가능한 장점을 가지고 있으나 학습 속도가 느리다는 문제점을 갖는다. 식(2-20), (2-22)에서 δ_k 와 δ_j 값을 결정할 때 오차의 크기에 상관없이 가중치들의 합이 부적절하게 위치하면 활성화 함수의 미분 출력값이 0에 가깝게 되는 이른바 조기포화상태(early saturation)에 빠지게된다. 조기 포화 상태에서 가중치들의 변화량은 매우 작게되며 전체적인 학습 속도에 큰 영향을 미치게된다. 따라서 이러한 조기포화 상태를 미리 감지할 수 있고 그 포화 상태에서 활성화 함수의 기울기를 조절해 주면 용이하게 문제의 조기포화 상태를 벗어나게 할 수 있다.^[12]

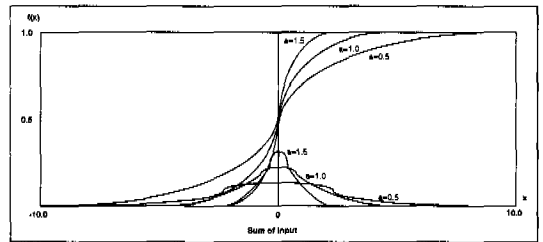


그림 2.2 뉴런의 활성화 함수와 기울기

따라서 추적 성능을 개선하기 위해서는 뉴런의 조기 포화 상태를 감지하여 뉴런들의 활성화 함수의 기울기들을 적절히 변화시켜 그 상태를 벗어나게 해야 하는 방법을 제시한다.

III. 퍼지 기법에 의한 기울기 개선방법 설계

활성화 함수의 기울기를 가변시키는 방법은 언어적 표현이 가능한 퍼지논리(Fuzzy logic)를 사용한다. 그림3-1은 본 논문에서 제안하는 뉴런 활성화 함수의 기울기의 변화를 조절하기 위한 퍼지 제어기의 구성도이다.

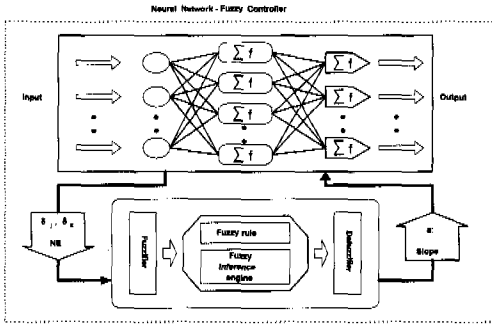


그림 3-1 활성화 함수의 기울기 변화를 위한 뉴로 퍼지 제어기

역전파 학습에서 각 뉴런의 오차 δ_k, δ_j 는 식 (2-20), (2-22)에서 정의한 값으로 오차의 변화분으로 간주하여 본 논문에서는 δ 로 표시하고, 뉴런이 출력에서의 오차는 다음과 같이 정의한다.

$$NE = \frac{1}{2} (T_k - OUT_k)^2 \quad (3-1)$$

또한 퍼지화(fuzzification)과정은 오류역전파 알고리즘을 통해서 각 뉴런에서 구해진 crisp한 수치 δ 값과 NE(Network Error)값들과 이들값에 따라 수정 되게 될 활성화 함수의 기울기 a 를 그림 3-2와 같이 s 개의 멤버십 값을 갖는 퍼지집합으로 변환하였고, 퍼지화 방법은 삼각형 방법을 이용하였다. NE와 δ 에 대한 퍼지화 과정은 다음과 같다

$$x = \text{fuzzifier}(NE), y = \text{fuzzifier}(\delta) \quad (3-2)$$

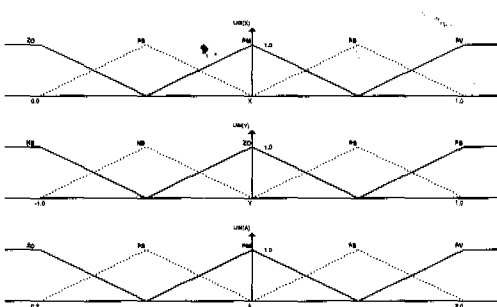


그림 3-2 x,y,a의 소속함수

퍼지화 과정후 추론에 필요한 규칙 베이스는 식 (3-3)과 같은 "IF-THEN ..."형식의 규칙들이며 규칙의 수는 입력 변수가 각각 5단계이므로 총 25개의 규칙들로 구성된다.

