

퍼지 논리를 이용한 역전파 학습알고리즘의 학습 속도 개선 및 비선형 동적 시스템 제어에 관한 연구

正會員 趙賢燮*, 羅相同**, 裴澈秀***, 張成煥*

A Study on the Improvement of the Learning Speed of BP Algorithm using Fuzzy Logic and the Control of Nonlinear Dynamic System

Hyeon-Seob Cho*, Sang-Dong Na**, Chul-Soo Bai***, Seong-Whan Jang* Regular Members

要 約

본 논문은 다층 신경망의 초기 포화 상태에서 기울기의 적절한 변화를 통해 신경망의 빠른 수렴성 및 비선형 시스템에 적용할 수 있는 방법으로 논리 및 추론의 이점을 갖는 퍼지 논리 기법을 응용하여 뉴런의 활성화 함수의 기울기를 가변시킨다. 제안된 신경망-퍼지 제어를 이용하여 부하 외란이 인가된 비선형 동적 시스템에 적용함으로써 향상된 수렴 특성을 고찰한다.

ABSTRACT

This paper presents rapid saturation of multilayer layer neural network in a presaturation state by using gradient changing and a method which is applicable to nonlinear systems widely. The method proposed changes the gradient of neural active function by using fuzzy theory which has merits of logic and inference. It is used experimentally in the proposed nonlinear dynamic system by computer simulation and the results are considered.

*원광대학교 공과대학

**조선대학교 공과대학 컴퓨터공학과

***관동대학교 전자통신공학과

論文番號 : 95275-0811

接受日字 : 1995年 8月 11日

1. 서 론

기존의 시스템 이론을 바탕으로 하는 제어 방법은 제어 대상인 시스템의 특성을 수학적으로 모델링하고 이를 이용하여 제어를 구성하지만 실제 시스템은 대부분 비선형 특성을 가지며 시스템의 규모가 증가함에 따라 파라미터의 수가 기하학적으로 증가하고, 또 시변 특성이 존재함으로써 기존의 제어 이론으로는 만족할 만한 성과를 얻을 수 없다. 그러므로 병렬처리 구조와 유연성의 특성을 가진 신경망 적용 학습 알고리즘을 응용함으로써 시스템 자체나 외부 환경에서 발생하는 변화에 적응 능력을 갖는다. 최근 인간의 사고 능력과 유사한 기능을 갖는 지능형 제어가 제안되고 있다. 이러한 방향으로 퍼지 이론을 이용한 퍼지 논리 제어와 신경망 기법을 이용한 신경망 제어를 들 수 있다^{1) 2) 3) 4)}. 퍼지 제어는 시스템이 비선형이고 복잡한 시스템이라 할지라도 수학적 해석이 필요 없으며 제어기 설계시 인간의 사고를 모방한 알고리즘을 사용함으로써 외부 변화에 따라 종합적 판단으로 해결치 못하던 기존의 제어기에 비해 강건하고, 병렬형, 논리형, 그리고 언어적 제어기의 특징을 가지고 있다⁵⁾.

본 연구에서는 다층 신경회로망 구조인 오차 역전파 학습 알고리즘을 채택하여 미지의 비선형 동적 시스템 제어기 설계에 사용한다. 따라서 적용 신경망-퍼지 제어기를 설계하고 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 최적 규칙으로 비선형 동적 시스템의 수렴 특성을 분석 고찰한다.

2. 신경망-퍼지 모델

지능형 제어(Intelligent control)는 인간의 사고 능력에 접근하여 인간과 기계간의 접속을 쉽게 하고자 하는데 그 목적이 있다. 제어를 포함한 제어 시스템의 설계에 있어서 알고리즘의 대부분은 프로세서의 수학적 모델링에 근거한다. 그러므로 복잡한 동특성을 갖는 시스템이나 부하 외란이 존재하는 동적인 환경에서는 기존의 제어 이론으로는 제어기 구성이 용이하지 못하므로, 신경망 이론과 퍼지 이론을 이용한 제어기 설계가 매우 용이하다. 신경회로망은 병렬분산처리(Parallel distributed processing) 원리를 근간으로 하여 생물학적인 신경 회로를 모델링하고 소프트웨어로 응용하게 된다. 따라서 신경회로망 기법은 과거의 경험을 이용한 자

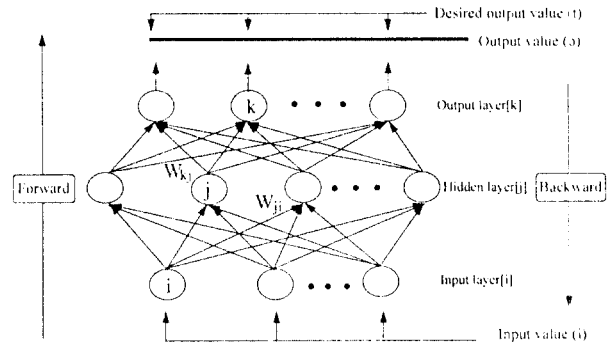
기 조정(self organizing)의 학습(learning)기능을 가지고 있고, 퍼지 이론은 인간이 사용하고 있는 애매한 표현을 처리할 수 있을 뿐만 아니라 저장된 지식으로부터 새로운 지식을 추론해 낼 수 있는 논리성과 추론성을 가지고 있다⁶⁾.

