

〈論 文〉

유압서보 시스템을 위한 뉴로-퍼지 제어기 설계

김천호* · 조형식**

(1992년 6월 30일 접수)

Design of a Neuro-Euzzy Controller for Hydraulic Servo Systems

C.H.Kim and H.S.Cho

Key Words : Hydraulic Servo(유압서보), Neural Network(신경회로망), Fuzzy Control(퍼지 제어), Neuro-Fuzzy(뉴로-퍼지)

Abstract

Many processes such as machining, injection-moulding and metal-forming are usually operated by hydraulic servo-systems. The dynamic characteristics of these systems are complex and highly non-linear and are often subjected to the uncertain external disturbances associated with the processes. Consequently, the conventional approach to the controller design for these systems may not guarantee accurate tracking control performance. An effective neuro-fuzzy controller is proposed to realize an accurate hydraulic servo-system regardless of the uncertainties and the external disturbances. For this purpose, first, we develop a simplified fuzzy logic controller which have multidimensional and unsymmetric membership functions. Secondly, we develop a neural network which consists of the parameters of the fuzzy logic controller. It is show that the neural network has both learning capability and linguistic representation capability. The proposed controller was implemented on a hydraulic servo-system. Feedback error learning architecture is adopted which uses the feedback error directly without passing through the dynamics or inverse transfer function of the hydraulic servo-system to train the neuro-fuzzy controller. A series of simulations was performed for the position-tracking control of the system subjected to external disturbances. The results of simulations show that regardless of inherent non-linearities and disturbances, an accuracy tracking-control performance is obtained using the proposed neuro-fuzzy controller.

1. 서 론

본 연구의 목적은 학습능력을 갖는 유압서보 시스템을 실현하는 것이다. 유압서보 시스템은 보통 서보밸브(servo valve), 액추에이터(actuator), 부하(load)로 이루어지며 높은 파워 때문에 많은 응용 부분에서 사용되어 왔다. 그러나 유압서보 시스

템은 유량-압력사이의 관계와 오일 누수로 인한 불확실성과 높은 비선형성을 가지고 있기 때문에 관심있는 작동점(operating point) 부근에서 선형화된 모델을 기초로 한 기존의 제어기로는 작동점이 변할 경우 좋은 성능을 얻을 수 없을 뿐만 아니라 유압 시스템의 비선형성을 고려하지 않았기 때문에 안정성을 보장할 수 없다. 이러한 이유 때문에 PID와 같은 기존의 제어기기술을 사용하여 유압서보 시스템을 위한 제어기를 구성하는 것은 매우 어렵고 좋은 성능을 보장할 수 없다. 또한 이와 같은

*정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

**정회원, 한국과학기술원 자동차 및 설계공학과

제어기를 잘 튜닝(tuning)하여 한 작업에 대해서 만족스런 성능을 얻었는지라도 작업이 바뀌면 매년 제어기를 다시 구성하여야 하는 어려움이 따른다.

유압서보 제어에서 일어나는 이러한 문제들을 해결하기 위해 몇 가지 적응제어 방법들이 발표되었다.⁽¹¹⁻⁵⁾ 이 적응제어 방법들은 점근적 수렴을 보장 하지만 제어하고자 하는 유압서보 시스템이 잘 정의되어 있지 않거나 환경이 갑자기 변하면 초기와 중간 구간에서 좋은 성능을 얻을 수 없을 뿐만 아니라 알고리즘이 복잡하기 때문에 실시간 수행에 어려움을 갖는다. 또한 이 제어기는 반복 작업을 통해 성능을 향상시킬 수 있는 능력이 없기 때문에 같은 작업이 반복될지라도 성능이 향상되지 않는다. 이러한 기존의 적응 제어 방법들의 내재적인 결점을 극복하기 위해 비선형시스템의 선형화된 시스템 모델을 바탕으로 한 반복 학습 제어 개념이 도입되었다. 이 방법은 전에 시도(trial)할 때 얻은 플랫폼 역학에 대한 정보와 매 순간에서의 추종 오차가 다음의 시도에서 반영되므로 전구간에 걸친 오차의 수렴을 보장한다.⁽⁶⁻¹²⁾ 이에 반해 적응 제어 방법들은 같은 작업이 반복될 때 추종 성능을 향상시킬 수 있는 능력이 없기 때문에 절삭가공(machining), 사출성형(injection moulding), 금속 성형(metal forming)과 같은 생산 공정에 대해서 주어진 작업이 반복적이라면 반복 학습 제어 방법이 선호된다. 그러나 반복 학습 제어 방법은 불완전한 파라미터 추정(estimation)으로 인한 학습시의 갑작스런 오차 증가와 외란에 의한 바이어스된 파라미터 추정(biased parameter estimation)의 문제를 남겼다. Park^(13,14) 등은 이 문제를 해결하기 위해서 입력 수정 계수와 파라미터 직접 추정 행렬을 도입하여, 입력 수정 계수를 조절함으로써 오차가 단조 수렴할 수 있고 파라미터 직접 추정 행렬을 통해 미지의 외란을 추정함으로써 외란의 영향을 극복할 수 있는 반복 학습 제어 방법을 제안했다. 그러나 상대적으로 많은 메모리와 계산 시간을 요구하는 결점을 가지고 있고 실시간 제어에 어려움이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해서 지능 제어 기법을 도입한 뉴로-퍼지 제어기를 제안한다. 뉴로-퍼지 제어기는 인간의 생물학적인 두뇌 작용을 모방한 뉴럴 네트워크와 인간의 언어적 추론 방법을 모방한 퍼지 제어기를 합성하여 뉴럴 네트워크의 장점인 학습 기능과 퍼지 제어기의 장점

