뉴로-퍼지 제어기를 이용한 유압서보시스템의 추적제어

A Tracking Control of the Hydraulic Servo System Using the Neuro-Fuzzy Controller

박 근 석, 임 준 영, 강 이 석
(Geun-Seok Park, Jun-Young Lim, and E-Sok Kang)

Abstract : To deal with non-linearities and time-varying characteristics of hydraulic systems, in this paper, the neuro-fuzzy controller has been introduced. This controller does not require an accurate mathematical model for the nonlinear factor. In order to solve general fuzzy inference problems, the input membership function and fuzzy reasoning rules are used for determining the controller parameters. These parameters are determined by using the learning algorithm. The control performance of the neuro-fuzzy controller is evaluated through a series of experiments for the various types of inputs while applying disturbances to the hydraulic system. The performance of this controller was compared with those of PID and PD controllers. From these results, We observe be said that the position tracking performance of the neuro-fuzzy is better than those of PID and PD controllers.

Keywords : neuro-fuzzy controller, hydraulic servo system, disturbance system

I. 서론

산업설비에 사용하고 있는 동력장치에는 전기모터, 내연·외연기관, 유·공압장치 등이 있다. 이들 중 유압장치는 관성이 낮으면서도 빠른 응답특성을 가지고 있고, 단위 무게당 높은 출력을 가지고 있기 때문에 일반적으로 많이 사용하고 있다. 이러한 유압서보시스템은 PID제어기, 최적제어, 적응제어와 같은 여러 가지 제어기들에 의해 제어되고 있다[1]-[4].

그러나, 유압서보시스템은 제어밸브를 통과하는 오일의 유량변화, 온도·압력의 변화, 실린더의 마찰력, 공동현상(cavitation)과 같은 비선형(nonlinear), 시변(time-variant) 특성을 가지고 있으며, 많은 연구들은 이러한 유압서보시스템에 대한 관심있는 작동점(operating point)에 대해 선형화된 모델을 기반으로 하고 있다. 그러나, 작동점이 변할 경우 좋은 성능을 얻을 수 없고, 비선형성을 고려하지 않았기 때문에 그 안정성을 보장할 수 없으며, 이와 같은 제어기를 구성하여 사용한다 하더라도, 작업환경이 바뀌면 매번 제어기를 다시 구성해야 하는 어려움이 있다. 이러한 어려움을 극복하기 위한 시도로 최적제어나 적응제어의 방법들이 소개되었다. 이 방법들은 제어기의 구성과 시스템 해석시 정확한 수학적 모델이 요구되며, 알고리즘의 복잡성으로 인하여 사용에 여러 가지 어려움이 있다[3]. 또한, 앞서 말한바와 같은 비선형 특성들을 표현할 수 있는 유압서보시스템의 정확한 수학적 모델을 구하기가 쉽지 않다. 특히 작업의 변화나, 시스템에 가해지는 부하의 변화와 같은 외란(disturbance)이 작용할 경우에는 이러한 제어기들을 이용한 방법으로는 제어가 불가능하다[2]-[4].

최근에는 유압서보시스템의 비선형 특성들을 잘 나타낼 수 있고, 정확한 수학적 모델을 필요로 하지 않는 퍼지제어(fuzzy control)나 유전알고리즘(genetic algorithm)과 같은 지능제어에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다[4][6].

퍼지제어기의 경우에는 제어하고자 하는 시스템에 대한 수학적 모델이 필요없고, 숙련자의 언어적 제어 규칙만으로 기존의 제어기가 제어하기 힘든 많은 시스템을 쉽게 제어할 수 있다. 그러나, 숙련자의 경험을 통해 습득한 기술을 언어적 제어 규칙으로 묘사하는 것이 힘들기 때문에, 정밀한 퍼지 제어기를 설계하기 위해서는 요구되는 성능이 만족할 때까지 제어 파라미터를 시행착오법(trial and error)으로 구해야만 하는 어려움이 있다. 이 시행착오법은 개개인의 경험에 따라 그 성능이 달라지므로 제어기 설계자의 숙련도에 따라 그 결과가 각각 다를 수 있다[3][6][12]-[17].

따라서, 본 연구에서는 제어 파라미터를 시행착오법이 아닌 뉴럴 네트워크(neural network)의 학습능력에 기초해서 결정하는 뉴로-퍼지 제어기를 구성하여 파라미터 결정의 어려움을 극복함으로써 제어기 설계를 용이하게 하였다. 또한, 비선형 특성들을 언어적 변수로 표현하는 퍼지제어기를 적용함으로써 비선형 특성의 유압서보시스템에 대해서 작업의 변화나 외부로부터의 외란이 작용하는 경우에도 주어진 입력을 잘 추종할 수 있도록 하였으며, 그 성능을 확인하기 위해 다양한 입력에 대해 양로드 실린더의 위치추적제어를 수행하였다.

II. 시스템 구성

실험에 사용된 시스템의 유압회로도는 그림 1과 같다. 시스템은 양로드 실린더의 추적제어시 불확실한 외란을 구현하기 위해 편로드 실린더 등으로 구성된 외란 발생부(disturbance system)와 이에 연결되어 외란의 크기를 측정하기 위한 로드셀, 양로드 실린더의 위치를 측정하기 위해 실린더 끝단에 연결된 선형 전위차계(linear potentiometer) 등으로 구성된다.

접수일자 : 2000. 9. 5., 수정완료 : 2001. 3. 19.
임준영, 박근석, 강이석: 충남대학교 기계설계공학과(limjy@hananet.net/s_loving@cnu.ac.kr/eskang@cnu.ac.kr)

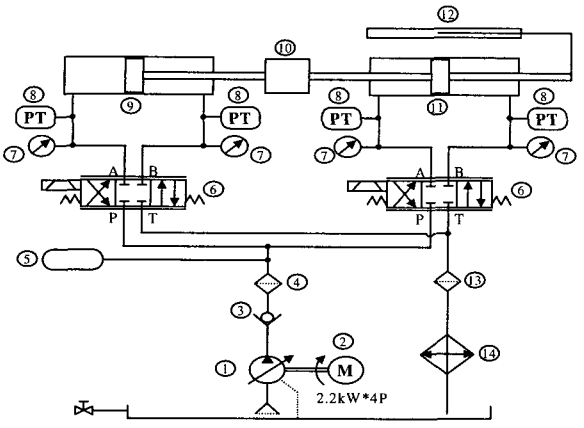


그림 1. 시스템의 유압회로도.
Fig. 1. Schematic circuit of the hydraulic system.