2-1 신경회로망 모형

그림 2-1과 같이 신경망 유니트 i의 출력 I_i 가, 결합 계수 W_j 로 하중합에 의해 유니트 j의 입력으로 되고 입력 계치 θ_j 와 출력을 규격화하는 함수 f에 의해 유니트 j의 출력 O_j 가 결정되는 모델^{7) 8) 9)}은 식 (2-1)과 같다.

$$O_j = f\left(\sum_i W_{ji} \cdot I_i + \theta_j\right) \tag{2-1}$$

그리고 중간층 유니트 j의 출력을 H_j , 출력층 유니트 K의 출력을 O_k , 출력층 K의 임계치를 γ_k , 중간층 유니트 j와의 결합 계수를 W_{kj} 로 한다.



W_{kj} : 출력층 뉴런 k와 중간층 뉴런 j사이의 가중치
 W_{ij} : 중간층 뉴런 j와 입력층 뉴런 i사이의 가중치

그림 2-1 다층 신경망 학습의 구조
 Fig. 2-1 Multi-layer neural network.

신경망에 쓰이는 계산 요소 또는 노드는 비선형적이며 아날로그인데 현재의 디지털 회로에 비하여 속도면에서 매우 느리다. 노드는 그림 2-1에서와 같이 N개의 입력을 받아 N개의 연결 강도의 벡터들과 곱해져서 특징적인 함수를 거쳐 출력을 내게 된다. 노드는 내부적인 임계값이나 오프셋 θ . 그리고 비선형 함수의 형태에 따라 특징지어 진다.

함수 $f(x)$ 는 신경망 활성화 함수(Activation func-

tion)이고 비선형 포화형 응답 특성을 가진 시그모이드 함수이며 그림 2-2와 같다. 이때 함수 a는 시그모이드 함수의 기울기를 결정하는 x의 계수이다. 이 함수는 그 미분이 본래의 시그모이드 함수로⁹⁾ 표현할 수 있는 특징을 갖고 있으며 식 (2-2)로부터 식 (2-3)과 같다.

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-2x/a_0)) = (1 + \tanh(x/a_0)) / 2 \quad (2-2)$$

$$f'(x) = 2 \cdot f(x) \cdot (1 - f(x)) / a_0 \quad (2-3)$$

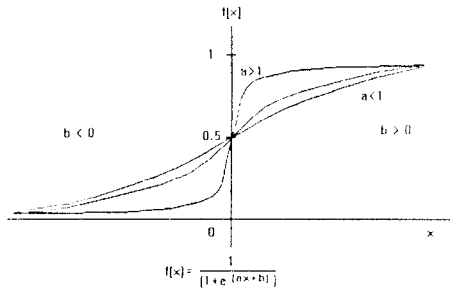


그림 2-2 유니트의 응답 함수(시그모이드 함수와 함수 형태)
Fig. 2-2 Unit of Response. (Sigmoid Function)

3. 역전파 학습 알고리즘

신경망 출력 층에 있어서의 교사 신호와의 오차를 $\delta_k (T_k - O_k)^{10)}$ 로 두고 그 2층 오차 E_p 를 최소화하는 식은 (3-1)과 식(3-2)과 같다. 여기에서 T_k 는 출력층 유니트 k 에 대한 교사 신호이다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2 \quad (3-1)$$

$$\delta E_p / \delta O_k = -(T_k - O_k) = -\delta_k \quad (3-2)$$

출력층 유니트 k 의 내부 포텐셜을 $S_k = (\sum W_{kj} \cdot H_j + \gamma_k)$ 로 고쳐 쓰면 그 출력 $O_k = f(S_k)$ 로 되고 결합 계수 W_{kj} 의 미소 변화에 대한 출력 O_k 로의 영향 $\delta O_k / \delta W_{kj}$ 는 식 (2-3)으로부터 식 (3-3)과 같다. 여기서 는 학습율을 나타내는 비례 상수이다.

$$\delta O_k / \delta W_{kj} = \delta O_k / \delta S_k \cdot \delta S_k / \delta W_{kj}$$

$$= f'(S_k) \cdot H_j$$

$$= \eta_1 \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \quad (3-3)$$

결합 계수 W_{kj} 의 2층 오차 E_p 에의 영향은 식 (3-2)와 (3-3)으로부터 식 (3-4)와 같다.

$$\delta E_p / \delta W_{kj} = \delta E_p / \delta O_k \cdot \delta O_k / \delta W_{kj}$$

$$= -\eta_1 \cdot \delta_k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \quad (3-4)$$

2층 오차 E_p 를 감소시키기 위한 결합 계수의 갱신치 ΔW 는 최급강하법⁹⁾을 사용하면 식 (3-5)와 같다.

