

퍼지-뉴럴 융합을 이용한 로봇 Gripper의 힘 제어기

◦임 광우*, 김 성현*, 심 귀보**, 전 흥태*

*중앙대학교 전자공학과

**중앙대학교 제어계측공학과

Force Controller of the Robot Gripper using Fuzzy-Neural Fusion

◦Kwang-Woo Lim*, Seong-hyun Kim*, Kwee-Bo Sim**, Hong-Tae Jeon*

*Dept. of Electronics Eng., Chung-Ang Univ.

**Dept. Control & Instrumentation Eng., Chung-Ang Univ.

Abstract

In general, the fusion of neural network and fuzzy logic theory is based on the fact that neural network and fuzzy logic theory have the common properties that 1) the activation function of a neuron is similar to the membership function of fuzzy variable, and 2) the functions of summation and products of neural network are similar to the Max-Min operator of fuzzy logics. In this paper, a fuzzy-neural network will be proposed and a force controller of the robot gripper, utilizing the fuzzy-neural network, will be presented. The effectiveness of the proposed strategy will be demonstrated by computer simulation.

1. 서론

최근의 산업용 로봇트는 용접이나 도장등과 같이 외부 환경과 간섭을 일으키지 않는 상태의 작업에서, 조립 작업이나 연마등과 같이 외부 환경과의 간섭을 고려해야하는 작업으로 확대되어 가고 있다. 이와 같이 외부 환경과 힘의 상호 작용을 수반하는 작업에서는 로봇트가 그 자체의 강성때문에 미소한 위치 오차에서도 커다란 반력을 받아 작업의 수행이 곤란하거나 로봇트가 필요로 하는 제어 기능을 만족할 수가 없다. 따라서, 로봇트가 외부 환경과 상호 작용을 일으키면서 작업을 수행하는 경우에는 힘제어가 필요하다. 뿐만 아니라 로봇트가 보다 다양한 작업을 수행하기 위해서는, 즉 범용성을 가지기 위해서는 힘 제어를 포함한 외계와의 관계를 가진 적응 제어 기술이 필요하다.[1]

이러한 힘 제어의 대표적인 방식으로는 적응 힘 제어(adaptive force control) 방식[10]이 있으나 실제 응용 측면에서는 빠른 수렴성을 갖지 못하고, 힘 제어에서 가장 문제시되는 오버슈트(overshoot)가 발생하는 등의 심각한 단점을 갖고 있다. 한편 최근에는 애매한 정보로부터 유용한 결과를 추론

해낼 수 있는 퍼지 이론을 도입해서 힘 제어기를 구성하고자 하는 노력도 활발히 진행되고 있다.[6][12] 일반적으로 퍼지 이론을 이용한 제어기는 기존 제어 시스템과 비교해 불명령형 제어, 논리적 제어, 그리고 언어적 제어등의 특출한 잇점을 가지고 있으나 규칙 베이스(rule base) 구성시 노련한 전문가의 지식등을 필요로하는 제한성이 있다. 따라서 규칙 베이스(rule base)를 자동생성(self organizing)하고자하는 시도가 현재 연구되고 있다. 논리 및 추론의 잇점을 갖는 퍼지 이론과 학습 능력의 장점을 갖는 퍼지-뉴럴(혹은 뉴럴-퍼지)융합은 이러한 규칙 베이스의 자동생성에 가장 중요한 분야이다.

본 논문에서는 퍼지-뉴럴 융합(fusion)기법을 이용한 로봇트 gripper의 힘 제어기를 제안한다. 제안한 기법은 신경 회로망의 학습을 통해 퍼지 규칙의 자동 생성을 도모할 수 있으며, 변화되는 작업 환경에 따라 강건하게 적용할 수 있는 잇점을 갖는다.

한편 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 퍼지 이론과 신경 회로망의 융합을 이용 그 제어기 구성에 관해 설명하며, 3장에서는 퍼지-신경망 융합을 이용해 로봇트 gripper의 힘 제어기를 제안한다. 마지막으로 4장에서는 컴퓨터 모의실험을 통해서 제안한 힘 제어 방식의 유효성을 검토한다.

2. 퍼지-뉴럴 제어기

퍼지 논리 제어기(fuzzy logic controller)는 기본적으로 기존의 제어이론에 퍼지집합 이론과 언어적 제어의 규칙 베이스(rule base)를 첨가하여 요구되는 성능이 만족하도록 구성된 제어기로써 기존의 제어방식과 비교해볼 때 명령형, 논리형, 언어적 제어등의 특성을 갖는다.