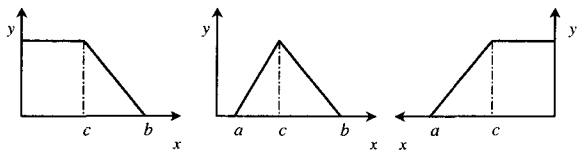
편로드 실린더와 양로드 실린더 모두 3-way 서보밸브에 의해 제어되고, 서보밸브는 각각 D/A 변환기에 의해 출력되는 전압에 따라 스풀의 변위량이 발생하고, 그 변위량에 따라 유량의 변화가 생겨 실린더를 움직이게 된다. 센서의 출력값은 A/D 변환기에 의해 컴퓨터로 입력되어 측정된다.

Ⅲ. 제어기 설계

1. 퍼지추론시스템

비선형적이고 다변수적인 시스템을 대상으로 한 퍼지제어기와 퍼지 모델링 기법의 유용성은 이미 알려진 사실이며 이들은 퍼지추론시스템에 기초하고 있다[3][4]. 기본적으로 퍼지추론시스템은 퍼지화 과정 및 퍼지추론 과정과 비퍼지화 과정의 3부분으로 구성되어 있다[4][12]-[14].

퍼지화 과정은 독립적인 입력값들에 대해 입력멤버쉽함수에 적용하는 과정으로, 이 과정에서 사용되는 멤버쉽함수의 형태는 삼각형과 종형이 주로 사용되며, 삼각형은 종형보다 계산이 간단하고, 결과에서는 그 차이가 적다[6]. 따라서, 멤버쉽 함수로 비대칭 삼각형 함수를 선택하고 입력변수로서 입력위치에 대한 실린더 로드 위치의 차인 위치오차와 오차변화율로 선정하고, 각각 NB(Negative Big), NS(Negative Small), ZO(Zero), PS(Positive Small), PB (Positive Big)의 퍼지집합으로 구성하였다. 각 퍼지집합에 대한 비대칭 삼각형 함수의 구성은 그림 2와 같다.



(a) NB (b) NS, ZO, PS (c) PB

그림 2. 입력멤버쉽 함수에 대한 퍼지집합의 구성.
Fig. 2. Fuzzy set of the input membership function.

그림 2의 (a), (b), (c)에 대해서 a, b, c는 각각 좌측 꼭지점, 우측 꼭지점, 중심점을 나타내며, 각각의 입력멤버쉽 함수의 등급은 입력값의 위치와 조건에 따라 다음식에 의해서 구한다.

$$\text{a)}\quad \begin{cases} x < c & : \mu(\cdot) = 1.0 \\ c \leqq x < b & : \mu(\cdot) = 1 - \dfrac{(x-c)}{W_{right}} \\ x \geqq b & : \mu(\cdot) = 0.0 \end{cases} \tag{1}$$

$$\text{b)}\quad \begin{cases} x \leqq a & : \mu(\cdot) = 0.0 \\ a < x < c & : \mu(\cdot) = 1 - \dfrac{(c-x)}{W_{left}} \\ c \leqq x < b & : \mu(\cdot) = 1 - \dfrac{(x-c)}{W_{right}} \\ x \geqq b & : \mu(\cdot) = 0.0 \end{cases} \tag{2}$$

$$\text{c)}\quad \begin{cases} x \leqq a & : \mu(\cdot) = 0.0 \\ a < x < c & : \mu(\cdot) = 1 - \dfrac{(c-x)}{W_{left}} \\ x \geqq c & : \mu(\cdot) = 1.0 \end{cases} \tag{3}$$

(1)~(3)에 의해 구해진 멤버쉽 함수의 등급은 일반적으로 표현의 용이성으로 인하여 많이 사용하고 있는 Takagi-Sugeno모델에 의해 출력값이 계산되고, 최종적으로 무게중심법(COG)에 의해 제어입력을 얻을 수 있다.

2. 뉴로-퍼지 제어기의 구조

뉴로-퍼지 제어기의 구조는 그림 3과 같다. 그림 3은 신경망과 퍼지추론시스템을 합성한 구조로 분산학습 능력을 가진 신경망에 퍼지추론시스템의 기본요소와 함수를 통합시킨 총 다섯 개의 층을 가진 신경망 구조로 구성하였다.

그림 3의 제어기는 퍼지제어기가 개인적인 경험에 의존해 파라미터를 시행착오법으로 정해야 하는 단점을 보완하기 위해서 학습이 가능한 신경망을 이용하여 위치추적제어에 적합한 입력멤버쉽 함수의 구조와 퍼지추론규칙을 찾을 수 있도록 하였다.

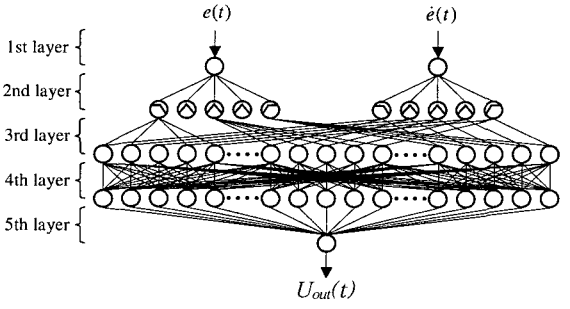


그림 3. 유압서보시스템에 대한 뉴로-퍼지제어기의 구조.
Fig. 3. Structure of the neuro-fuzzy controller for the hydraulic servo system.

그림 3의 뉴로-퍼지제어기의 구조에서 입력유닛은 입력변수, 출력유닛은 서보밸브로의 출력신호, 네트워크 각 층의 유닛은 멤버쉽 함수와 퍼지추론방법 및 규칙들을 나타낸다. 그림 3에서 각 층의 역할은 다음과 같다.

첫 번째 층(the 1st layer)에서 2개의 내부유닛은 입력유닛으로써 입력변수를 표현한다. 본 연구에서는 입력변수로 실린더 로드의 위치오차와 오차의 변화율을 사용하였으며, 제어기의 샘플링 타임마다 얻어지는 입력값과 첫 번째 층의 가중치 및 유닛의 내부함수 관계는 (4)와 같다.

$$w_k^1 = 1,\ x_0^1 = e(t),\ x_1^1 = \dot{e}(t),\ f_k^1 = x_k^1 \quad (4)$$

여기서, w는 층 사이의 가중치, k는 입력변수를 구별하기 위한 문자이며, 0은 위치오차 신호, 1은 오차변화율 신호를 나타내며, f는 첫 번째 층 유닛의 내부함수를 나타낸다.