인 언어적 제어 규칙을 모두 갖춘 새로운 제어기를 설계하려는 의도에서 출발한 것으로 많은 연구가 진행되고 있다.⁽¹⁵⁻¹⁸⁾ 퍼지 제어기는 제어하고자 하는 시스템에 대한 수학적 모델이 필요없고 숙련자의 언어적 제어 규칙만으로 기존의 제어기가 제어하기 힘든 많은 시스템을 쉽게 제어한다. 그러나 숙련자일지라도 경험을 통해 습득한 자신의 제어 기술을 정확하게 언어적 제어 규칙으로 묘사하는 것이 힘들기 때문에 정밀한 퍼지 제어기를 설계하기 위해서는 멤버쉽함수, 양자화 계수(quantization factor)등을 튜닝해야 하는 많은 노력이 따르는데 그것은 숙련자가 익힌 제어 기술은 오랜 시간에 걸쳐 학습을 통해 다듬어진 것이기 때문이다. 따라서 숙련자의 제어 기술을 완전하게 모방하여 정밀하게 제어할 수 있는 퍼지 제어기를 구현하기 위해서는 퍼지 제어기에 학습 기능을 부여하여 스스로 최적의 멤버쉽 함수의 모양을 찾아가도록 하여야 하는데 그 방법으로써 학습 기능과 병렬 처리가 가능한 뉴럴 네트워크와의 접목은 좋은 접근 방법이라 할 수 있다. 이 목적을 달성하기 위해서 본 논문에서는 다음과 같은 과정을 따라 뉴로-퍼지 제어기를 전개한다. 첫째, 다차원이고 비대칭인 가우시안(gaussian) 함수를 멤버쉽 함수로 갖고 전건부(premise)만 언어적 표현을 갖는 간단화된 퍼지 제어기를 전개한다. 둘째, 그 퍼지 제어기와 관련한 파라미터, 즉 가우시안 멤버쉽 함수를 정의하는 중심 벡터(mean vector)와 모양 행렬(shape matrix) 그리고 후건부(consequence)에 해당하는 상수들이 시냅스(synapse)상의 하중치(weights)가 되는 네트워크를 전개하고 학습 알고리즘으로 BEP(back error propagation)을 유도한다. 이렇게 전개된 뉴로-퍼지 제어기는 기본적으로 퍼지 제어기이며 동시에 병렬 처리와 학습 기능을 갖는 네트워크라 할 수 있다.

이 뉴로-퍼지 제어기를 사용하여 불확실성과 높은 비선형성을 가지며 외란의 영향을 받는 유압 서보 시스템을 정밀하게 제어하는 것이 본 논문의 목적이며 이럴 경우 다음과 같은 장점을 갖는다. 첫째, 불확실성을 갖는 유압 서보 시스템의 역학에 대한 추가적인 파라미터 추정이 필요없고 유압 서보 시스템의 출력단에서의 오차와 오차 변화율만으로 제어 및 학습할 수 있다. 둘째, 병렬 처리가 가능하므로 빠른 처리 속도와 실시간 제어가 가능하다. 셋째, 입력 공간을 퍼지 분할 함으로써 빠른

학습 속도를 얻을 수 있다.

뉴럴 네트워크를 사용하여 제어 및 학습하는 구조는 여러가지 발표되었는데⁽¹⁸⁻²⁰⁾ 본 논문에서는 제안된 뉴로-퍼지 제어기를 사용하여 유압 서보 시스템을 제어하고 학습하기 위한 구조로써 유압 서보 시스템의 모델링을 위한 추가적인 노력이 필요 없는 feedback error learning⁽²¹⁾ 구조를 채택하였다. 학습 과정에서 필요한 유압 서보 시스템의 입-출력 사이의 감도(sensitivity)의 효과는 학습 계수에 포함된다. 이러한 형태의 제어기가 유압 서보 시스템 제어에 유용하게 적용될 수 있다는 것을 보이기 위해서 불확실성과, 높은 비선형성 뿐만 아니라 외란의 영향을 받는 유압 서보 시스템을 대상으로 시뮬레이션을 수행했다. 시뮬레이션 결과에 의하면 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 수학적인 모델을 기초로한 기존의 제어 알고리즘에 비해 쉽게 구성할 수 있고 높은 정밀도, 빠른 학습 속도를 얻을 수 있는 장점을 가지고 있음을 알 수 있다.

2. 유압 서보 시스템의 동특성

본 연구에서 대상으로 하고 있는 유압 서보 시스템의 전체적인 구조를 Fig. 1에 보였다. 이 시스템은 크게 두 부분으로 나눌 수 있는데 왼쪽 그림은 메인 서보 시스템이고 오른쪽 그림은 외란 발생기이다.

메인 서보 시스템은 유압 공급 장치(hydraulic power supply), 전기 유압식 서보 밸브(electro-hydraulic servo valve), double-ended cylinder와 부하(load)로 구성되어 있다. 유압 공급 장치는

constant pressure type이다. 메인 실린더의 피스톤의 위치는 다음과 같이 제어한다. 위치 입력 v 에 해당하는 전압이 서보 제어기에 전달되면 이 전압과 포텐서미터(potentiometer)의 출력 전압과의 차에 의해 입력 전류, i_s 가 발생하고 이때 발생한 전류는 서보 밸브의 토크 모터를 구동시킨다. 스푼(spool)의 위치와 피스톤의 부하 상태에 따라 실린더의 각 chamber에 공급되는 유량 Q_1, Q_2 의 방향과 양이 결정된다. 피스톤의 운동은 이 유량에 의해 제어된다. 동시에 피스톤은 외란 발생기로 만들어지는 외란 힘, f_d 에 의해 영향을 받는다.

일반적으로 서보 밸브의 운동 특성은 피스톤보다 매우 빠르므로 무시할 수 있으며

$$x_v = k_a i_s \quad (1)$$

여기서 k_a 는 토크 모터 이득이다. 부하 압력 P_l 을 $P_1 - P_2$ 로 부하 유량 Q_l 을 $(Q_1 + Q_2)/2$ 로 정의하면 matched and symmetric orifice를 갖는 ideal critically centered servo-valve에 대해서 부하 압력 P_l 과 부하 유량 Q_l 사이의 관계는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$Q_l = k x_v \sqrt{P_s - \text{sign}(x_v) P_l} \quad (2)$$

여기서 $k (= C_d \omega / \sqrt{\beta})$ 는 서보 밸브의 크기 인자(sizing factor)이고 P_s 는 공급 압력이고 $\text{sign}(\cdot)$ 는 다음과 같이 정의되는 함수이다.

$$\text{sign}(\cdot) = \begin{cases} x_v/|x_v| & \text{if } x_v \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

각 chamber에 흐르는 유체에 대해 연속 방정식을 적용하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$Q_l = A_p \ddot{y} + C_l P_l + \frac{V_l}{4\beta} \dot{P}_l \quad (3)$$

여기서 A_p 는 피스톤 램 면적, C_l 는 총 누수 계수(total leakage coefficient), V_l 는 밸브와 실린더의 총 부피, β 는 오일의 bulk modulus, y 는 피스톤의 위치이다. 피스톤의 운동방정식은 다음과 같다.

$$M_p \ddot{y} + B_p \dot{y} = A_p P_l - f_d \quad (4)$$

여기서 M_p 는 피스톤의 질량, B_p 는 점성감쇄 계수(viscous damping coefficient), f_d 는 마찰력을 포함한 미지의 외부 외란력이다. 또한 서보 제어기는 자체적으로 다음과 같은 특성을 갖는다.

$$i_s = k_p k_t (v - y) \quad (5)$$

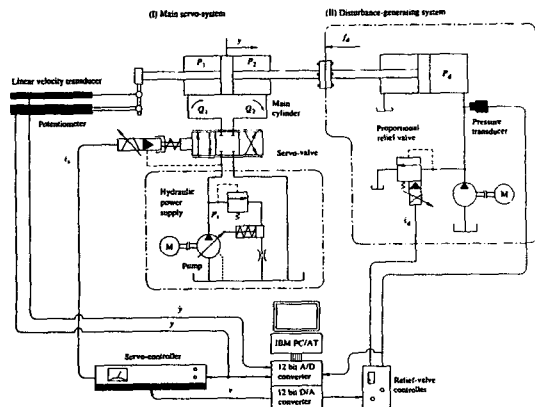


Fig. 1 Schematic diagram of overall system

여기서 k_r 는 비례계수, v 는 위치 입력, k_f 는 포텐서미터의 감도이다.