퍼지 제어기의 구성(그림 1참조)을 보면 crisp한 입력에 대한 퍼지 소속도를 구하는 퍼지화기(fuzzifier), 규칙 베이스를 이용하여 퍼지 입력에대한 퍼지 출력을 추론하기 위한 퍼지 추론기(fuzzy inference engine) 및 추론기에서 추론된 퍼

지 값을 실제 시스템에서 필요로 하는 crisp한 제어값으로 변환 시키기위한 비퍼지화기(defuzzifier)로 구성되어있다. 그러나 시스템이 요구하는 최적의 규칙 베이스를 구성하는 일과 안정성(stability)문제의 해석은 매우 어려운 부분으로 남아있다.

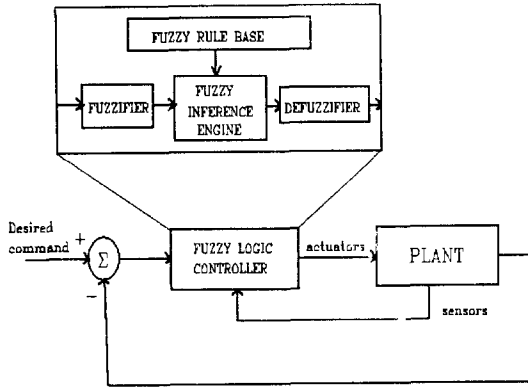


그림 1. 퍼지 제어기의 구성

한편, 신경제어기(neuro controller)는 인간의 뇌를 모델로 한 인공 뉴런들의 소자들을 상호 연결한 시스템이다. 그 구조에서도 알 수 있듯이 신경제어기는 병렬처리능력을 가지며, 각 뉴런과 뉴런 사이의 연결강도를 조절하는 학습능력을 갖는다. 또한, 제어 대상의 정확한 모델링이 필요치 않고 외부 환경 변화에 적응 능력이 뛰어나며 병렬 처리에 의한 실시간 제어가 가능하기 때문에 시변-비선형 제어에 그 유용성은 크다 하겠다.

그러나 이러한 신경 제어기도 신경회로망 자체의 학습에 있어서 에너지 함수가 전체적 최소치(global minimum)가 아닌 지역적 최소치(local minimum)에 빠질수 있다는 점과 시스템의 복잡성과 비례하여 증가하게 되는 많은 수의 뉴런을 학습시키는데 많은 시간을 필요로 하는 단점도 있다.

최근 이러한 두 이론의 잇점들을 강화하고 단점들을 상호 보완하기 위해 논리(logic) 및 추론(inference)의 특성을 갖는 퍼지 이론과 학습 능력(learning capacity)을 갖는 신경 회로망(neural network)의 합성 및 융합의 기법에 관한 연구가 제어분야를 중심으로 이루어 지고있다. 즉 두 이론을 결합하여 좀 더 인간의 제어 능력에 접근할 수 있는 지능 제어기(intelligent controller)의 구현을 시도하고 있다.

이러한 합성 연구는 두 이론을 hybrid형태로 결합한 방식 [3][15]과 두 이론의 유사한 특성들을 이용해 새로운 형태의 퍼지-신경 모델을 이루는 방식[4][5][7]으로 융합하는 방향으로 이루어지고 있다. 두 이론은 그림 2,3에서와 같이 신경 회로망 뉴런(neuron)의 출력 특성(활성화 함수)과 퍼지 논리의 소속함수(membership function)의 특성이 유사한 점(그림 2)과, 신경 회로망의 곱.덧셈 기능과 퍼지 추론의 Max-min연산 기능의 비슷한 점등의 유사성을 갖는다.(그림 3)

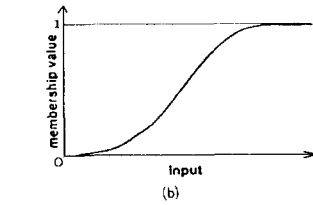
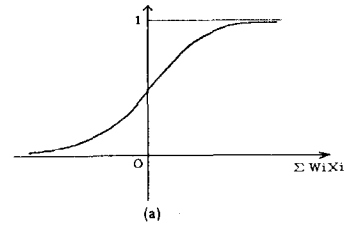