두 번째 층(the 2nd layer)을 이루고 있는 10개의 내부 유닛은 입력멤버쉽함수의 퍼지집합으로서 퍼지추론시스템의 퍼지화과정에 해당한다. 마찬가지로 이 내부의 가중치와 내부함수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} w_i^2 &= 1,\ x_i^2 = f_0^1 \\ f_i^2 &= 1 - \frac{(c_i^2 - x_i^2)}{W_{left,i}} \quad (x_i^2 < c_i^2) \\ &= 1 - \frac{(x_i^2 - c_i^2)}{W_{right,i}} \quad (x_i^2 \geq c_i^2) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} w_j^2 &= 1,\ x_j^2 = f_1^1, \\ f_j^2 &= 1 - \frac{(c_j^2 - x_j^2)}{W_{left,j}} \quad (x_j^2 < c_j^2) \\ &= 1 - \frac{(x_j^2 - c_j^2)}{W_{right,j}} \quad (x_j^2 \geq c_j^2) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, i와 j는 위치오차와 오차변화율에 대한 입력멤버쉽함수의 퍼지집합을 나타내며, i, j에 대해서 각각 0은 NB, 1은 NS, 2는 ZO, 3은 PS, 4는 PB을 의미한다.

세 번째 층(the 3rd layer)은 퍼지추론 과정을 수행하기 위한 유닛으로 최소(minimum)알고리즘을 사용하였으며, 유닛의 내부함수는 (7)과 같다.

$$w_{ij}^3 = 1,\ x_{ij}^3 = (f_i^2, f_j^2),\ f_{ij}^3 = MIN(f_i^2, f_j^2) \quad (7)$$

네 번째 층(the 4th layer)은 비퍼지화 과정을 표현하며, 무게중심법을 이용하여 출력값을 계산한다. 유닛의 내부함수와 가중치는 다음식과 같다.

$$w_{ij}^4 = 1,\ x_{ij}^4 = f_{ij}^3,\ f_{ij}^4 = x_{ij}^4 \Big/ \left(\sum_{i=0}^{4} \sum_{j=0}^{4} x_{ij}^4 \right) \quad (8)$$

다섯 번째 층(the 5th layer)은 퍼지추론 과정의 퍼지추론규칙을 표현한다. Takagi-Sugeno 모델의 형상규칙을 사용하며, 아래와 같은 if-then의 조건문으로 구성되어 있다.

R_i : if e is A and $\dot{e}$ is B then $y_{ij} = c_{ij} \cdot e$

표 1. 퍼지추론규칙표.

Table 1. Fuzzy reasoning rule table.

$\dot{e}$ \ e	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	$c_{00} \cdot e$	$c_{10} \cdot e$	$c_{20} \cdot e$	$c_{30} \cdot e$	$c_{40} \cdot e$
NS	$c_{01} \cdot e$	$c_{11} \cdot e$	$c_{21} \cdot e$	$c_{31} \cdot e$	$c_{41} \cdot e$
ZO	$c_{02} \cdot e$	$c_{12} \cdot e$	$c_{22} \cdot e$	$c_{32} \cdot e$	$c_{42} \cdot e$
PS	$c_{03} \cdot e$	$c_{13} \cdot e$	$c_{23} \cdot e$	$c_{33} \cdot e$	$c_{43} \cdot e$
PB	$c_{04} \cdot e$	$c_{14} \cdot e$	$c_{24} \cdot e$	$c_{34} \cdot e$	$c_{44} \cdot e$

여기서, A, B는 입력값에 해당하는 조건의 퍼지집합 NB, NS, ZO, PS, PB중에 하나가 되며, i와 j가 각각 5개씩 총 25개의 규칙으로 구성되며, e, $\dot{e}$와 y_{ij}의 관계를 나타내는 퍼지추론규칙표(fuzzy reasoning rule table)를 표 1에 보인다. 이 층의 내부함수는 (9)와 같고, w_{ij}^5는 네 번째 층과 다섯 번째 층 사이의 연결강도를 나타내는 가중치로서 퍼지추론규칙표의 c_{ij}로 표시한다.

$$\begin{aligned} w_{ij}^5 &= c_{ij},\ x_{ij}^5 = f_{ij}^4 \\ f_{ij}^5 &= \left(\sum_{i=0}^{4} \sum_{j=0}^{4} w_{ij}^5 \cdot x_{ij}^5 \cdot e(t) \right) \end{aligned} \quad (9)$$

Ⅳ. 학습알고리즘

1. 파라미터 설정 및 초기화

입력멤버쉽 함수에 대한 파라미터는 각각의 입력변수에 대하여 NB은 중심점과 좌측 꼭지점, PB은 중심과 우측 꼭지점에 대해 각각 2개의 파라미터를 설정하고, NS, ZO, PS에 대하여 좌측 꼭지점, 중심점, 우측 꼭지점을 파라미터로 설정하여 두 입력변수에 대한 입력멤버쉽함수의 파라미터를 총 26개로 설정하였다. 퍼지추론규칙에 대한 파라미터는 표 1에서 네 번째 층과 다섯 번째 층의 연결강도를 나타내는 25개의 가중치 w_{ij}^5로 설정하였다. 총 다섯 개의 층으로 구성된 뉴로-퍼지 제어기의 입력멤버쉽함수에 대해서 설정한 파라미터는 그림 4와 같다.

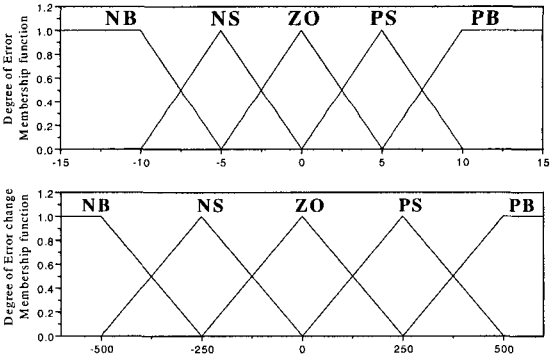


그림 4. 입력멤버쉽함수의 초기화.

Fig. 4. Initialization of the input membership function.

위치오차의 경우 NB, NS, ZO, PS, PB에 대해서 그 중심을 각각 -10, -5, 0, 5, 10으로 설정하였고, 오차 변화율에 대해서는 -500, -250, 0, 250, 500으로 각각 설정하였다. 퍼지추론규칙에 대한 25개의 파라미터 c_{ij}는 10으로 초기화하였다.

2. 파라미터 조정

뉴로-퍼지 제어기의 입력멤버쉽함수, 퍼지추론규칙에 사용되는 가중치의 최적화와 그때에 변화된 파라미터 값에 대한 적합성 여부의 판단 기준이 필요하다. 본 논문에서는 (10)과 같은 최소자승오차의 합을 목적함수(E)로 정의하였다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m} (P_{target,k} - P_{out,k})^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m} \delta_k^2 \quad (10)$$

여기서, m은 학습데이터의 수, P_{target}은 실린더 로드의 입력위치, P_{out}은 실린더 로드의 실제 위치이다. 그리고 δ_k는 입력위치에 대한 실린더 로드의 위치오차가 된다.