$$\Delta W_{kj} = -\alpha_2 (\delta E_p / \delta W_{kj})$$

$$= \alpha_2 \cdot \eta_1 \cdot \delta_k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j$$

$$= \eta_2 \cdot \delta_k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \quad (3-5)$$

δ_k 는 역 방향으로부터 전달되어 오는 오차로서 식 (3-5)에 의해 식 (3-6)과 같다.

$$\delta_k = -\delta_k E_p / \delta S_k$$

$$= -\delta E_p / \delta O_k \cdot \delta O_k / \delta S_k$$

$$= \delta_k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \quad (3-6)$$

결과적으로 식 (3-6)을 이용하면 식 (3-5)의 ΔW_{kj} 는 식 (3-7)로 된다.

$$\Delta W_{kj} = \eta_2 \cdot \delta_k \cdot H_j \quad (3-7)$$

지금까지의 방법으로 중간층에서 출력층으로의 결합 계수 W 에의 갱신치 ΔW 에 대해서도 최급강하법을 이용하여 중간층 유니트 j 의 내부 포텐셜 $U_j = (\sum W_{ji} \cdot I_i + \theta_j)$ 이면 그 출력 $H_j = f(U_j)$ 와 같고 결합 계수 W_j 의 미소 변화에 대한 2층 오차 E_p 에의 영향은 식 (3-8)과 같다.

$$\delta E_p / \delta W_j = (\delta E_p / \delta S_k \cdot \delta S_k / \delta H_j) \cdot \delta H_j / \delta U_j / \delta W_j$$

$$= \{ \sum (-\delta_k) \cdot W_{kj} \} \cdot f'(U_j) \cdot I_i \quad (3-8)$$

$$= -\sum \delta_k \cdot W_{kj} \cdot H_j \cdot (1 - H_j) \cdot I_i$$

윗식 (3-6)과 같이 중간층 유니트 j 의 오차를 σ_j 로 하면 식 (3-8)은 식 (3-9)와 같다.

$$\delta E_p / \delta W_j = -\delta_j \cdot I_i$$

$$\text{단, } \delta_f = -\delta E_p / \delta U_f = \sum \delta_k \cdot W_{kj} \cdot H_j \cdot (1-H_j) \quad (3-9)$$

따라서 식 (3-9)로부터 결합 계수의 갱신치 ΔW_j 는 식 (3-10)으로 된다.

$$\Delta W_j = -\eta_3 \cdot \delta E_p / \delta W_j = \eta_3 \cdot \delta_j \cdot I_i \quad (3-10)$$

지금까지의 식은 한 개의 입출력 쌍에 대해 오차를 최소화하는 것이나, 여러 가지 입출력 조합에는 식 (3-11)과 같은 오차 함수를 결정한다.

$$E_t = \frac{1}{2} \sum_p \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2 = \sum_p E_p \quad (3-11)$$

각 패턴 p 의 학습에서 오차 E_p 를 서서히 작게 해서 전체적으로 오차 함수 E_t 를 최소화한다. 따라서 식 (3-7)과 식 (3-10)을 이용 각 층에서의 새로운 가중치들은 최종적으로 다음 식 (3-12)에 의해 조정되고 계속적으로 학습을 반복하면 각 뉴런의 출력 오차가 감소하도록 가중치가 변하게 되며, 마지막에는 오차가없게되는 오차 역전파(error back propagation)학습이 이루어진다. 여기에서 ζ 는 오차 진동을 적게하여 수렴 속도를 빨리하기 위하여 첨가한 모멘텀항이다.

$$\begin{aligned} W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) + W_{kj} \zeta [W_{kj}(t) - W_{kj}(t-1)] \\ W_j(t+1) &= W_j(t) + W_j \zeta [W_j(t) - W_j(t-1)] \end{aligned} \quad (3-12)$$

4. 역전파 학습 알고리즘의 개선

식 (3-6)과 식 (3-9)에서 δ_j 와 δ_k 값을 결정할 때 오차의 크기에 상관없이 가중치들의 합이 부적절하게 위치하면 학습이 이루어지지 않는 상태에서도 활성화 함수의 미분 출력 값이 0에 가깝게 되며 이때는 오차 값에 관계없이 가중치 변화량이 작아지게되는 이른바 조기 포화 상태(Premature saturation)에 빠지게된다. 조기 포화 상태에서 가중치들의 변화량은 매우 작아지게 되며 전체적인 학습 속도에 큰 영향을 미치게 된다. 결과적으로 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로한 역전파

학습 알고리즘은 학습시 지역적 최소치에 빠질 수 있는 문제점을 갖는다. 이러한 조기 포화상태에서 활성화 함수의 기울기를 조절해 주면 용이하게 문제의 조기 포화 상태를 벗어나게 할 수 있고 모멘텀항에 바이어스를