그림 2. 뉴런 출력(a)과 퍼지의 소속함수(b)

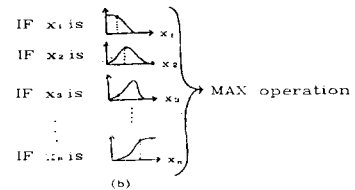
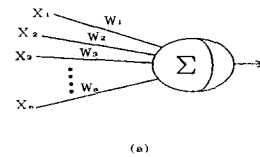


그림 3. 뉴런(a)과 퍼지추론(b)의 연산기능

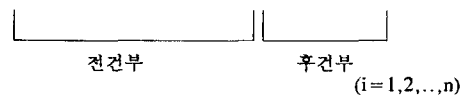
3. 로보트 Gripper의 힘 제어를 위한 퍼지-뉴럴 제어기

3.1 퍼지-뉴럴 제어기의 구성 및 학습 방법

퍼지 제어기의 규칙 베이스(rule base)는 전문가의 지식을 'IF~THEN~' 형식의 언어 레벨들로 표현한 규칙들로 구성되어 있다. 전문가의 지식이라 해도 규칙들은 불확실성을 갖고 있으며 정교한 규칙 베이스를 구성하기 위해서는 많은 시간이 필요하다. 이에 본절에서는 신경회로망의 학습능력을 규칙 베이스 구성에 도입하여 판단 규칙들을 자동적으로 생성하고 소속함수(membership function)를 자동 조절할 수 있는 퍼지 뉴럴(Fuzzy-Neural Network, FNN)기를 제안한다.

일반적으로 퍼지 규칙들은 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$R_i : \text{IF } E \text{ is } A_{i1} \text{ and } \Delta E \text{ is } A_{i2} \text{ then } y = f_i \quad (1)$$



여기에서 E, ΔE은 입력이고 y는 출력이다. 각 A₁₁, A₁₂는 그림 4의 소속함수를 갖는 퍼지 집합(set)이다.

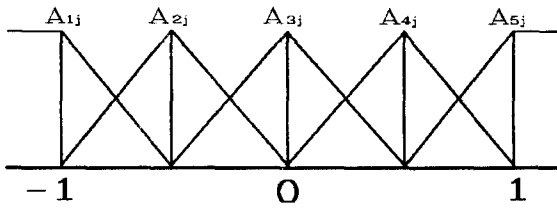


그림 4. E, ΔE(j=1, 2)의 소속함수

		ΔE					
		y	NB	NS	ZO	PS	PB
E	NB				NB		
	NS				NS		
	ZO	NB	NS	ZO	PS	PB	
	PS				PS		
	PB					PB	

그림 5. 규칙 베이스의 제어규칙

식(1)의 퍼지 규칙들을 이용, 하나의 규칙 베이스가 그림 4과 같이 구성되어 있다고 가정하고 입력값은 universe of discourse [-1,1]의 범위에 정규화되어 있다. 그리고 그림 5의 규칙 베이스는 25개의 규칙들로 구성되어 있다.

그림 5의 퍼지 규칙들을 신경회로망으로 구성한 퍼지-뉴럴기가 그림 6에 구현화되고 있다. 그림 6의 퍼지-뉴럴기는 퍼지화(fuzzification)에 해당하는 입력층(input layer), 퍼지 제어 규칙을 구현한 중간층(hidden layer) 그리고 비퍼지화(defuzzification)를 포함하는 출력층(output layer)등의 3층 구조를 갖는다. 그리고 각 층의 뉴럴들은 상호 연결되어 있으며 그 연결도는 가중치 WA, WB로 표시되고 있다.

입력층에서는 두 입력 E, ΔE를 받아 각 입력의 퍼지 변수 A₁₁, A₁₂ (i=1,2,...5)에 해당하는 소속정도(degree of membership)를 가중치 WA와 곱해서 중간층으로 전달한다. 이 과정에서 WA는 학습을 통해 조정되면서 각 퍼지 변수를 강화시키거나 약화시켜서 소속함수의 형태를 조정하는 작용을 한다. 중간층의 뉴런 갯수는 제어 규칙의 수와 같은 25개이며 입력층과 중간층의 관계는 제어 규칙의 전진부에 대응하고 중간층과 출력층의 관계는 후진부에 해당한다. 중간층은 입력층에서 퍼지화를 통해 발생한 각 퍼지 변수의 소속정도들을 곱하여 식(2)에 의해 전진부 입력에 대한 최대등급을 계산한다. 중간층의 출력값은 다시 가중치 WB와 곱해지며 후진부 f_i의 상수값인 WB를 학습으로 갱신되므로 플랜트에 적합한 퍼지 제어 규칙을 생성한다.[5] 출력층은 직접추론법을 사용하여 식(3)으로 추론값 y*을 구한다.