3. 뉴로-퍼지 제어기 모델

유압 서보 시스템 제어를 위한 제어기로써 언어적인 제어 규칙을 가지며 학습 기능을 갖는 뉴로-퍼지 제어기를 전개한다. 그러기 위해서 3.1에서는 일반적인 퍼지 제어기의 원리를 간단하게 살펴보고 3.2에서는 일차원의 멤버십 함수를 갖고 후건부가 상수인 간단화된 퍼지 제어기를 고려하고 3.3에서는 본 뉴로-퍼지 제어기를 전개하기 위해 다차원이고 비대칭인 가우시안 함수를 멤버십 함수로 갖고 후건부가 상수로 표현되는 간단화된 퍼지 제어기를 전개한다. 3.4에서는 3.3에서 전개한 퍼지 제어기와 관련한 파라미터, 즉 가우시안 멤버십 함수를 정의하는 중심 벡터와 모양 행렬 그리고 후건부에 해당하는 상수들을 시넵스상의 하중치로 갖는 네트워크를 전개한다.

3.1 퍼지 제어기

인간의 언어적 사고 행동을 모방한 퍼지 제어기는 복잡하고 비선형성이 강한 시스템을 제어하는데 있어서 기존의 제어기에 비해 좋은 성능을 보이고 있으며 많은 응용 분야에서 적용되고 있다. 먼저 퍼지 제어기가 어떻게 비선형적인 입-출력 관계를 나타내는지 Fig. 2에서 설명한다. (a) 입력과 출력 공간(space)을 멤버십 함수로 퍼지 분할(fuzzy partition)하고 분할된 각 부분 공간을 '크다', '작다' 등의 언어로 표현. (b) 숙련자가 경험을 통해 습득한 제어 기술을 바탕으로 퍼지 분할된 입력의

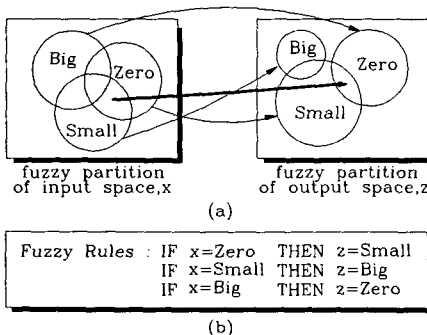


Fig. 2 Fuzzy Mapping x to z

부분 공간과 출력의 부분 공간을 언어적 제어 규칙을 통해 맵핑(mapping)한다. 입력 또는 출력 공간 상의 어떤 점은 어느 한 부분 공간만의 소속이 아니라 여러 부분 공간에 공동으로 소속되며 각 부분 공간에 소속된 정도는 그 부분 공간을 대표하는 멤버십 함수에 의해서 결정된다. 따라서 언어적 제어 규칙을 통해서 입력의 부분 공간과 출력의 부분 공간 사이의 관계만을 정했지만 입력 공간 상의 모든 점은 자기가 속한 부분 공간들의 맵핑 관계를 소속도 만큼 따르게 되고 따라서 전체적으로 비선형 입-출력 관계를 갖게 된다. 입-출력 관계는 언어적 제어 규칙 뿐만 아니라 각 공간을 퍼지 분할하는 멤버십 함수에 의해서 결정된다. 결국 퍼지 제어기는 숙련자의 제어 기술을 그대로 모방하는 것이 목적이기 때문에 그 목적을 달성하기 위해선 언어적 제어 규칙뿐만 아니라 각 언어가 포함하고 있는 멤버십 함수를 모방하여야 한다. 그러나 언어적 제어 규칙은 언어로써 표현하기가 쉬운 반면 멤버십 함수는 표현하기가 어렵기 때문에 숙련자의 제어 기술에 상당한 성능을 내는 정밀한 퍼지 제어기를 구성하기 위해선 멤버십 함수를 튜닝해야 하는 많은 노력이 필요하다.

이러한 문제를 해결하고 또한 정밀성을 갖는 제어기로써 퍼지 제어기를 구현하기 위해서 멤버십 함수를 스스로 튜닝할 수 있는 알고리즘이 요구되는데 본 논문에서는 뉴럴 네트워크를 접목시킴으로써 학습 기능과 병렬 처리 기능을 퍼지 제어기에 부여한 뉴로-퍼지 제어기를 전개하고자 한다. 퍼지 제어기를 네트워크화 하기 위해서 제어 규칙의 후건부가 상수로 표현되는 간단화된 퍼지 제어기를 고려하고 이 모델을 다차원 멤버십 함수를 갖는 퍼지 제어기로 확장한다.

3.2 일차원의 멤버십 함수를 갖는 간단화된 퍼지 제어기

먼저 이해를 쉽게 하기 위해서 2개의 입력과 1개의 출력을 갖고, m 개의 제어 규칙으로 구성된 간단화된 퍼지 추론을 생각해보자.

i 번째 제어 규칙을 표현하면 다음과 같다.

$$R^i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ THEN } z \text{ is } c_i. \quad (6)$$

$$(i=1,2,\dots, m)$$

x_i, x_2 는 입력변수, z 는 출력 변수이고, A_{i1}, A_{i2}

는 각 입력 변수 x_1, x_2 에 대한 퍼지 집합이며 멤버십 함수로 표현된다. 후건부에 해당하는 c_i 는 제어규칙 R^i 가 주장하는 값이며 상수이다.

이 때 이 퍼지 제어기의 출력, z^o 는 다음과 같다.

$$z^o = \sum_{i=1}^m \lambda_i c_i \quad (7)$$

$$\lambda_i = A_{i1}(x_1) A_{i2}(x_2) \quad (i=1, 2, \dots, m)$$

λ_i 는 현재 입력에 대해서 i 번째 규칙의 전건부의 진리값(truth value)을 나타내며 각 입력 변수에 대한 각 멤버십 함수의 값, 즉 소속도의 곱으로 표현된다.