$$\text{"IF } x \text{ is } Z_0 \text{ and } y \text{ is } N_B \text{ then } a \text{ is } P_V \quad (3-3)$$

전건부 후건부 $i = 1, 2, 3, \dots, 25$

여기에서 전건부의 x, y 는 이득요소값에 의한 정규화된 입력 값이며 Z_0, NB, PV 는 그림 3-2의 소속 함수들을 갖는 퍼지 변수이다. 표 3-1은 NE와 δ 값의 각 상태에 대응하여 요구되는 기울기 a 의 변화를 나타내는 규칙으로 다음과 같이 구성된다. 각 뉴런의 출력에서 NE값이 크고 δ 값이 작으면 조기 포화 상태에 있는 것으로 간주하여 기울기 a 를 작게 선택한다. 즉, 기울기의 감소로 그 일차 미분값을 증가시켜 가중치 변화량을 크게 만든다. 이 과정은 "If x is PB and y is ZO then a is ZO"의 규칙으로 표현된다.

표 3-1. Fuzzy rule base

	X	ZC	PS	PM	PB	PV
Y						
NB		PV	PV	PB	PM	PM
NS		PB	PB	PM	PS	PS
ZC		PM	PS	PS	ZC	ZC
PS		PB	PB	PM	PS	PS
PB		PV	PV	PB	PN	PM

표 3-1을 look-up Table로 작성하면 표 3-2와 같다.

표 3-2. look-up table

	Y	0	0.25	0.5	0.75	1
X						
-1		2.0	2.0	1.55	1.1	1.1
-0.5		1.55	1.55	1.1	0.65	0.65
0		1.1	0.65	0.65	0	0
0.5		1.55	1.55	1.1	0.65	0.65
1		2.0	2.0	1.55	1.1	1.1

표 3-2은 그 규칙들을 요약하여 설명하고 있다. 상기 룰 베이스를 이용, 어느 입력에 대한 추론 과정은 Mamdani^[13]의 직접 추론법을 이용하였고 비퍼지화는 비교적 계산이 간단한 무게 중심법(center of Gravity)을 사용하였다.

$$a^* = \text{Defuzzifier}(\mu(a))$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^n a_i \times \mu(a_i)(a_i)}{\sum_{i=1}^n \mu(a_i)(a_i)} \quad (3-4)$$

식(3-4)에서 구해지는 비퍼지화값 a^* 는 활성화 함수의 기울기를 수정하여 새로운 값으로 사용되어 시스템의 추적응답특성을 개선할 것으로 사료된다.^[14]

IV. 시뮬레이션 결과 및 비교 검토

1. 제어대상 모델링

본 논문에서 제어대상 모델링은 PID 신경망 제어기와 제안된 뉴로-퍼지기법을 비교하기 위해, 불안정한 시변 동적 시스템의 경우를 모델링하였다.

* 시스템의 공정모델은 다음과 같다.

$$G(s) = \frac{1}{s^2 + 10s + 20}$$

(1) 상기 제어대상 모델링에서 시뮬레이션에 사용된 다층 신경망은 입력층에 7개의 뉴런, 중간층에는 8개, 출력층에는 3개의 뉴런을 갖는다.

(2) 요구하는 기준 입력의 크기는 0~1[V]인 스텝파형을 선정하였고, 신경망의 초기 가중치는 0으로하고, 학습률은 0.2, 모멘텀항은 0.7의 값으로 선정하였다.