$$W_i = A_{i1}(E) \cdot WA_{i1} \times A_{i2}(\Delta E) \cdot WA_{i2} \quad (2)$$

$$y^* = \sum_i^n W_i f_i \quad (3)$$

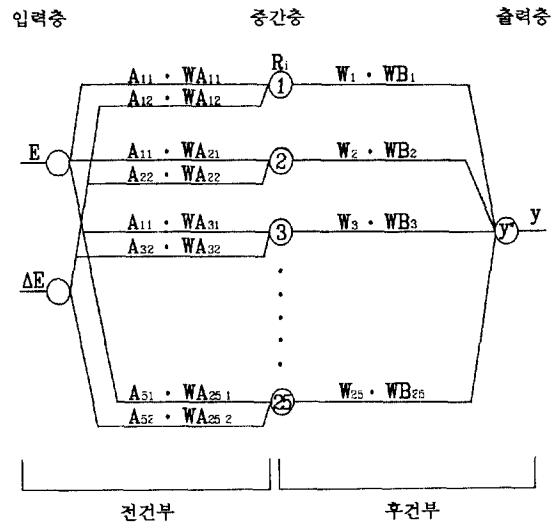


그림 6. 퍼지 신경제어기의 구성

학습 방법은 다음과 같은 역전파 알고리즘을 사용하여 가중치 WA, WB를 수정해서 퍼지 규칙을 밝히고, 소속함수를 조정한다.

① 출력층 : 출력단의 오차함수 E는 식(5)과 같다. 여기서, O_k는 출력단 k번째 뉴런의 출력값을 나타낸다. 오차 E를 가중치 WB에 관하여 최소화하는 것으로 할 때 가중치 WB의 미소 변화에 대한 오차 E의 영향 ∂E/∂WB_{kj}는 식(6)으로 표현된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (T_k - O_k)^2 \quad (5)$$

$$\frac{\partial E}{\partial WB_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial U_k} \cdot \frac{\partial U_k}{\partial WB_{kj}} = - (T_k - O_k) \cdot O_j \quad (6)$$

T_k : 출력층 뉴런 k의 목표값

O_k : 출력층 뉴런 j의 출력값

U_k : 출력층 뉴런 k로 전달되는 입력의 총합

WB_{kj} : 출력층 뉴런 k와 중간층 뉴런 j사이의 가중치

O_j : 중간층 뉴런 j의 출력값

그러므로 출력층의 가중치 변화량 ΔWB_{kj}는 다음과 같다. 여기서 η는 학습율(learning rate)이다.

$$\Delta WB_{kj} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial WB_{kj}} = \eta \cdot (T_k - O_k) \cdot O_j \quad (7)$$

② 중간층 : 출력단에서 가중치 변화와는 달리 중간층에서의 가중치 변화량 ΔWA_{ji} 는 다음 식에 의해 구해진다.

$$\frac{\partial E}{\partial WA_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial O_j} \cdot \frac{\partial O_j}{\partial U_j} \cdot \frac{\partial U_j}{\partial WA_{ji}}$$

$$= -(T_k - O_k) \cdot WB_{kj} \cdot I_i \quad (8)$$

U_j : 중간층 뉴런 j로 전달되는 입력의 총합
 WA_{ji} : 입력층 뉴런 i와 중간층 뉴런 j사이의 가중치
 I_i : 입력층 뉴런 i의 출력값
 그러므로 ΔWA_{ji} 는 아래의 식과 같다.

$$\Delta WA_{ji} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial WB_{kj}}$$

$$= \eta \cdot (T_k - O_k) \cdot WB_{kj} \cdot I_i \quad (9)$$

식 (7)와 (9)를 이용하여 각 층에서의 가중치들은 다음식에 의해 갱신된다.

$$WA_{ji}(t+1) = WA_{ji}(t) + \Delta WA_{ji} \quad (10)$$

$$WB_{kj}(t+1) = WB_{kj}(t) + \Delta WB_{kj} \quad (11)$$

3.2 로봇트 Gripper의 힘 제어기

본 논문에서 이용한 로봇트의 gripper는 그림 7과 같으며, 그 구조는 기계적인 기어와 구동장치(actuator)로 되어 있다. 뿐만 아니라 gripper를 구성하고 있는 기어에는 백 러쉬(back lash) 현상이 없이 gripper의 구동장치(actuator)에 주어지는 토오크에 의해 gripper가 대상물체에 직접 힘을 전달하고 그 힘은 힘 센서에 의해 측정되는 것으로 가정한다.