이렇게 함으로써 각 입력 공간은 멤버십 함수, A_{ik} 에 의해서 일차원적으로 퍼지 분할되고 분할된 부분공간에 상수인 출력값을 맵핑시킴으로써 전체적으로 입-출력 사이의 비선형 관계를 나타낸다. Fig. 3은 벨(bell) 모양의 멤버십 함수를 갖는 경우의 이러한 퍼지 제어기의 퍼지 분할을 보여준다. x 축과 y 축이 각각 x_1, x_2 의 입력 변수 공간을 나타내고 PB(positive big), ZR(zero), NB(negative big) 등의 멤버십 함수에 의해 분할된다. 입력 변수 별로 퍼지 분할된 부분 공간은 제어 규칙에 의해 이차원 공간상에 퍼지 부분 공간을 형성한다. 빗금 친 부분은 $x_1=ZR, x_2=NB$ 에 의해 형성된 퍼지 부분 공간이다.

Horikawa⁽¹⁷⁾는 멤버십 함수, A_{ik} 를 시그모이드 함수 두개를 대칭으로 붙인 함수로 정의하고 (6),

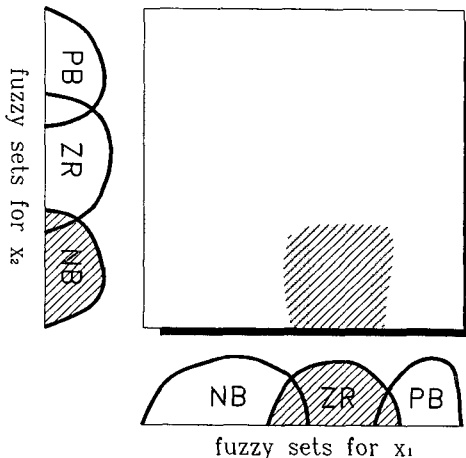


Fig. 3 One dimensional fuzzy partition

(7)의 퍼지 제어기를 네트워크화 했다. 이 네트워크는 시그모이드 함수를 활성화 함수(activation function)로 갖는 노드, 곱의 연산을 하는 노드, 합의 연산을 하는 노드와 이 노드들을 연결하는 시냅스로 구성되어 있다.

3.3 다차원의 멤버십 함수를 갖는 간단화된 퍼지 제어기

마찬가지로 이해를 쉽게 하기 위해서 2개의 입력과 1개의 출력을 갖고 m 개의 제어규칙을 갖는 경우를 고려한다. 다차원 입력, 다차원 출력에 대해서도 적용 가능하다.

멤버십 함수에 의해 결정되는 입력 공간의 퍼지 분할은 곧 그 제어기의 입-출력 관계를 결정하므로 매우 중요하다. (6)식으로 정의되는 퍼지 제어기는 x_1 와 x_2 의 각 일차원 입력 공간을 A_{i1} 과 A_{i2} 에 의해 각기 일차원으로 퍼지 분할하고 분할된 공간을 'and'에 의해서 연결함으로써 $X=[x_1, x_2]^T$ 의 다차원 입력 공간을 곧바로 분할하는 멤버십 함수를 도입함으로써 곡선적인 퍼지 분할이 가능하다.

i 번째 제어 규칙 R^i 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} R^i : & \text{IF } X \text{ is } A_i \\ & \text{THEN } z \text{ is } c_i, \end{aligned} \quad (8)$$

$$(i=1, 2, \dots, m)$$

X 는 입력 벡터로 $X=[x_1, x_2]^T$, z 는 출력 변수, A_i 는 입력 벡터에 대한 2차원 퍼지 집합이며 멤버십 함수이다. c_i 는 (6)식에서와 같이 상수이다.

이때 출력, z^o 는 다음과 같이 추론된다.

$$z^o = \sum_{i=1}^m \lambda_i c_i \quad (9)$$

$$\lambda_i = A_i(X) \quad (i=1, 2, \dots, m)$$

λ_i 는 현재 입력에 대해서 i 번째 규칙의 전건부의 진리값이며 2차원 멤버십 함수의 출력이다.

(9)식에서 2차원 멤버십 함수 $A_i(X)$ 는 다음과 같이 비대칭 가우시안 함수로 정의한다.

$$\begin{aligned} A_i(X) &= \exp(-K_i^T K_i) \\ K_i &= \Phi_i^+ \Theta(X - \mu_i) + \Phi_i^- \Theta(-[X - \mu_i]) \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 원소별 연산 함수(element-by-element operation) $\Theta(Y)$ 는 다음과 같이 정의된다. 벡터 Y 는 원소(element)를 y 라 할 때,

$$\Theta(y) = \begin{cases} y & \text{if } y \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

여기서 μ_i 는 가우시안 멤버십 함수의 중심 벡터, Φ_i^P 와 Φ_i^N 는 각각 μ_i 을 중심으로 한 비대칭 가우시안 멤버십 함수의 양의 방향과 음의 방향의 모양을 결정하는 대각선 행렬(diagonal matrix)이다.

Fig. 4는 $m=4$ 일때 (10)식으로 정의되는 멤버십 함수의 분포와 모양의 한 예를 보여준다. $X=[x_1 \ x_2]^T$ 의 2차원 입력 공간을 자유롭게 퍼지 분할할 수 있다.

3.4 뉴로-퍼지 제어기 모델

(9), (10)식으로 정의되는 퍼지 제어를 네트워크화한 뉴로-퍼지 제어기는 Fig. 5와 같다. 이 네트워크는 입력층(input layer)과 멤버십 노드(membership node)로 이루어진 중간층(middle layer)과 출력층(output layer)으로 구성되 있다. 입력층은 입력 x_1, x_2 와 바이어스 노드로 이루어지며 중간층의 사각형 점선은 입력 변수의 차수만큼의 입력 노드와 한개의 출력 노드로 이루어져 있으며 편의상 멤버십 노드라고 부르기로 한다. 멤버십

노드의 입력 노드는 서로 배타적인 두개의 노드로 다시 나뉘어지는데 (11)식에서 정의된 함수와 그것의 대칭 함수를 각각 활성화 함수로 갖으며 따라서 이중 어느 하나의 노드만이 활성화 된다. 입력 변수 x_1, x_2 는 모든 멤버십 노드의 입력 노드의 입력이 되며 멤버십 노드의 입력 노드로 들어갈 때에는 바이어스 노드에 의해 바이어스되서 들어가게 된다. 멤버십 노드의 출력 노드는 입력의 총합을 취하여 그것의 가우시안 함수 값을 출력으로 한다. 출력층의 노드는 모든 멤버십 노드의 출력과 시냅스로 연결되어 있고 입력 총합을 그대로 출력으로 내보낸다.