첨가하기 위한 식은 식 (4-1)과 같다. 따라서 기존 방식보다 논리적인 추론의 이점을 갖는 퍼지 논리 기법을 이용하여 뉴런의 활성화 함수의 기울기를 가변시키는 방법을 제안한다. 바이어스는 입력층을 제외한 모든 신경세포가 가지는 특성으로 그림 2-2에 보인 시그모이드 함수 b 에 해당하는 역할을 한다. 이것은 신경세포의 활성에 참여할 뿐만 아니라 다른 연결 가중치들과 마찬가지로 학습에 의해 조절된다. 그림 4-1은 활성화 함수 $f(a, x)$ 에서 기울기 계수 a 의 변화에 따른 활성화 함수들과 그 일차미분값, 즉 기울기 변화를 보여준다.

$$\begin{aligned} bias(t+1)_{kj} &= bias(t)_{kj} + a \cdot \delta_k \cdot 1 + bias_{kj}(t) \\ bias(t+1)_j &= bias(t)_j + a \cdot \delta_j \cdot 1 + bias_j(t) \end{aligned} \quad (4-1)$$

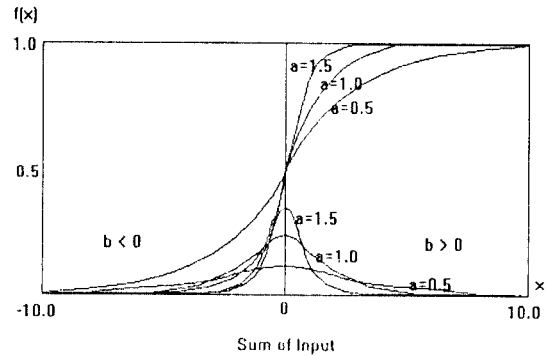


그림 4-1 뉴런의 활성화 함수와 기울기
Fig. 4-1 Activation functions of neurons and their gradients.

5. 신경망-퍼지 논리 알고리즘 설계

신경망의 조기 포화 상태를 벗어나게 하기 위해 제안하는 방법은 언어적인 표현이 가능한 퍼지 논리²⁾을 이용한다. 퍼지 제어 시스템을 동조시키는데 중요한 영향을 미치는 요소들은 언어 형태로 구성된 제어 규칙, 이득 요소, 멤버십 함수, 퍼지 추론, 그리고 비 퍼지화 방법 등이 있다. 아래 그림 5-1은 본 논문에서 제안하는 신경망 활성화 함수의 기울기를 적절히 조절하기 위해 퍼지 논리를 이용하여 구성한 기울기 수정을 나타내는 시스템의 이다. 이 방법은 신경망의 학습 과정에서의 조기 포화 상태를 감지하여 퍼지 규칙을 이용 신경망 모델의

학습 파라미터를 수정하며 그 과정은 다음과 같이 요약할 수 있다.

[단계 1] 공정 상태를 결정하는 입·출력 제어변수를 정의한다.

[단계 2] 각 변수값과 이에 상응하는 멤버십 함수를 결정한다.

[단계 3] 숙련된 조작자의 제어 전략을 퍼지제어 규칙의 집합으로 변형하여 규칙 베이스를 만든다.

[단계 4] 퍼지 추론방식을 결정한다.

[단계 5] 추론한 결과를 비 퍼지화 하여 명확(Crisp)한 제어기 출력을 계산한다.

그림 5-1의 퍼지화 과정은 각 신경망에서 구한 크리스프한 수치값과 ER값들을 각각 5단계의 퍼지 변수로 변화시키는 과정이다. 본 논문에서는 여러 퍼지화 방법 중 비퍼지화 과정을 위하여 출력 퍼지 집합들의 소속 함수의 형태를 Singleton^{5),11)} 방법으로 이용하였다. 이 방법은 측정된 입력 값에서 소속 함수의 값이 1이고 그 외의 값에서는 소속 함수의 값이 0인 값을 갖는다. δ_j 와 δ_k 는 앞절에서 정의한 값이고 각 신경망의 출력은 오차값 ER를 식 (5-1)로 정의한다. 이 퍼지화 과정에서 입력 값은 식 (5-2)에 의해 정규화 되어 퍼지 집합 소속함수 상에 위치한다. 여기서 규칙 베이스와 멤버십 함수에 추론과 비퍼지화 과정을 거쳐 X_n, Y_n 를 얻어지며, 이것은 각각의 값들에 상응하는 소속함수상에 위치시키기 위한 이득 요소이다.

$$ER = \frac{1}{2} \cdot (T_k - O_k)^2 \tag{5-1}$$

$$x = X_n \cdot ER, \quad y = Y_n \cdot \delta \tag{5-2}$$

퍼지화 과정후 추론에 필요한 퍼지 규칙 베이스는 언어적 규칙으로 식 (5-3)과 같은 "IF-THEN . . ."형식의 규칙들이며 규칙의 수는 입력 변수가 각각 5단계이므로 총25개의 규칙들로 구성된다.