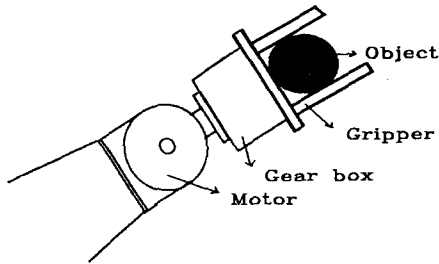


그림 7. 로봇트 gripper의 구조

Gripper system의 수학적 모델링은 다음과 같다고 가정한다.

$$L_a \frac{di}{dt} + R_a i(t) + E(t) = V(t)$$

$$E(t) = K_e \dot{\theta}_m(t)$$

$$T(t) = K_t i(t)$$

$$J_m \ddot{\theta}_m(t) + B_m \dot{\theta}_m(t) = T(t) - T_L(t)$$

$$M_g \ddot{x}(t) + B_g \dot{x}(t) + k_{eq} x(t) + f_{dist} = r T_L(t)$$

$$\theta_m(t) = r x(t)$$

여기서,

r = 모터와 gripper의 기어비

M_g = gripper의 질량

J_m = 회전자의 관성

B_g = gripper와 모터의 마찰저항

K_t = 토오크 상수

k_w = 대상물의 탄성계수

k_s = 센서의 탄성계수

k_{eq} = 대상물과 센서의 동가 탄성계수

K_e = 역기전력 상수

L_a = 전기자 인덕턴스

R_a = 전기자 저항

B_m = 점성 마찰 계수

$T_L(t)$ = 부하 토크

$T(t)$ = 모터에서 발생하는 토크

$V(t)$ = 입력전압

$E(t)$ = 역기전력

$x(t)$ = Gripper의 변위

$i(t)$ = 전기자 전류

$\theta_m(t)$ = 회전자의 회전각(rotor angle)

f_{dist} = 외란에 의한 힘

위 식들을 풀어 상태방정식(state equation)의 형태로 나타내면,

$$\dot{X}(t) = AX(t) + Bu(t) + Cw(t) \quad (12)$$

$$y(t) = F(t) = DX(t) \quad (13)$$

여기서, $X = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T$

$x_1(t) = x(t)$, $x_2(t) = \dot{x}(t)$, $x_3(t) = i(t)$

$u = V(t)$, $w(t) = f_{dist}$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ a_1 & a_2 & a_3 \\ 0 & a_4 & a_5 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ b_1 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 \\ c_1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad D = [d_1 \ 0 \ 0]$$

여기서, $a_1 = -k_{eq}/(M+J_m c^2)$, $a_2 = -(B_g + B_m c^2)/(M+J_m c^2)$

$a_3 = c K_t/(M+J_m c^2)$, $a_4 = -(K_e/L_a)c$

$a_5 = -(R_a/L_a)$, $b_1 = 1/L_a$

$c_1 = -1/(M J_m c^2)$, $d_1 = k_{eq}$

상기의 gripper 시스템의 힘 제어를 위해 그림 8의 퍼지-뉴럴 힘 제어기를 제안한다.

그림 8에서 오차신호(E)는 기준입력 F_d 와 힘 센서에 의해 측정된 실제값 F_a 와의 차이이고, 오차의 변화($\Delta E = E_i - E_{i-1}$)는 현재의 오차(E_i)와 한 단계전의 오차(E_{i-1})의 차로 정의 한다. 그리고 규칙 베이스는 그림 5의 제어 규칙들로 구성하며, FNN은 그림 6과 같이 구성된다. 이때 FNN의

입력은 E와 ΔE , 출력은 gripper의 구동기(actuator)에 주어지는 전압의 변화분 ΔV 로 한다. 또한 제어 규칙의 소속 레벨을 다음과 같이 정한다.