이렇게 형성된 뉴로-퍼지 제어기의 하중치는 (9), (10)식에서 정의된 퍼지 제어기의 파라미터와 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\begin{aligned} \Phi_i^P &= [\Phi_{i1}^P \ \Phi_{i2}^P] \\ \Phi_i^N &= [\Phi_{i1}^N \ \Phi_{i2}^N] \\ \mu_i &= [\mu_{i1} \ \mu_{i2}]^T \\ (i &= 1, 2, \dots, m) \end{aligned}$$

4. 제어 구조와 학습 알고리즘

앞에서, 제안된 뉴로-퍼지 제어기를 사용하여 유압 서보 시스템을 제어하기 위한 제어 및 학습 구조는 Fig. 6과 같이 feedback error learning 구조로 되어 있다.

유압 서보 시스템의 출력단에서의 위치 오차와 속도 오차는 케환(feedback)되어서 PD 제어기와 뉴로-퍼지 제어기의 입력이 된다. PD 제어기가 나타내지 못하는 비선형성을 뉴로-퍼지 제어기가 보상해주며 이때 뉴로-퍼지 제어기는 퍼지 제어를 바탕으로 하기 때문에 입력으로 오차와 오차의 변화율인 속도 오차를 취하는 것이 타당하다. 유압 서보 시스템으로 들어가는 제어 입력은 PD 제어기의 출력과 뉴로-퍼지 제어기의 출력의 합이다.

학습의 목적은 다음과 같은 위치 오차와 속도 오차의 제곱의 합으로 표현되는 에너지 함수 E 를 최소화 되는 것이다.

$$E = \frac{1}{2} \{ \alpha (y^d - y)^2 + \beta (\dot{y}^d - \dot{y})^2 \} \quad (12)$$

여기서 α, β 는 위치오차와 속도오차의 가중치이다. Fig. 5에서 출력 층(layer)에서의 하중치 c_i 는 다음과 같은 최급 강하법(steepest descent rule)에

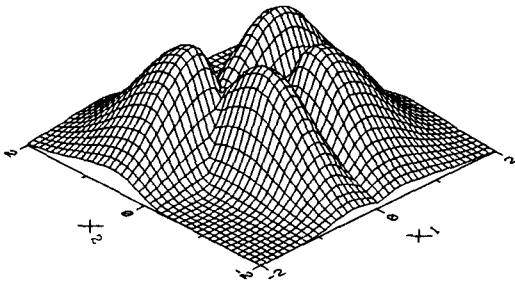


Fig. 4 Multidimensional fuzzy partition

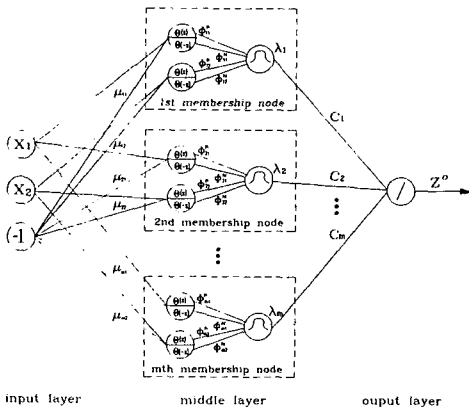


Fig. 5 The Neuro-Fuzzy Controller

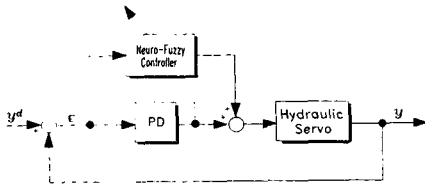


Fig. 6 The Feedback Error Learning Structure

따라 갱신된다. η 를 학습율이라고 할 때 i 번째 하중치의 갱신량 Δc_i 는

$$\Delta c_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_i} \quad (13)$$

로 표시될 수 있다. 또한 출력 노드로의 총 입력의 합을 net라 하면

$$\text{net} = \sum_{i=1}^m \lambda_i c_i \quad (14)$$

윗 식을 이용하면 (13)식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta c_i &= -\eta \frac{\partial E}{\partial \text{net}} \cdot \frac{\partial \text{net}}{\partial c_i} \\ &= -\eta \frac{\partial E}{\partial \text{net}} \cdot \lambda_i \\ &= -\eta \frac{\partial E}{\partial z^o} \cdot \frac{\partial z^o}{\partial \text{net}} \cdot \lambda_i \\ &= -\eta \frac{\partial E}{\partial z^o} \cdot f'(\text{net}) \cdot \lambda_i \end{aligned} \quad (15)$$

$f(\cdot)$ 는 출력 노드의 활성화 함수(activation function)인데 출력노드에 대해서는 $f(\text{net}) = \text{net}$ 이고 따라서 $f'(\text{net}) = 1$ 이다. 위 식에서 $\partial E / \partial z^o$ 는 네트워크의 출력값에 대한 에너지 함수 변화율을 나타내며, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial z^o} = -\alpha(y^d - y) \frac{\partial y}{\partial z^o} - \beta(y^d - y) \frac{\partial \dot{y}}{\partial z^o} \quad (16)$$

윗 식에서 $\partial \dot{y} / \partial z^o$ 와 $\partial y / \partial z^o$ 를 계산하기 위해서는 유압 서보 시스템에 대한 사전 지식이 있어야 한다. 이 항들을 계산하기 위한 여러가지 방법들이 있는데 모두 유압서보 시스템에 대한 추가적인 모델링이 필요하다. 그러나 feedback error learning 구조를 채택하면 PD제어기의 출력으로 뉴로-퍼지 제어기가 학습되므로 그러한 과정을 배제할 수 있다. 따라서 유압 서보 시스템의 입력-출력 사이의 감도 효과(sensitivity effect)는 학습 계수 η 에 포함되어 있다고 볼 수 있다. Yabuta⁽²²⁾는 이 학습

구조의 학습 수렴성과 안정성이 학습율과 초기 하중치와 같은 파라미터에 영향을 받는다는 것을 보였다.

식 (16)을 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial z^o} = -\{k_p(y^d - y) + k_d(\dot{y}^d - \dot{y})\} \quad (17)$$

k_p 와 k_d 는 PD 제어기의 비례 제어기 이득과 미분 제어기 이득이다. PD제어기가 안정하게 설계되어야만 수렴할 수 있는데 시뮬레이션 결과 수렴 속도의 차이는 있지만 각 이득의 부호정도만 알면 수렴을 보장하는 것을 알 수 있었다. $\partial E / \partial z^o$ 을 ε 이라고 하면 출력 노드로의 하중치 c_i 는 다음식에 따라 갱신할 수 있다.

$$\Delta c_i = \eta \varepsilon \cdot f'(\text{net}) \cdot \lambda_i \quad (18)$$

멤버십 함수의 중심 벡터, μ 와 모양 행렬, Φ 에 해당하는 네트워크상의 하중치들도 standard generalized delta rule⁽²⁰⁾ 의해 위와 같은 방법으로 갱신한다.