$$\text{"IF } x \text{ is } d_i \text{ and } y \text{ is } e_i \text{ then } a \text{ is } a_i" \tag{5-3}$$

전건부 후건부 $i = 1, 2, 3, \dots, 25$

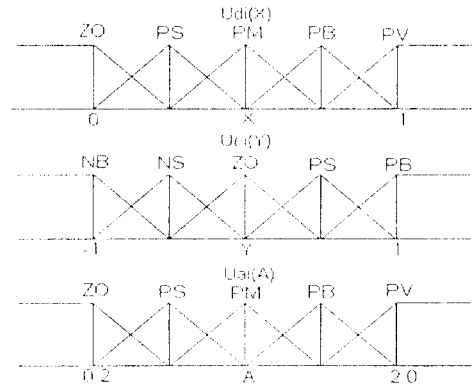


그림 5-2 X, Y, A의 소속 함수
Fig. 5-2 Membership Functions of X, Y, A

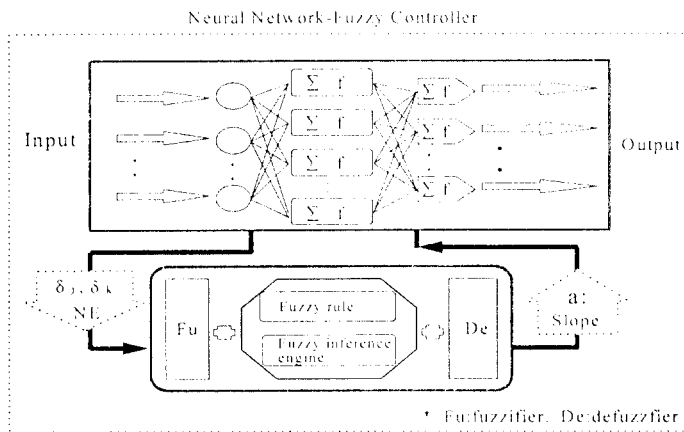


그림 5-1 퍼지 추론을 이용한 신경망의 기울기 수정 제어 방법
Fig. 5-1 Slope modifier of the neural network using fuzzy Inference.

여기에서 x, y 는 이득요소값에 의한 정규화된 입력 값이며 d_i, e_i, a_i 는 그림 5-2의 소속 함수들을 갖는 퍼지 변수이다. 표 5-1은 ER와 δ 값의 각 상태에 대응하여 요구되는 기울기 a 의 변화를 나타내는 규칙으로 다음과 같이 구성된다. 각 뉴런의 출력에서 ER값이 크고 식 (3-2)의 δ 값이 작으면 초기 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 5-1 퍼지 규칙 베이스
Table. 5-1 Fuzzy rule base

| | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|
| | ZO | PS | PM | PB | PV |
| NB | PV | PV | PB | PM | PM |
| NS | PB | PB | PM | PS | PS |
| ZO | PM | PS | PS | ZO | ZO |
| PS | PB | PB | PM | PS | PS |
| PB | PV | PV | PB | PM | PM |

NB : Negative Big

NS : Negative Small

ZO : Zero

PS : Positive Small

PM : Positive Miduem

PB : Positive Big

PV : Positive Very Big

표 5-1의 규칙 베이스를 이용하여 어느 입력에 대한 추론 과정은 Mamdani의 직접 추론법¹²⁾을 이용하였으며 이 직접 추론 과정은 식 (5-4)와 같다.

$$\begin{aligned} \mu_0(a) &= \min\{\mu_{di}(x), \mu_{ei}(y), \mu_{ai}(a)\} \\ \mu_n(a) &= \max\{\mu_0(a)\} \\ i &= 1, 2, 3, 4 \end{aligned} \tag{5-4}$$

추론후 기울기 수정을 위한 값의 선정은 제어값의 가능성 분포에 대한 중앙의 중심을 산출하는 무게 중심법 (Center of Area Method)^{5), 12)}을 사용하여 식 (5-5)와 같이 비 퍼지화 한다.

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

$$\frac{\int \mu_n(a) a da}{\int \mu_n(a) da} \tag{5-5}$$

6. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과 고찰

다층 신경망의 빠른 수렴성 및 비선형 시스템에 적용할 수 있는 방법으로 논리 및 추론의 특징을 갖는 퍼지 논리와 학습 및 적응 능력을 갖는 신경망 이론과의 결합 기법을 이용하여 미지의 비선형 동적 특성을 고찰한다. 이것은 신경망의 초기 포화 상태를 감지하여 퍼지 논리를 이용 신경망 활성화 함수의 기울기를 적절히 가변시켜 줌으로서 그 상태를 벗어나게 된다. 본 논문에서 제안한 방법에 대한 타당성 조사는 신경망-퍼지 학습 알고리즘을 이용하여 학습한 비선형 동적 시스템이 학습 속도와 초기 포화 상태를 벗어나게 할 수 있는지에 중점을 두었고 최적 규칙으로의 비선형 동적 시스템의 수렴 특성의 향상을 고찰하였다. 기존 신경망 제어기와 본 논문에서 제안한 신경망-퍼지 제어기의 비교를 위해 주어지는 파라미터 값은 같은 값으로 하였다. 따라서 신경망의 초기 가중치는 0.8694로 고정하고, 학습율은 0.0003, 그리고 운동량 항의 값은 0.15의 임의의 값으로 설정하였다. 동적 시스템에서 역전파 학습은 그림 2-1과 같은 3층으로 구성하고, 미지의 비선형 플랜트에 요구되는 응답에 대해 입력 신호 $x(k)$ 를 검토하며, 차분 방정식으로 기술되는 비선형 동적 플랜트는 단일 입출력을 갖는 식 (6-1)과 같은 형태의 비선형 동적 시스템^{13), 14), 15)}이 사용된다.