(3) 역전파 알고리즘을 통한 오차값 $X(\delta)$, $Y(NE)$ 를 퍼지 제어기에서는 $X(\delta)$ 값의 범위는 0에서 1사이의 값을 취하였고, $Y(NE)$ 는 -1에서 +1사이의 값을 적절히 택하여, X, Y 각각에 대해 5개의 멤버쉽 함수로 구성되어 표4-2의 look up Table에서와 같은 25개의 제어규칙을 선정하여 퍼지추론과 비퍼지화를 통해 새로이 수정된 기울기 a를 0.2에서 2.0사이의 값으로 하여 제어입력으로 선정하였다.

(4) 잡음을 인가하지 않았을 때 1회 학습시간은 4[sec]로, 추적성능이 안정되었을때, 시스템 잡음은 5[sec]에서 인가하였고 이때의 학습시간은 10[sec]로 하였다..

(5) 상기의 조건으로 본 논문에서 제시한 모델에 대해 PID신경제어기, 뉴로-퍼지PID제어기에 대해 추적응답 특성을 비교 분석, 평가하였다.

2. 비교검토

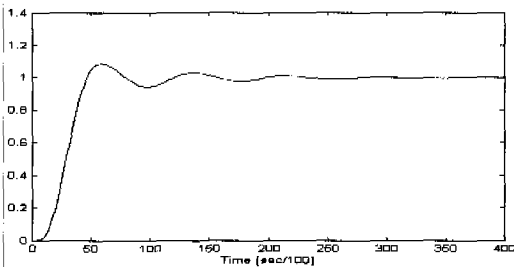


그림 4-1. PID 신경망제어기의 특성

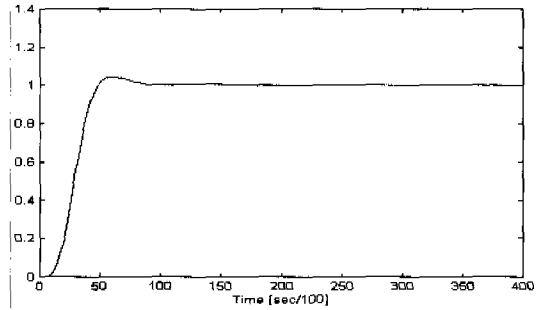


그림 4-2 제안된 뉴로-퍼지 제어기의 특성

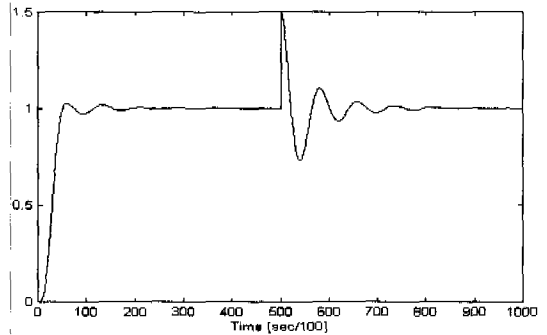


그림 4-3 PID 신경망제어기의 특성

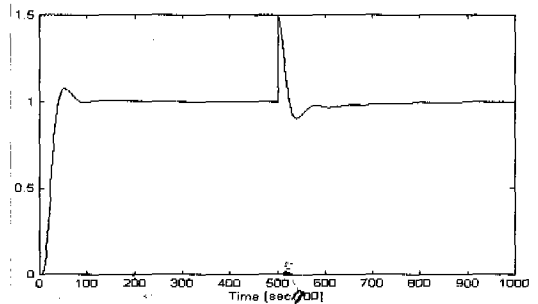


그림 4-4 제안된 뉴로-퍼지 제어기의 특성

V. 결론

본 연구에서는 뉴로-퍼지학습알고리즘을 이용하여 시변동적 시스템에 대하여 시뮬레이션한 결과 추적응답특성이 개선되었고,잡음에 대해서도 강인함을 확인하였다. 제안된 학습방법은 기존의 오차역전파 알고리즘이 갖는 활성화 함수의 조기포화 상태를 효과적으로 가변시켜 시변동적시스템의 학습속도 개선에 기여한다.따라서 이 방식은 제어 및 신호처리 등 다방면에 적용 할수 있을 것으로 판단된다.앞으로의 연구과제는 하드웨어 구현으로 실효타당성의 입증에 있다.