5. 시뮬레이션 결과 및 고찰

5.1 시뮬레이션 절차

시뮬레이션을 통해 Fig. 6과 같이 뉴로-퍼지 제어기를 PD 제어기와 함께 사용하여 유압 서보 시스템의 위치 추종 제어를 수행한다. 추종하려는 경로, y^d 는 일반적인 경로를 고려하기 위해서 먼저 5개의 위치를 지정하고 그 위치에서 미분가능한 3차원 곡선으로 각 구간을 보간하여 얻었다. 즉 각 구간에서의 경로는 다음식과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} y^d(t) &= a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 \\ \dot{y}^d(t) &= a_1 + 2a_2 t + 3a_3 t^2 \end{aligned} \quad (19)$$

지정된 5개의 시간(t)에 대한 위치(y^d)는 다음과 같이 정하였다.

$$(t, y^d) : (0.0, 0.0), (1.5, 5.0), (2.5, 2.5), (3.0, 3.0), (4.0, 0.0)$$

외란의 영향을 고려하기 위하여 외란 압력, P_d 를 다음과 같이 바이어스된 정현파로 가정하였다.

$$P_d = 10.0 \sin(2\pi t) + 28.0 \text{ (kgf/cm}^2\text{)} \quad (20)$$

뉴로-퍼지 제어기의 하중치의 초기화는 다층 뉴럴 네트워크(multilayered neural network)와 같이 랜덤하게 하지 않고 퍼지 제어 규칙을 (8)식과 같

이 세운 후, (8)식의 퍼지 추론 파라미터와 네트워크 상의 하중치와의 관계를 이용해서 네트워크를 초기화한다. 이와 같이 초기화 함으로써 수렴속도가 빠르고 오차를 더 줄일 수 있다. 본 시뮬레이션에서 네트워크를 초기화 하기 위해서 사용한 9개의 제어 규칙은 (21)식과 같으며 이때의 멤버십 함수의 초기 모습은 Fig. 7과 같다.

- $R^1 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [ZR, PL], \text{ THEN } z=4$
- $R^2 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [ZR, PS], \text{ THEN } z=2$
- $R^3 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [ZR, ZR], \text{ THEN } z=0$
- $R^4 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [ZR, NS], \text{ THEN } z=-2$

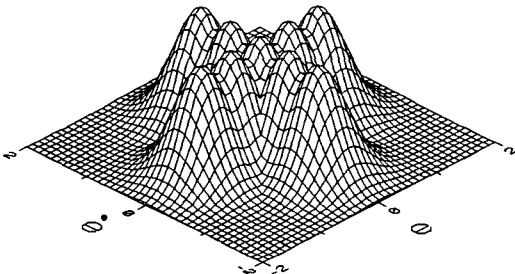


Fig. 7 Initial membership functions

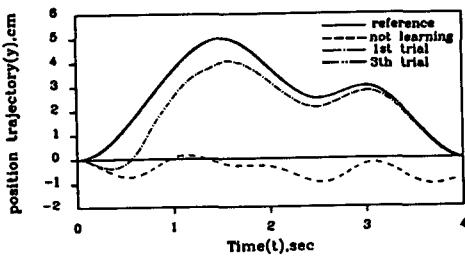


Fig. 8 Trend of position response When all c_i are initialized with zero

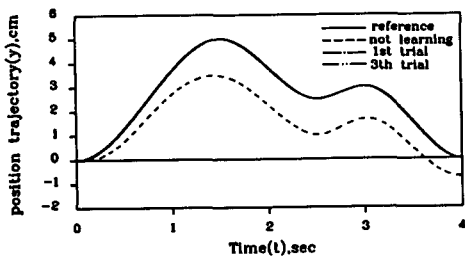


Fig. 9 Trend of position response when all c_i are initialized according to fuzzy rules

$$R^5 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [ZR, NL], \text{ THEN } z=-4 \tag{21}$$

$$R^6 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [PL, ZR], \text{ THEN } z=4$$

$$R^7 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [PS, ZR], \text{ THEN } z=2$$

$$R^8 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [NS, ZR], \text{ THEN } z=-2$$

$$R^9 : IF[e, \dot{e}] \text{ is } [NL, ZR], \text{ THEN } z=-4$$

여기서 P는 positive, N은 negative, L은 large, S는 small을 각각 나타내는 언어적 표현이며 입력 벡터, X는 유압 서보 시스템의 출력에서의 오차, e, 와 오차 변화율, \dot{e} 을 성분으로한 2차 벡터이다.

5.2 시뮬레이션 결과 및 고찰

(19)식으로 주어진 경로에 대한 위치 추종 결과가 Fig. 8과 Fig. 9에 보여지고 있다. Fig. 8은 초기에 멤버십 함수를 Fig. 7과 같이 분포시키고 그것에 대한 후건부는 모른다고 가정하고 (8)식의 c_i 를 모두 영으로 초기화 했을 때의 결과이며 Fig. 9는 초기에 멤버십 함수를 Fig. 7과 같이 분포시키고 후건부는 (21)의 제어 규칙에 따라 초기화 했을 때의 결과이다. 그림에서의 점선은 학습을 하지 않고 제어만 했을 때의 결과인데 Fig. 8의 경우는 c_i 가 모두 영이기 때문에 z^0 는 항상 영이며 따라서 PD 제어기만으로 제어한 결과와 같고 Fig. 9는 PD 제어기와 (21)의 제어 규칙을 갖는 퍼지 제어를 같이 사용하여 제어한 결과와 같다. 외란의 영향과 튜닝되지 않은 PD제어기로 인해 Fig. 8에서 볼 수 있듯이 PD 제어기만 사용했을 때는 원하는 경로를 거의 따라가지 못했고 한편 퍼지 제어기와 함께 제어한 경우는 Fig. 9에서 보이듯이 어느 정도 근사하게 따라 가는 것을 볼 수 있다. 이것은

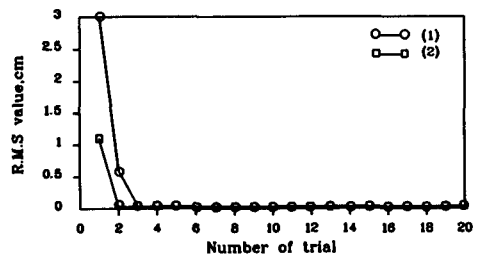


Fig. 10 Tracking performance of the proposed Neuro-Fuzzy

- (1) when all c_i are initialized with zero
- (2) when all c_i are initialized according to fuzzy rules

퍼지 제어기의 우수성을 보여주지만 또한 정밀도가 높은 퍼지 제어기를 얻기 위해서는 학습이 필요함을 보여준다. 또한 Fig. 8과 Fig. 9는 학습 속도에 있어서는 차이가 있지만 두 경우 모두에 대해서 앞에서 제시한 학습 알고리즘으로 학습을 시키면 정밀한 퍼지 제어기를 얻을 수 있음을 보여준다.