$$\begin{aligned} y(k+1) &= f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), \\ &u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \end{aligned} \tag{6-1}$$

단 : $[y(k), u(k)]$ 는 이산 시간 k 에서 단일 입출력 플랜트의 입출력 쌍을 나타내고 이러한 제어 시스템의 구성은 그림 6-1과 같다.

그림 6-1에서 g_s 는 w 와 b 를 나타내며 역전파 학습의 활성화 함수에 새로운 기울기 값으로 오차 진동을 적게 하여 수렴 속도를 빨리 하기 위하여 첨가한 모멘텀항이며, 요구되는 출력이 $y_d(k)$ 이고 제어중인 플랜트의 실제 출력이 $y(k)$ 일 때 오차 $e(k) = y_d(k) - y(k)$ 이면 제어의 목표는 식 (6-2)와 같은 제한된 제어 입력 $u(k)$ 를

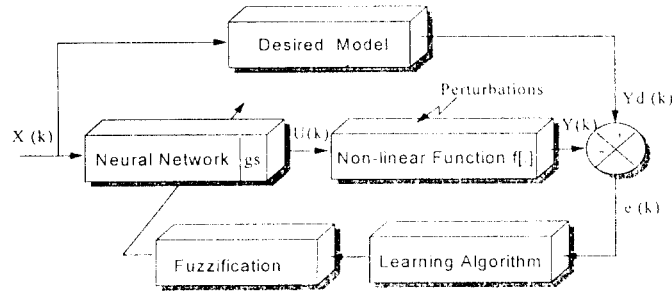


그림 6-1 역전과 학습알고리즘을 이용한 비선형 동적 시스템의 제어 기법
Fig. 6-1 A control scheme of nonlinear dynamic systems by using B-P algorithm.

결정한다.

$$\lim_{k \rightarrow \infty} [y_d(k) - y(k)] = e(k) = 0 \quad (6-2)$$

제어되는 플랜트는 식 (6-3)과 같은 차분 방정식으로 기술되며,

$$y(k) = f[y(k-1), y(k-2), u(k), u(k-1), u(k-2)] \quad (6-3)$$

미지의 비선형 함수 $f[\cdot]$ 은 식 (6-4)와 식 (6-5)같이 제어 공정이 진행되는 동안 변화한다.

$$f[\cdot] = [\sin(\pi(y^2(k-2) + 0.5))] + 0.3\sin(2\pi u(k)) / (1 + u^2(k-1)) + u^2(k-2) \quad k < 250 \quad (6-4)$$

$$f[\cdot] = [\sin(\pi(y^2(k-2)))] + \frac{\sqrt{|u^2(k) + u^2(k-1) + u^2(k-2)|}}{k} \quad k \geq 250 \quad (6-5)$$

이때 시스템 입력은 $x(k) = \sin(2\pi k/250)$ 이었다.

시뮬레이션 결과에서 그림 6-2은 시스템 입력 $x(k)$ 와 미지의 비선형 함수 $f[\cdot]$ 특성을 보여 주고, 그림 6-3과 6-4은 기존 신경망 제어기의 50번째 학습과 100번째 학습의 오차 응답을 보여준다. 그림 6-5는 기유품 수정을 갖는 신경망-퍼지 제어를 이용하여 20번째 학습에서의 오차 응답을 보여준다. 이들 결과를 비교해 볼

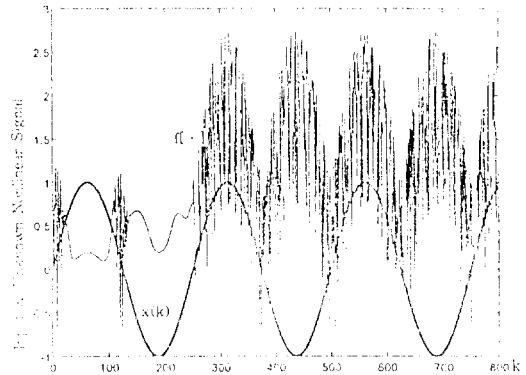


그림 6-2 시스템 입력 $x(k)$ 와 미지의 비선형 함수 $f[\cdot]$ 특성
Fig. 6-2 System input $x(k)$ and property of unknown nonlinear function $f[\cdot]$.