네 번째 층과 다섯 번째 층의 연결강도를 나타내는 가중치는 뉴로-퍼지 제어기 구조에서 퍼지추론규칙과 비퍼지화 과정에 사용되는 값이다. 추적제어시에 발생되는 위치오차의 부호와 크기에 따라 가중치가 (11)과 같이 변한다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^5} = \frac{\partial E}{\partial f_{ij}^5}\frac{\partial f_{ij}^5}{\partial w_{ij}^5} = (P_{target,k} - P_{out,k}) \cdot x_{ij}^5 = \delta_k \cdot x_{ij}^5 \tag{11}$$

여기서, δ_k의 값이 음의 부호를 갖게 되면 가중치의 변화량도 음의 부호를 갖게되어 가중치의 크기가 작아지고, 반대로 양의 부호를 갖게되면 커지게 된다. 가중치의 변화량은 25개의 가중치에 대해 변화를 주게되며, 변화된 가중치를 이용하여 퍼지추론규칙표를 재구성하며, 그 관계는 다음과 같다.

$$w_{ij}^5(t+1) = w_{ij}^5(t) + \eta \cdot \left(\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^5}\right) = w_{ij}^5(t) + \eta \cdot \delta_k \cdot x_{ij}^5 \tag{12}$$

여기서, η는 학습률(learning rate)로서 η가 크면 학습속도가 빨라지나 너무 크면 진동이 발생하게 된다. 입력멤버쉽함수의 변화는 각 삼각형 멤버쉽함수의 설정된 파라미터 값에 의해 조절된다. 파라미터 값의 변화량은 위치오차에 대한 입력멤버쉽함수의 직접적인 관계에 의해 얻어지는 것이 아니라 각 층의 연결관계를 통하여 변화된다[4]. 파라미터의 값은 두 입력멤버쉽함수의 퍼지집합에 대해 독립적으로 변화하며, 그 변화되는 정도는 (13), (14), (15)와 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial a} = \sum_{k=1}^{m}\frac{\partial E}{\partial f_{ij}^5}\left\{\sum_{i=0}^{4}\sum_{j=0}^{4}\frac{\partial f_{ij}^5}{\partial x_{ij}^5} \times\left[\sum_{p=0}^{4}\sum_{q=0}^{4}\frac{\partial x_{ij}^5}{\partial x_{pq}^4}\frac{\partial x_{pq}^4}{\partial x_{rs}^3}\frac{\partial x_{rs}^3}{\partial a}\right]\right\} \tag{13}$$

$$\frac{\partial E}{\partial b} = \sum_{k=1}^{m}\frac{\partial E}{\partial f_{ij}^5}\left\{\sum_{i=0}^{4}\sum_{j=0}^{4}\frac{\partial f_{ij}^5}{\partial x_{ij}^5} \times\left[\sum_{p=0}^{4}\sum_{q=0}^{4}\frac{\partial x_{ij}^5}{\partial x_{pq}^4}\frac{\partial x_{pq}^4}{\partial x_{rs}^3}\frac{\partial x_{rs}^3}{\partial b}\right]\right\} \tag{14}$$

$$\frac{\partial E}{\partial c} = \sum_{k=1}^{m}\frac{\partial E}{\partial f_{ij}^5}\left\{\sum_{i=0}^{4}\sum_{j=0}^{4}\frac{\partial f_{ij}^5}{\partial x_{ij}^5} \times\left[\sum_{p=0}^{4}\sum_{q=0}^{4}\frac{\partial x_{ij}^5}{\partial x_{pq}^4}\frac{\partial x_{pq}^4}{\partial x_{rs}^3}\frac{\partial x_{rs}^3}{\partial c}\right]\right\} \tag{15}$$

여기에서 편미분 값들은 목적함수(E)를 최소화하기 위해 제어기 구조의 층과 층 사이의 관계에 따라 변화량과 변화방향 등을 결정하도록 구성된 것이다. 입력멤버쉽함수에 대한 퍼지집합의 파라미터인 두 꼭지점과 중심점은 독립적으로 변화하게 되고, 각 파라미터 값은 (16), (17), (18)의 관계에 의해 변화된다.

$$a(t+1) = a(t) + \eta\left\{\sum_{k=1}^{m}\delta_k \times\left[\sum_{i=0}^{4}\sum_{j=0}^{4} w_{ij}^5 \left(\sum_{p=0}^{4}\sum_{q=0}^{4}\frac{\partial x_{ij}^5}{\partial x_{pq}^4}\frac{\partial x_{pq}^4}{\partial x_{rs}^3}\frac{\partial x_{rs}^3}{\partial a}\right)\right]\right\} \tag{16}$$

$$b(t+1) = b(t) + \eta\left\{\sum_{k=1}^{m}\delta_k \times\left[\sum_{i=0}^{4}\sum_{j=0}^{4} w_{ij}^5 \left(\sum_{p=0}^{4}\sum_{q=0}^{4}\frac{\partial x_{ij}^5}{\partial x_{pq}^4}\frac{\partial x_{pq}^4}{\partial x_{rs}^3}\frac{\partial x_{rs}^3}{\partial b}\right)\right]\right\} \tag{17}$$

$$c(t+1) = c(t) + \eta\left\{\sum_{k=1}^{m}\delta_k \times\left[\sum_{i=0}^{4}\sum_{j=0}^{4} w_{ij}^5 \left(\sum_{p=0}^{4}\sum_{q=0}^{4}\frac{\partial x_{ij}^5}{\partial x_{pq}^4}\frac{\partial x_{pq}^4}{\partial x_{rs}^3}\frac{\partial x_{rs}^3}{\partial c}\right)\right]\right\} \tag{18}$$

3. 학습

3.1 학습알고리즘

학습은 뉴로-퍼지 제어기의 두 번째 층에 사용된 입력멤버쉽 함수의 파라미터 26개와 가중치에 대한 파라미터 25개를 초기화하고, 실험을 통해 얻어진 위치오차와 오차의 변화율로 구성된 실험데이터가 뉴로-퍼지제어기의 학습데이터로 다시 입력된다. 모든 학습데이터에 대해서 파라미터의 변화량을 계산하고, 이를 이용하여 입력멤버쉽 함수와 퍼지추론규칙표를 재구성한다. 100개의 학습데이터를 학습한 후 변화된 입력멤버쉽함수와 퍼지추론규칙표를 뉴로-퍼지 제어기에 사용하여 다시 실험한다. 이때 발생한 위치오차에 대해 목적함수(E)값을 구하여 학습과정의 완성도를 판별한다. 이 과정을 목적함수의 값이 최소가 될 때까지 계속 반복하며, 이 학습과정을 그림 5에서 보여준다.