Fig. 8과 Fig. 9에서 일점 채선과 이점 채선은 이 알고리즘으로 학습을 하면서 제어했을 경우의 첫번째 시도와 세번째 시도에서의 유압 서보 시스템의 반응인데 곧 원하는 경로를 따라가는 것을 볼 수 있다. Fig. 10은 시도 횟수에 대한 오차의 R.M.S 값을 보여주는데 (1) c_i 를 모두 영으로 초기화 한 경우는 세번째 시도에서 오차가 수렴했는데 예상했던대로 퍼지 규칙을 이용함으로써 더 빠른 수렴 속도를 얻을 수 있었다.

Fig. 11의 (a)와 (b)는 Fig. 8과 Fig. 9와 같이 학습을 통해 오차가 수렴한 후의 멤버쉽 함수의 모양과 분포를 보여준다. (a)에서는 멤버쉽 함수들의 위치가 Fig. 7의 초기와 많이 다른 것에 비해 (b)에서는 조금 변한 것을 볼 수 있다. 이것은 (21)의 제어규칙이 (12)식으로 정의되는 에너지 함수의 최소값에 근접해 있다는 것을 나타내며 따라서 수렴 속도가 빠르고 최종 수렴 오차가 더 작을

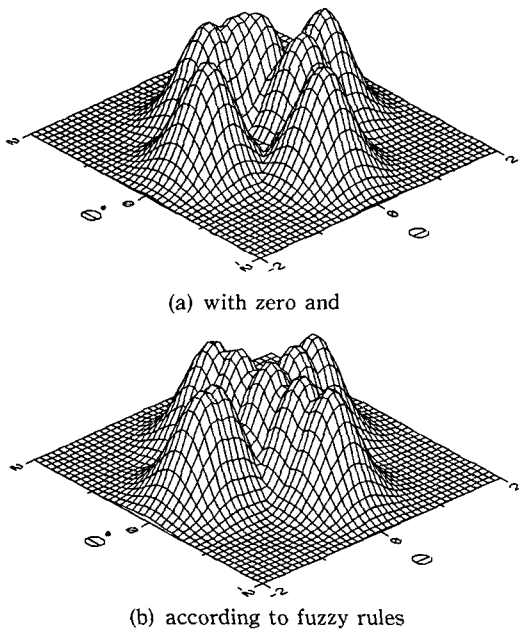


Fig. 11 Distribution fo membership functions after learning in case all of c_i was initialized

확률이 크다.

산업 응용에서 하나의 유압 파워가 여러개의 서보 액추에이터를 운전하기 때문에 시스템 압력 저하는 피할 수 없는 현상이다. 이러한 환경에 적응하여 회복할 수 있는 능력은 매우 중요한데 본 뉴로-퍼지 제어기의 그러한 능력을 고찰하기 위해 공급 압력, P_s 를 10번째 시도에서 갑자기 69에서 50 kgf/cm^2 으로 저하시켰다. Fig. 12에서 보여지듯이 바로 적응을 하여 다음 시도에서 오차가 수렴하는 것을 알 수 있다.

입력 공간을 더 자유롭게 퍼지 분할함으로써 비선형성을 증가시키기 위해서 멤버쉽함수를 (10)식과 같이 비대칭 가우시안 함수를 사용하였다고 언급하였다. 그것의 효과를 보기 위해서 대칭인 가우시안 함수를 멤버쉽 함수로 갖는 뉴로-퍼지 제어기를 사용하여 제어 및 학습을 했을때와 비교하였다. Fig. 13에서 보여지듯이 크게 차이는 나지 않지만 비대칭 가우시안 함수를 멤버쉽 함수로 하는 경우가 오차가 더 작음을 알 수 있다. 비선형이 더 심

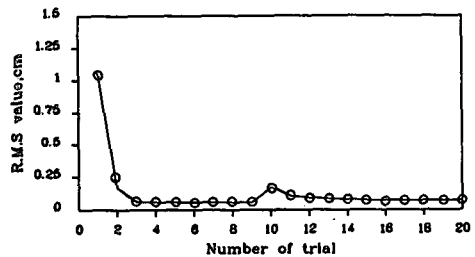


Fig. 12 Error convergence when supply pressure drops abruptly at 10th trial

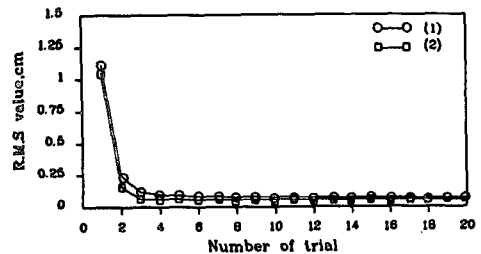


Fig. 13 Tracking performance of the proposed Neuro-Fuzzy
 (1) which membership functions are symmetric
 (2) which membership functions are unsymmetric

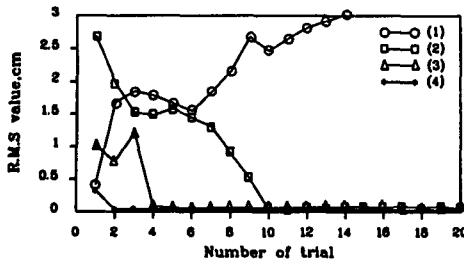


Fig. 14 Tracking performance of the proposed Neuro-Fuzzy when learning rates are as followed

- (1) $\eta_1=0.4, \eta_2=0.4, \eta_3=0.4$
- (2) $\eta_1=0.2, \eta_2=0.2, \eta_3=0.4$
- (3) $\eta_1=0.2, \eta_2=0.2, \eta_3=0.1$
- (4) $\eta_1=0.2, \eta_2=0.2, \eta_3=0.01$

한 플랜트에 대해 적용할 경우 그 효과는 더 크게 나타날 것이다.

Feedback error learning 구조에서 학습 계수, η 는 플랜트의 입력-출력 사이의 감도를 포함하고 있기 때문에 중요한 인자가 된다. 본 뉴로-퍼지 제어기에서 학습하려는 파라미터는 멤버십 함수의 중심 벡터, μ 와 모양 행렬, Φ 와 제어 규칙에서의 후건부, c 이다. 각 파라미터의 학습 계수를 η_1, η_2, η_3 이라 할때 Fig. 14는 학습율을 다르게 정했을 때의 추종 성능을 보여준다. Feedback error learning 구조에서의 학습 계수는 제어하고자 하는 플랜트의 특성을 포함하고 있기 때문에 대상 플랜트 마다 적정값이 다르므로 일반적인 적정값을 말할 수 없다. 시행 착오를 거쳐 구할 수 밖에 없는데 본 논문의 연구 대상인 유압 서보 시스템에 대해서는 시뮬레이션 결과 $\eta_1 \leq 0.2, \eta_2 \leq 0.2, \eta_3 \leq 0.4$ 면 오차의 수렴을 보장하는 것을 알 수 있었다.