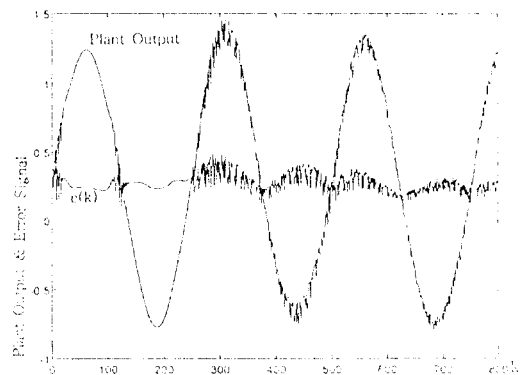


그림 6-3 기존 신경망 제어기의 50번째 학습에서의 플랜트 출력과 오차 응답 $e(k)$
Fig. 6-3 plant output and error response $e(k)$ of existing neural network controllers in the 50th learning.

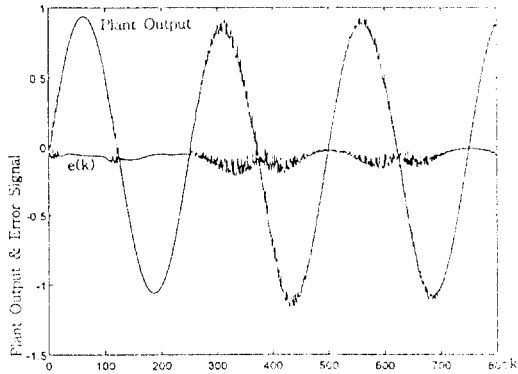


그림 6-4 기존신경망 제어기의 100번째 학습에서의 플랜트 출력과 오차 응답 $e(k)$
 Fig. 6-4 plant output and error response $e(k)$ of existing neural network controllers in the 100th learning.

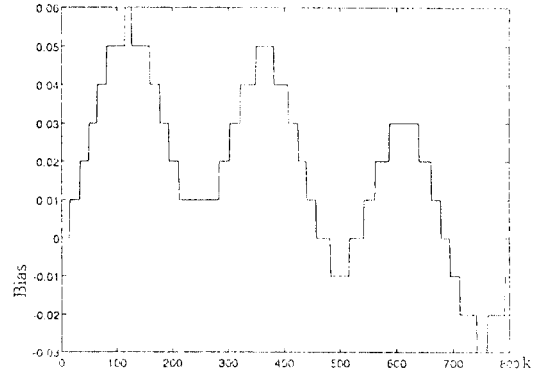


그림 6-6 제안된 방식에 의한 그림 6-5의 학습 과정에서의 기울기 변화.
 Fig. 6-6 Gradient changes in learning of fig. 6-5 by using proposed method.

7. 결론

본 연구에서는 신경망-퍼지 학습알고리즘을 이용하여 비선형 동적 시스템 제어에 관해서 고찰하였다. 이 방법은 추정하기 어렵고 불확실한 신경망의 기울기 변화를 퍼지 논리에 의해 효과적으로 수정하여 역전과 학습 알고리즘이 갖는 조기 포화 상태의 문제점을 효율 적으로 해결하고 있다. 본 연구에서는 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

신경망-퍼지 학습알고리즘을 이용하여 비선형 동적 시스템에 적용하여 본 결과 신경망 학습의 조기 포화 상태의 문제점을 효율적으로 해결함으로써 시스템의 출력이 요구되는 신호에 잘 추종함을 알 수 있었다. 신경망-퍼지 학습 알고리즘의 효율성은 컴퓨터 시뮬레이션 결과와 같이 기존 신경망 제어기는 미지의 비선형 동적 시스템의 수렴 특성이 100번째에 나타나지만 본 논문에서 제안한 신경망-퍼지 방법은 20번째에 적용 추종이 이루어짐을 알 수 있다. 따라서 비선형 동적 시스템 설계시 조절 가능한 바이어스를 적절히 조절함으로써 오차 진동을 줄이고 향상된 시스템 응답을 얻을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

1. K.s Narendra and K. Parthasarthy, "Identification and Control of Dynamical System Using

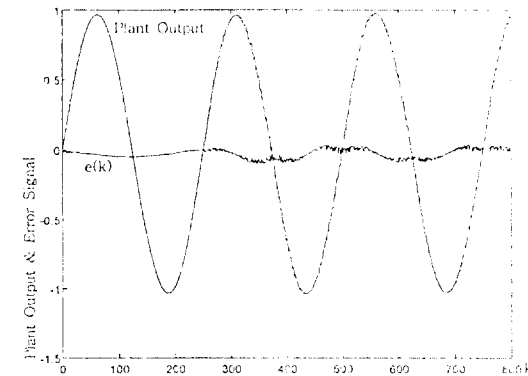


그림 6-5 신경망-퍼지 제어를 이용한 20번째 학습에서의 플랜트 출력과 오차 응답 $e(k)$
 Fig. 6-5 plant output and error response $e(k)$ by using neural network-fuzzy control in the 20th learning.