3.2 학습결과

위치추적제어에 적합한 입력멤버쉽함수와 퍼지추론규칙표를 구성하기 위해 학습률(η)의 변화에 따라 학습을 수행하였다. 표 2는 목적함수 값과 학습반복 횟수 및 학습률 변화에 대한 학습결과를 보여주고 있다.

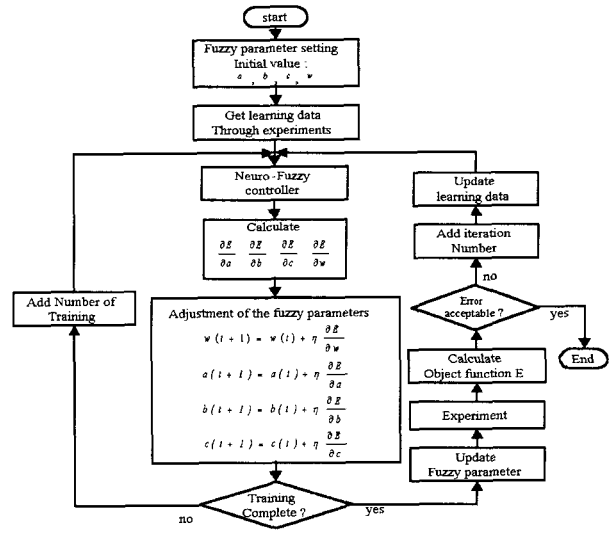


그림 5. 학습알고리즘의 순서도.

Fig. 5. Flowchart of the learning algorithm.

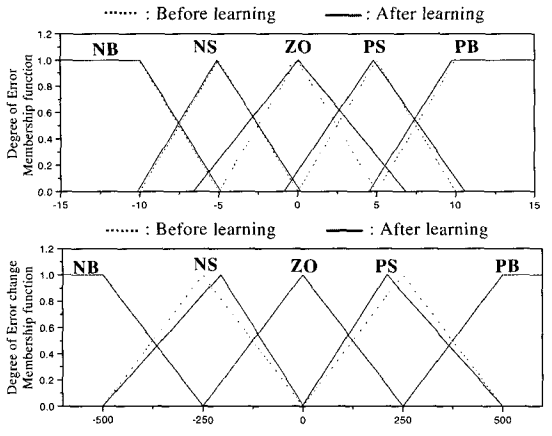


그림 6. 입력멤버쉽함수의 학습결과.

Fig. 6. Learning result of the input membership function.

표 2. 학습률의 변화에 따른 학습결과.

Table 2. Learning result with various learning rate.

Learning rate (η)	Iteration number	Object function (E)
0.001	41	7.056
0.003	33	6.943
0.005	23	6.927
0.007	13	7.127
0.01	7	6.826
0.02	5	6.979
0.03	5	7.157
0.05	3	7.133

목적함수(E)는 계단입력 실험에서 발생되는 위치오차 제곱의 합을 구하므로, 목적함수 값이 작아지면 실험에서 실린더 로드가 입력위치에 빠르게 도달하여 정상상태 오차가 작아지게 되고, 반대로 실린더 로드가 입력위치에 대해 늦게 도달하거나 빠르게 도달하더라도 진동현상 등이 발생하면 값은 커지게 된다. 표 2에서 학습률이 0.01일 때 가장 작은 목적함수값을 얻을 수 있었고, 이 값을 사용하여 실험하였을 때 가장 빠른 응답과 가장 작은 정상상태 오차를 얻을 수 있었다.

목적함수 값이 가장 작은 경우의 학습결과에서 결정된 입력멤버쉽함수의 변화는 그림 6과 같다. 위치오차에 대한 입력멤버쉽함수의 파라미터는 그림 4와 비교해 볼 때, ZO가 양방향으로 넓게 퍼지는 형상을 나타내었고, NS, PS은 ZO의 중심을 기준으로 서로 교차된 형태로 PS의 좌측 꼭지점이 좌측으로 이동된 것을 볼 수 있다. NB과 PB은 각각 우측 꼭지점과 좌측 꼭지점이 ZO의 방향으로 조금 이동하였으며, 모든 퍼지집합에 대한 중심위치의 변화가 매우 작게 나타났다.

오차변화율에 대한 입력멤버쉽함수의 파라미터는 초기화된 멤버쉽함수에서 NB, ZO, PB의 변화는 거의 없었고, NS과 PS의 중심이 ZO의 방향으로 이동된 형태를 볼 수 있다. 퍼지추론규칙에 대한 파라미터의 변화는 표 3과 같다.

표 3. 퍼지추론규칙에 대한 학습결과.

Table 3. Learning result for the fuzzy reasoning rule.

$\dot{e}$ \ e	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	$10.0 \cdot e$	$10.000 \cdot e$	$10.547 \cdot e$	$10.246 \cdot e$	$10.0 \cdot e$
NS	$10.0 \cdot e$	$10.463 \cdot e$	$14.228 \cdot e$	$11.196 \cdot e$	$10.0 \cdot e$
ZO	$10.0 \cdot e$	$11.671 \cdot e$	$84.853 \cdot e$	$11.393 \cdot e$	$10.0 \cdot e$
PS	$10.0 \cdot e$	$12.015 \cdot e$	$20.422 \cdot e$	$10.780 \cdot e$	$10.0 \cdot e$
PB	$10.0 \cdot e$	$10.365 \cdot e$	$10.883 \cdot e$	$10.000 \cdot e$	$10.0 \cdot e$

V. 실험

1. 실험장치

본 연구에서 사용된 실험장치는 그림 7과 같다. 그림 7의 각 구성품은 그림 1번의 것과 같도록 표시하였다. 그림에서 우측의 양로드 실린더를 포함한 부분이 위치제어부이고 왼편의 편로드 실린더를 포함한 부분이 외란 발생부이다. 구성된 유압서보시스템의 파라미터는 표 4와 같다. 본 연구에서는 MOOG의 J076시리즈의 서보밸브를 이용하여 편로드와 양로드 실린더를 제어하였으며, 이 밸브의 정격전류는 $\pm 7.5mA$이다.

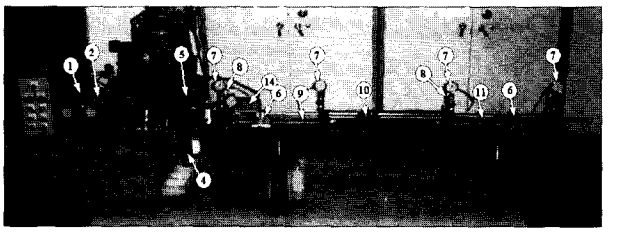


그림 7. 유압서보시스템.

Fig. 7. Hydraulic servo system.

표 4. 시스템 파라미터.

Table 4. System parameters.