참 고 문 헌

[1] SIRA-RAMIREZ, J.H., and ZAK,S.H., "The adaption of perceptron with applications to inverse dynamics identifications of unknown dynamic systwm", IEEE Trans. Syst., Man. Cybern, SMC-21 pp.634-643.

[2] Bart Kosko, "Neural Networks and Fuzzy System", Prentics-Hall, 1992.

[3] L.A. Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex system and decision process," IEEE Tran.Syst. Cybern., vol. SMC-3, no.1, pp.28-44, Jan. 1973.

[4] Lotfi A, Zadeh, "Fuzzy Control System," CRC Press, Inc, 1994.

[5] N.Baba, "A Hybyid Algorithm for Finding Global Minimum of error Function of Nueral Networks," Proc.Int.Joint Conf. Neural Networks pp.1585-1588, 1990.

[6] J.R Chen and P. Mars, "Stepsize Variation for acceleriting the Back Propagation Algorithm," Proc.Int. Joint Conf. Neural Networks, pp. 1601-1604, Jan 1990.

[7] R.K.Elsley, "A learing architecture for control based on Back-Propagation Neural Networks," Proc.of the IEEE Conf. on Neural Networks, Vol.2, pp.587-594, 1988.

[8] R.Masuoka,N. Watanabe, A. Y. Owada, and K. Asakawa, "Neurofuzzy-Fuzzy inference using a structured Neural Neywork." in proceedings of the International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks.,Iizuka, Japan, pp.173-177, 1990.

[9] L.Jin and P.N.Nikiforuk and M.M. Gupta, "Adaptive control of discrete-time nonlinear system using recurrent Neural Networks," IEEE proceeding-D, Vol.141, No3, pp.169-176, 1994.

[10] E. I. Jury, "Theory and Application of the z-Transform Method." 1988.

[11] P.J. Gawthrop, "Self turning PID Controller Algorithm and implementation," IEEE Trans. Automat., Vol. ac-31, No.3, pp.201-209, 1986.

[12] 김종수, 이흥기, 전홍태, "퍼지논리를 이용한

매니플레이터의 신경제어기". 자동제어학술회의 총논문집. pp.867-868, 1991.

[13] W.J.M. Kickert and E.H.Mandani, "Analysis of a fuzzy logic controller," Int. J. Fuzzy sets and System, Vol.1, No.1, pp.29-44,1978.

[14] 조현섭, "신경망-퍼지를 이용한 비선형동적시스템 제어에 관한연구". 원광대학교 박사학위 논문, pp.63-68. 1995.

최 수 열(Choi-Soo Yeol)

정회원



1984년 : 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1993년 : 연세대학교 전기공학전공 졸업(공학석사)
 1995년~1999년 현재 동아대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료

1986년~1991년 : 쌍용양회공업(주) 기술부 근무
 1991년~1994년 : 동도공고 전자과 교사
 1994년~19999년 : 현재 서일대학 정보통신과 조교수
 <주관심 분야> 신경회로망, 퍼지, 적응제어

박 윤 명(Park-Yoon Myung)

정회원



1992년 : 동아대학교 전자공학과 졸업
 1992~1997년 : LG전자 조리기기 설계실 근무
 1997~1999년 : 동아대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1999년~현재 : 동아대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 <주관심 분야> 뉴로-퍼지제어, 적응제어, 로봇틱스

최 부 귀(Choi-Boo Kwi)

정회원



1960년 : 연세대학교 전기공학과 졸업(공학사)
 1980년 : 경희대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
 1970년~1999년 : 현재 동아대학교 전자공학과 교수

<주관심 분야> 뉴로-퍼지시스템, 적응제어, 로봇틱스