6. 결 론

비선형성과 불확정성 뿐만 아니라 외란의 영향을 받는 유압 서보 시스템을 쉽고 정밀하게 제어하기 위해서 지능 제어기로서 뉴로-퍼지 제어기를 전개하였다. 이 제어기는 퍼지 제어기와 뉴럴 네트워크를 합성시킴으로써 퍼지 제어기의 언어적인 제어 규칙을 가지며 학습을 통해 환경에 빨리 적응할 수 있는 능력을 가졌다. 이 제어기를 전개하기 위해서 먼저 전건부와 언어적 표현을 갖는 퍼지 제어기를 전개하고 이 퍼지 제어기의 파라미터를 하중치로 갖는 네트워크를 전개하였다. 이 뉴로-퍼지 제어기

를 사용하여 유압 서보 시스템을 제어하기 위해서 feedback error learning 구조를 채택하였으며 그 유용성을 보이기 위해 몇 가지의 시뮬레이션을 수행하였다.

시뮬레이션 결과 다음과 같은 결론을 내릴 수 있다. 첫째, 유압 서보 시스템이나 외란을 추정하기 위한 추가적인 노력이 필요없고 단지 유압 서보 시스템의 출력에서의 오차만을 가지고 제어 및 학습하므로 간단하고 따라서 제어기를 디자인 하기가 매우 쉽다. 둘째, 병렬 처리가 가능하므로 빠른 처리 속도와 실시간 제어가 가능하다. 셋째, 입력 공간을 퍼지 분할하고 알고 있는 제어 규칙을 이용함으로써 빠른 학습 속도를 얻을 수 있다.

제어 규칙을 많이 사용하여 입력 공간을 더욱 세밀하게 분할하면 더욱 정밀한 제어를 할 수 있는데 그만큼 많은 노력이 들게 된다. 추후 과제로서 최적의 제어 규칙 갯수에 대한 연구가 남아 있다. 아울러 본 연구에서 개발한 제어기는 유압 서보 시스템 뿐만 아니라 다른 플랜트에 대해서도 적용 가능성이 있다.

참고문헌

- (1) Yun, J.S. and Cho, H.S., 1988, "Adaptive Model Following Control of Electrohydraulic Velocity Control Systems Subjected to Unknown Disturbances," IEE proc. 135, pp. 149~156.
- (2) Park, H.J. and Cho, H.S., 1989, "An Adaptive Control of Nonlinear Time Varing Hydraulic Servo Systems," Proc. American Control Conference 3, pp. 1894~1898.
- (3) Park, H.J. and Cho, H.S., 1989, "A Model Reference Adaptive Control for Hydraulic Servo Systems With Uncertainties," Proc. International Conference on Fluid Power Transmission and Control, pp. 831~835.
- (4) Keller, R.B. and Chen, J., 1983, "A High Performance Adaptive Controller for Nonlinear Hydraulic Servo System," ASME Winter Annual Meeting, Boston, MA, 83-WA/DSC-17.
- (5) Takahasi, K., 1985, "Application of the Model Reference Adaptive Control Technique to an Electro-Hydraulic Servo System," Proc International Conference on Fluid Power Transmission

- and Control, pp. 68~87.
- (6) Arimoto, S., Kawamura, S. and Miyazaki F., 1984, "Bettering Operation of Robots by Learning," J. Robot and Syst., vol. 1, pp. 706~712.
 - (7) Kawamura, S., Miyazaki, F. and Arimoto S., 1985, "Application of Learning Method for Dynamic Control of Robot Manipulators," Proc. 24th IEEE Conference on Decision and Control, pp. 1381~1386.
 - (8) Kawamura, S., Miyazaki, F. and Arimoto S., 1988, "Realization of Robot Motion Based on a Learning Method," IEEE Trans. on Systems, Man Cybernetics, Vol. 18, pp. 126~134.
 - (9) Oh, S.R., Bien, Z. and Suh, I.H., 1988, "An Iterative Learning Control Method With Application for the Robot Manipulators," IEEE J. Robotics and Automation, Vol. 4, pp. 508~514.
 - (10) Hwang, D.H., Bien, Z., and Oh, S.R., 1989, "Iterative Adaptive Control of Partially Known System Under Servo Constraints," Proc. Korean Automatic Control Conference, Vol. 2, pp. 682~685.
 - (11) Sugie, T. and Ono, T., 1987, "On a Learning Control Law," Syst. Control, Vol. 31, pp. 129~135.
 - (12) Park, H.J., Cho, H.S and Hyun, B.S., 1988, "A Learning Control Algorithm for the Linear Discrete System," Proc. Korean Automatic Control Conference, Vol. 1, pp. 326~331.
 - (13) Park, H.J. and Cho, H.S. 1991, "An Iterative Learning Controller for Hydraulic Servo-Systems Subjected to Unknown Disturbances," Proc. Instn Mech. Engrs, Vol. 205, pp. 151~159.
 - (14) Park, H.J, 1991, "On the Realization of an Accurate Control System Using a Discrete Iterative Learning Control Method," PhD. Thesis, Dept. of Precision Engineering, KAIST.
 - (15) Takagi, H., 1990, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks Survey and Future Directions", PICFNN, July 20~24, pp. 13~26.
 - (16) Masuoka, R., et al, 1990, "Neuro-fuzzy System-fuzzy Inference Using a Structured Neural Network," PICFNN, July 20~24, pp. 173~177.
 - (17) Shim-ichi Horikawa, et al, 1990, "A fuzzy Control Using a Neural Network and its Capability to Learn Expert's Control Rules," Proc. Int. Con. on Fuzzy Logic & Neural Network, pp. 103~106.
 - (18) Nakanish, S., Takagi, T., Unehara, K. and Gotoh, Y., 1990, "Self-organizing Fuzzy Controllers by Neural Networks," Proc. Int. Con. on Fuzzy Logic & Neural Networks, pp. 187~191.
 - (19) Psaltis, D., Sderis A. and Yamamura, A. A., 1989, "A Multilayered Neural Network Controller," IEEE Control Systems Magazine, pp. 17~21.
 - (20) Chen, V.C. and Pao, Y.H., 1989, "Learning Control with Neural Networks," Proc. IEEE Conference on Robotics and Automation, Phoenix, AZ, pp. 1448~1453.
 - (21) Kawato, M., Uno, Y., Isobe, M. and Suzuki R., 1988, "Hierachial Neural Network for Voluntary Movement with Application to Robotics," IEEE Control Systems Magazine, April, pp. 8~15.
 - (22) Yabuta, T. and Yamada, T., 1990, "Proc. IEEE Conf. on Robotics and Automation, pp. 1686~1693.