Component	Characteristics		Description
Load cell	Rated capacity		2 tf
Indicator	Analog output		0~10 V
Pressure sensor	Pressure range		0~100 bar
Linear potentiometer	Electric stroke		508 mm
Double rod cylinder	Effective area		15.69 [cm^2]
Single rod cylinder	Effective area	extending	19.63 [cm^2]
		retracting	15.69 [cm^2]
Servo valve	MOOG		J076-101

2. 실험결과

뉴로-퍼지 제어기의 성능을 평가하기 위해 PID, PD제어기와 비교하였다. PID 제어기에 대해 비례이득 21.730, 적분이득 0.871, 미분이득 0.163을 실험을 통하여 결정하였고, PD 제어기의 경우 마찬가지 방법으로 비례이득 22.530, 미분이득을 0.412로 결정하였다. 실험은 크게 외란이 작용하지 않는 경우와 외란이 작용하는 경우에 대해서 계단입력, 경사입력, 정현파입력과 임의의 궤적입력에 대해서 제어기의 응답성능을 비교하였다.

2.1 외란이 작용하지 않는 경우

그림 8은 외란의 영향을 고려하지 않고 위치제어부의 실린더 로드 끝단을 제어하기 위한 뉴로-퍼지 제어기의 블록선도이다.

외란의 영향을 고려하지 않은 양로드 실린더의 위치추적제어는 앞에서와 같은 방법으로 학습하여 결정된 파라미터를 갖는 뉴로-퍼지 제어기의 출력을 서보밸브의 지령신호로 입력받아 실린더를 구동한다. 이때, 서보밸브에 정격전류이상의 전류가 흐르지 않도록 포화함수(saturation function)를 고려하여, 에러가 커져 밸브의 입력값이 커졌을 때, 밸브가 손상되지 않도록 하였다. 이때, 실린더의 위치를 변위검출기로 측정하여 출력되는 신호를 되먹임하여 폐루프 시스템을 구성하였다.

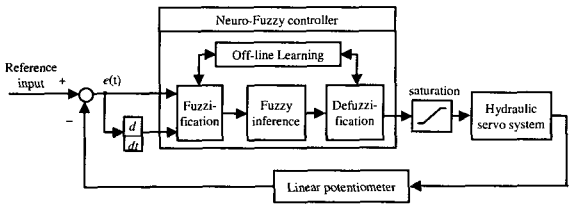
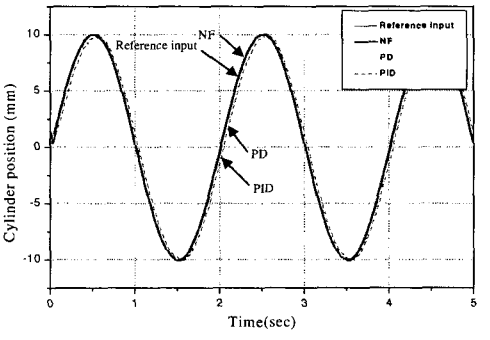


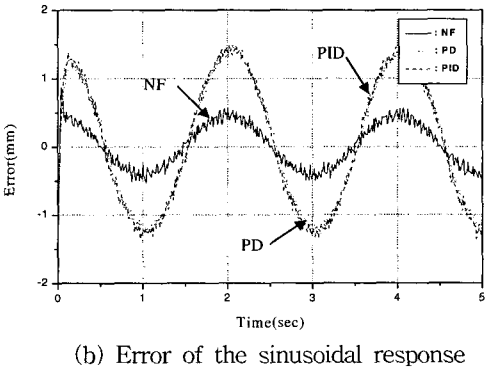
그림 8. 뉴로-퍼지 제어기(외란이 없는 경우).

Fig. 8. Block diagram of the neuro-fuzzy controller (without disturbance).

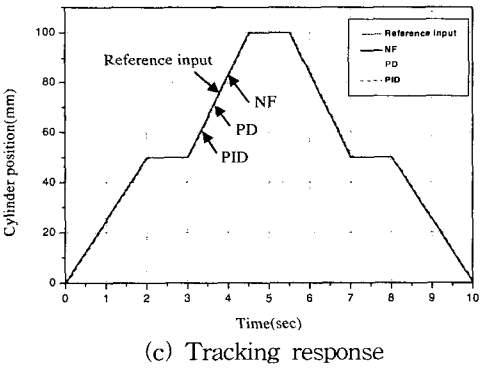
그림 9는 정현파입력과 임의의 궤적에 대한 양로드 실린더의 응답을 뉴로-퍼지제어기와 PID, PD 제어기를 비교하여 보여준다. 그림에서 보듯이 (a)와 (c)는 각 입력에 대한 응답을 보여주며, (b)와 (d)는 각 입력에 대한 에러값을 보여준다. (a)와 (c)의 각 입력에 대한 응답은 PID, PD 제어기와 비교했을 때, 모든 제어기가 기준입력에 잘 추종하고 있는 것 같지만, 실제로 (b), (d)의 에러값을 비교해보면, 제안된 뉴로-퍼지제어기를 사용했을 경우 PID, PD제어기의 경우와 비교할 때 50%이상 에러가 줄어든 것을 볼 수 있다. 특히 (c)와 같은 임의의 궤적에 대하여, 0~2초구간, 3~4.5초구간과 같이 비교적 먼 거리를 이동하는 경우에는 PID, PD제어기에 비하여 월등히 성능이 좋은 것을 확인할 수 있다. 이것은 앞서 말한바와 같이 먼 거리를 이동하는 경우에 발생하는 마찰력이나 제어밸브의 유량변화와 같은 비선형 특성을 PID, PD제어기로는 다 표현하지 못한다는 데에 기인한다. 또한, 정현파입력과 임의의 궤적과 같이 작업이 바뀔 때마다 PID, PD제어기의 새로운 게인을 맞춰줄 필요가 있음을 알 수 있다. 그러나, 뉴로-퍼지제어기의 경우 퍼지제어기에서 비선형 특성들을 언어적 변수로 표현하여 고려하였기 때문에 이러한 특성들을 개선할 수 있다. 계단입력에 대해서는 PID, PD, 뉴로-퍼지제어기의 성능이 비슷하였다.



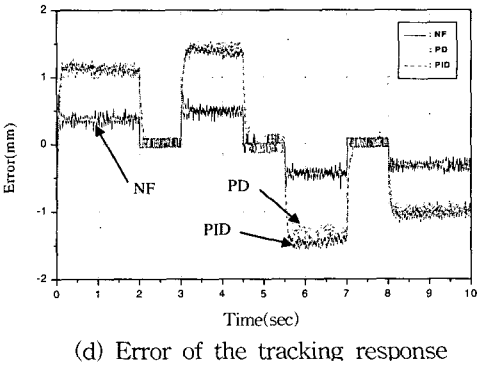
(a) Sinusoidal response



(b) Error of the sinusoidal response



(c) Tracking response



(d) Error of the tracking response

그림 9. 실험결과(외란이 없는 경우).