때 기존 신경망 제어기에 의한 방법은 100번째의 학습 후에 적용 추종함을 알 수 있지만, 본 논문에서 제안한 신경망-퍼지 방법은 20번째에 적용 추종이 이루어짐을 알 수 있다. 한편 그림 6-6는 제안된 방법에 의한 그림 6-5의 학습 과정에서의 기울기 변화를 보여준다.

Neural Network." IEEE Trans. Neural Network, pp.1-14. 1990.

2. Bart Kosko, "Neural Networks and Fuzzy Systems." Prentice-Hall, 1992.
3. Junhong Nie, "A Neural Approach to Fuzzy Modeling." Proceeding of the American Control Conference, pp.2139-2142, June, 1994.
4. Madan M. Gupta, "Fuzzy Logic and Neural Networks." Proceeding of the Tenth International Conference(TAIPPEI'92). Vol. 3, pp.281-294, July, 1992.
5. Lotfi A, Zadeh, "Fuzzy Control Systems." CRC Press, Inc, 1994.
6. Takeshi Yamakawa, EiJi Uchino, Tsutomu Miki and Hiroaki Kusanagi, "A Neo Fuzzy Neuron And Its Applcations to System Identification and Prediction of the System Behavior," int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, July, pp.477-483, 1992.
7. Takayuki Yamada and Tetsuro Yabuta, "Dynamic System Identification Using Neural Networks," IEEE Transection on System, Man and Cybernetics, Vol.23, No. 1, pp.204-211, January/February, 1993.
8. Marilyn McCord Nelson and W. T. Illingworth, "A Practical Guide to Neural Nets," Addison-Wesley, 1991.
9. Robert Hecht-Nielsen, "Neuro Computing." HNC, Inc, and University of California, San Diego, 1991.
10. Richard P. Lippmann, "An Introduction to Computing with Neural Nets." IEEE ASSP Magine, pp.4-22, Apral, 1987.
11. Li-Xin Wang, "Adaptive Fuzzy Systems and Control," Prentice-Hall, Inc, 1994.
12. 박민용, 최항식, "퍼지 제어 시스템," 대영사, 1990.
13. M. M Guta, D. H. Rao, and Gao, "Dynamic Neural Units With Applications to The Control of Unknown Nonlinear Systems." Neuro-Control Systems, IEEE PRESS, pp.352-371, 1994.
14. M. M Guta, D. H. Rao, and H. G.Wood, "Learning and adaptive neural controller," The Int. Joint Conference on Neural Networks, Singapore, Nov.1991.
15. S. A. Billings, H. B. Jamaludding, and S.Chen, "Properties of Neural Networks with Applications to Modeling Nonlin ear Dynamical Systems." Int. J. Control, 1992.



趙賢雙(Hycon-Seob Cho)정회원

1990년 2월 : 원광대학교 공과대학 전기공학과(공학사)
 1992년 2월 : 원광대학교 대학원 전기공학과(공학석사)
 1995년 8월 : 원광대학교 대학원 전기공학과(박사과정 수료)

1992년 8월~현재 : 원광대학교 공과대학 강사
 ※주관심 분야 : 전기통신제어, 자동제어 및 컴퓨터응용, 이산치제어



羅相同(Sang-Dong Na) 정회원

1968년 3월 : 조선대학교 공과대학 전기공학과(공학사).
 1979년 9월 : 건국대학교 대학원 전기공학과(공학석사)
 1995년 8월 : 원광대학교 대학원 전기공학과(공학박사)

1973년 3월~현재 : 조선대학교 공과대학 컴퓨터공학과 교수
 ※주관심 분야 : 컴퓨터통신제어, 디지털신호처리, 이동통신 (19권 9호)



裒 澈 秀(Chul-Soo Bai) 정회원

1979년 2월 : 명지대학교 공과대학
전자공학과(공학사)
1981년 8월 : 명지대학교 대학원 전
자공학과(공학석사)
1995년 6월 : 명지대학교 대학원 전
자공학과(공학박사)

1995년 4월~현재 : 관동대학교 전자통신공학과 교수
1995년 4월 : 관동대학교 대학원 교학부장
1995년 4월 : 한국 통신학회 강원지부장
※주관심 분야 : 디지털신호처리, 이동통신, 컴퓨터통신제어



張 成 煥(Seong-Whan Jang)정회원

1974년 2월 : 홍익대학교 이공대학
전기공학과(공학사)
1978년 8월 : 연세대학교 대학원 전
기공학과(공학석사)
1983년 2월 : 연세대학교 대학원 전
기공학과(공학박사)

1980년 3월~현재 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 교수
1988년 8월~1990년 7월 : 원광대학교 공과대학 교학부장
1985년 8월~1986년 10월 : 미국 웨스턴대학교 전기 및 컴퓨
터공학, 연구교수
※주관심 분야 : 자동제어및컴퓨터응용, 디지털신호처리, 컴퓨
터통신제어