Fig. 9. Experimental result(without disturbance).

2.2 외란이 작용하는 경우

그림 10은 외란이 추가된 경우의 제어기 블록선도이다. 부하의 변화와 같은 작업환경의 변화를 묘사하기 위해 편로드 실린더를 이용하여 외란을 가하였다. 양로드 실린더의 경우와 마찬가지로 서보밸브에 의해 구동되며, 편로드 실린더에서 발생한 외란은 로드셀을 이용하여 그 크기를 측정하고, 이를 되먹임하여 PI 제어기를 구성함으로써 임의의 외란을 발생할 수 있다. 이때 발생한 외란은 양로드 실린더의 위치추적제어시 실린더의 운동을 방해하는 작용하며, 주위환경의 변화로 생각할 수 있다.

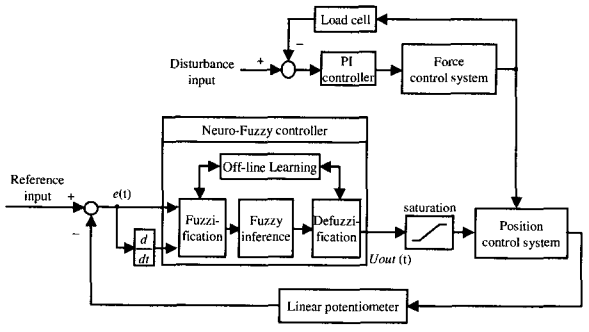
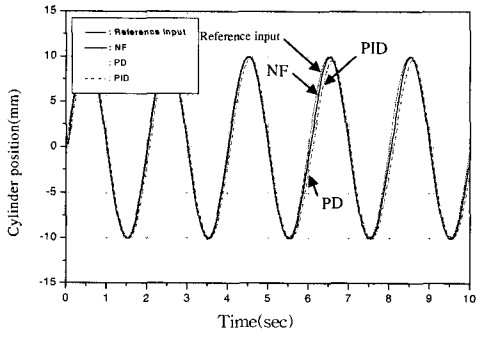


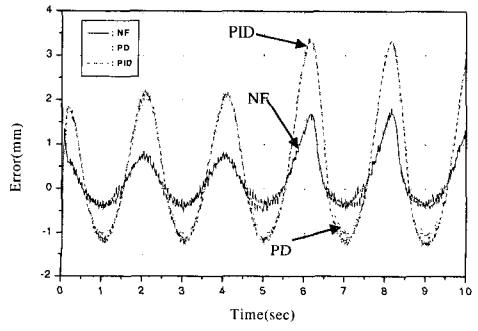
그림 10. 뉴로-퍼지제어기(외란이 있는 경우).

Fig. 10. Block diagram of the neuro-fuzzy controller (with disturbance).

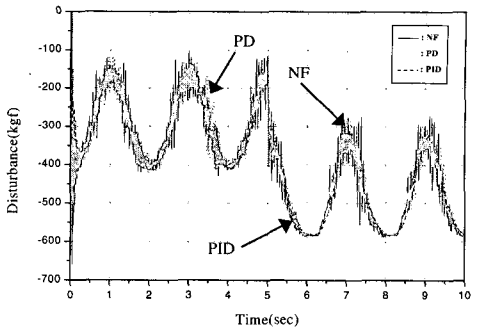
그림 11의 (a)는 유압서보시스템에 (c)와 같은 형태의 외란이 작용하는 경우 정현파입력에 대한 각 제어기의 응답성능을 보여준다. PID 제어기나 PD 제어기의 경우 처음에는 어느 정도 잘 따라가지만, 약 5초 이후에 외란이 커짐에 따라 시간이 지날수록 그림 (a)와 (b)에서 보듯이 에러



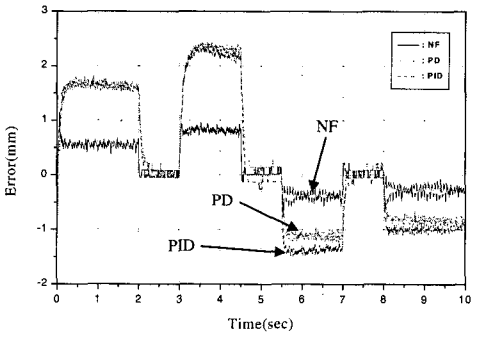
(a) Sinusoidal response



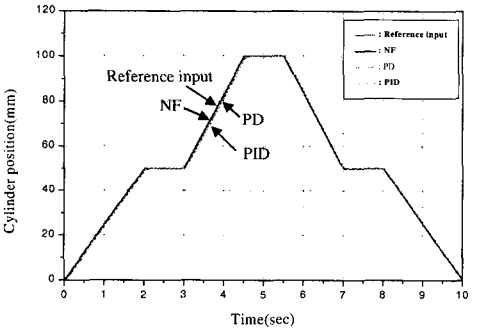
(b) Error of the sinusoidal response



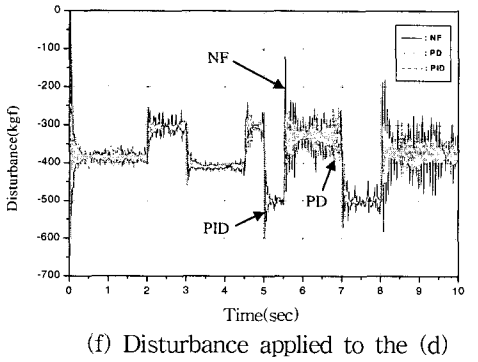
(c) Disturbance applied to the (a)



(e) Error of the tracking response



(d) Tracking response



(f) Disturbance applied to the (d)

그림 11. 실험결과(외란이 있는 경우).

Fig. 11. Experimental result(with disturbance).

값이 급격히 커지는 것을 볼 수 있지만 뉴로-퍼지제어기의 경우 외란이 커짐에 따라 에러가 약간 증가하나 그 정도가 약하고, 오차도 그렇게 크지 않다. 이와 같이 에러가 커지는 것은 작업환경의 변화에 따른 영향을 PID, PD제어기가 충분히 뒷받침하지 못하기 때문에 생기는 것이며, 뉴로-퍼

지제어기의 성능이 더 좋은 것을 알 수 있다. 그림 (d)는 마찬가지로 (f)와 같은 형태의 외란이 유압서보시스템에 작용하는 경우 궤적입력에 대한 각 제어기의 응답을 보여준다. 정현파입력과 마찬가지로 제안된 제어기의 성능이 월등히 좋은 것을 알 수 있다.

외란이 작용하지 않는 경우와 비교했을 때, PID, PD제어기는 대체적으로 오차값이 커지며, 특히 외란의 변화가 생기면 그 순간오차가 더 커짐을 알 수 있지만, 뉴로-퍼지제어기는 외란이 작용함에도 불구하고 평균 에러가 1 *mm* 내외로 외란이 작용하지 않는 경우와 비슷한 성능을 보였다. 즉, 뉴로-퍼지제어기가 외란의 영향에 훨씬 강건함을 실험을 통하여 알 수 있다.

Ⅵ. 결론

본 논문에서는 비선형적이고 수학적 모델을 얻기 어려운 유압서보시스템을 쉽고 정밀하게 제어하기 위해 퍼지제어기와 뉴럴 네트워크를 합성한 뉴로-퍼지제어기를 구성하였다. 제어기는 입력멤버쉽함수의 형태를 결정짓는 중심점, 좌·우 꼭지점과 퍼지추론규칙의 구성시 필요한 가중치를 파라미터로 선정하고, 개인적 경험에 의존하여 시행착오법으로 파라미터를 결정했던 것과 달리 뉴럴 네트워크의 학습능력을 이용하여 결정하였으며, 이러한 학습을 통하여 보다 신뢰성 있고, 체계적인 제어기를 구성할 수 있었다.

구성한 제어기의 유용성을 확인하기 위하여 외란이 작용하지 않는 경우와 작용하는 경우에 대한 다양한 입력을 사용한 실험을 수행하였으며, 대표적인 선형제어기인 PID, PD 제어기와 비교하였다. 실험을 통하여 비교한 결과, 구성된 제어기는 계단입력과 정현파입력, 임의의 궤적입력 등 다양한 입력에 대하여 우수한 응답 성능을 보임을 알 수 있었다. 그리고 시스템에 외란이 작용하지 않는 경우, PID, PD제어기에 비하여 오차값이 훨씬 작았으며, 외란이 작용하는 경우, PID, PD제어기와 같은 선형제어기는 외란의 영향으로 인하여 오차가 커지는 경향을 보이지만, 구성된 뉴로-퍼지 제어기의 경우 외란의 영향을 거의 받지 않는 것을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 즉, 구성한 제어기는 외란과 같은 불확실한 환경에 보다 잘 적응하였으며, 이는 구성된 제어기가 불확실성이 존재하고 수학적으로 표현하기 힘든 다른 비선형 시스템에 대해서도 유용하게 적용될 수 있음을 보여준다.

참고문헌

[1] Herbert E. Merrit, "*Hydraulic control system*", John Wiley & Sons, New York, 1967.

[2] J. S Yun and H. S. Cho, "Adaptive model following control of electrohydraulic velocity control systems subjected to unknown disturbance", *Institution of electrical engineers*, vol. 135, pp. 149-156, 1988.

[3] 김천호, 조형석, "유압서보 시스템을 위한 뉴로-퍼지 제어기 설계", 대한기계학회논문집, vol. 17, no. 1, pp. 101-111, 1993.

[4] Ming-Chang Shih and Ming-Chin Wu, "Position control of servo hydraulic cylinder using a neuro-fuzzy controller with on-line searched parameters", *JSME International Journal*, series C, vol. 39, no. 3, pp. 534-540, 1996.

[5] Chin-Teng Lin and C. S. George Lee, "Neural-network-based fuzzy logic control and decision system", *IEEE transaction on computers*, vol. 40, no. 12, pp. 1320-1336, 1991.

[6] 김용열, 강이석, "유전-퍼지를 이용한 정수장 응집제 주입률 결정에 관한 연구", *Journal of control, automation and systems engineering*, vol. 5, no. 7, pp. 876-882, 1999.

[7] Jyh-Shing R. Jang, "Self-learning fuzzy controllers based on temporal back propagation", *IEEE transactions on neural networks*, vol. 3, no. 5, pp. 714-723, 1992.

[8] Pey-Chung Chen and Ming-Chang Shih, "An experimental study on the position control of a hydraulic cylinder using a fuzzy logic controller", *JSME International journal*, series Ⅲ, vol. 34, no. 4, pp. 481-489, 1991.

[9] Kevin M, Passino and Stephen Yurkovich, "Fuzzy control", Addison-Wesley, 1998.

[10] Pau-Lo Hsu and Wei-Ru Fann, "Fuzzy adaptive control of machining processes with a self-learning algorithm", *Transactions of the ASME*, vol. 118, pp. 522-530, 1996.

[11] Hamid R. Berenji and Pratap Khedkar, "Learning and tuning fuzzy logic controllers through reinforcements", *IEEE transactions on neural networks*, vol. 3, no. 5, 1992.

[12] Chuen-Chien Lee, "Fuzzy logic in control systems : Fuzzy logic controller - part I", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 20, no. 2, 1990.

[13] Chuen-Chien Lee, "Fuzzy logic in control systems : Fuzzy logic controller - part II", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 20, no. 2, 1990.

[14] M. Mizumoto, "Fuzzy controls under product-sum-gravity methods and new fuzzy control methods", *Kandel, Langholz Fuzzy Control Syatems CRC*, Inc, 1994.

[15] Gao Jianchen and Wu Pingdong, "A fuzzy neural network controller in the electro-hydraulic position control system", *IEEE International Conference on intelligent Processing Systems*, October 28-31. Beijing. China, 1997.

[16] Han-Xiong Li and H. B. Gatland, "Conventional fuzzy control and its enhancement", *IEEE*

transaction on systems, man. and cybernetics-Part B:cybernetics, vol. 26, no. 5, pp. 791-797, 1996.

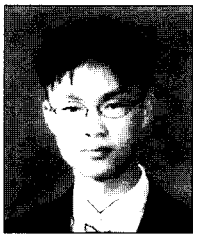
[17] Y. F. Li and C. C. Lau, "Development of fuzzy algorithms for servo systems", *IEEE Control Systems Magazine*, 1989.

박 근 석

1997년 충남대학교 기계설계공학과 졸업. 1999년 동대학원 석사. 1999년~현재 동 대학원 박사과정. 주관심분야는 유압제어, 인공지능.

강 이 석

1974년 서울대 기계공학과 졸업. 1983년 아주대학교 기계공학과 석사. 1994년 한국과학기술원 기계공학과 박사. 1991~1992년 MIT대학 방분연구원, 1981년~현재 충남대학교 기계설계공학과 교수. 주관심분야는 제어이론의 응용, 로보틱스, 인공지능, 유압공학, 공장자동화.



임 준 영

1998년 대전산업대학교 기계설계과 졸업. 2000년 충남대학교 기계설계공학과 석사. 주관심분야는 유압시스템, 인공지능.