$A_{1j} = NB = \text{Negative Big}$ $A_{2j} = NS = \text{Negative Small}$
 $A_{3j} = ZO = \text{Zero}$ $A_{4j} = PS = \text{Positive Small}$
 $A_{4j} = PB = \text{Positive Big}$ 여기서, $j = 1, 2$.

상기 FNN은 학습동안 E와 ΔE 를 감소시키는 방향으로 관련 규칙들을 강화하거나 약화시킨다. 학습이 완전히 이루어지면 규칙 베이스는 힘 제어를 위한 최적의 규칙들로 구성되며 퍼지 변수들의 소속함수는 상기 힘 제어에 맞게 조정된다.

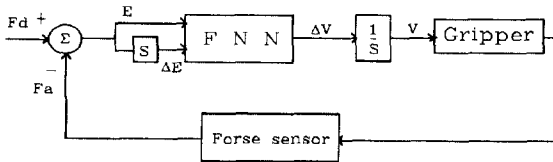


그림 8. 힘 제어를 위한 퍼지-뉴럴 제어기

4. 결 론

본 논문에서는 기존의 제어 시스템과 비교해 볼 때 논리 및 추론의 잇점을 동시에 가지고 있는 퍼지 제어기와, 학습 능력의 장점을 가진 신경회로망의 융합을 시도하였다. 그리고 제한한 융합 방법을 이용해서 로봇 gripper의 힘 제어를 구성하였다.

본 논문의 융합 방법은 신경회로망의 학습을 통해 최적의 퍼지규칙을 자동생성하고, 변화하는 작업환경에 강건하게 대응할 수 있는 잇점을 갖는다. 그리고 하드웨어로 구성할 경우 병렬처리가 가능하여 실시간 제어의 가능성을 갖는다. 한편 로봇 gripper의 퍼지 뉴럴제어기는 기존의 방법과 비교해 볼 때 효과적이고 강건한 방식으로 간주할 수 있다. 이 결과의 효율성은 컴퓨터 모의 실험에 의해 입증될 것이다.

참 고 문 헌

[1] A. Barto, R. S., "Sutton and C. W. Anderson. Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol.13, pp.834-846,1983.
 [2] H. R. Berenji., "Strategy Learning in Fuzzy Logic Control," North American Fuzzy Information Processing Society 1991 Workshop Proceedings, pp.301-306,1991.
 [3] Cheun-chien Lee, "Intelligent Controller based on Fuzzy Logic and NeuralNet theory," Proc. of Int. Conf. on Fuzzy logic and NN, vol.2,pp.759-764,1990.
 [4] Y.Dote, "Fuzzy and Neural Network Controller," Proc. of IECON'90,vol.2, pp.1315-1343, 1990.

[5] S.Horikawa, T.Furuhasi, S.Okuma, Y.Uchikawa, "Composition Methods of Fuzzy Neural Networks," Proc. of IECON'90, vol.2, pp.1253-1258, 1990.
 [6] Y.F.Li and C.C.Lau,"Application of Fuzzy Control for Servo Systems",Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1511-1519, 1988.
 [7] S. Nakanishi, T. Takagi, K. Unehara and Y. Gotoh, " Self-Organizing fuzzy controllers by Neural Networks", Proc. of Int. Conf. on Fuzzy Logic & NN, vol.1, pp. 187-191, 1990.
 [8] P.Psaltis, A.Sideris, and A.A.Yamamura, "A multilayered Neural network controller," IEEE Control Systems Magazine, pp.17-21, April 1990.
 [9] H.Takagi, "Fusion technology of Fuzzy theory and Neural networks-Survey and future directions," Proc. of Int. Conf.on Fuzzy logic and NN.vol.1, pp.13-26, 1990.
 [10] T.Yabata et.al., "Application of an Indirect MRACS Method to a Force Control Servomechanism", Proceedings of SICE '86, pp.405-406,1986.
 [11] D.E.Whitney,"Historical Perspective and State of the Art in Robot Force Control",The internation Journal of Robotics Research,Vol.6 No.1, Spring,pp.3-14,1987.
 [12] 심 귀보, "퍼지보상에 의한 로봇의 위치/힘 제어," '91 제어계측연구회 논문집,pp.111-114,1991.
 [13] 오 세영, "신경 회로의 로보틱스 및 산업 자동화 응용," 대한전자공학회지, vol.17, No.3, pp.262-270, 1990.
 [14] 전 홍태, "퍼지 신경 제어기의 구현," 대한 전기학회지, vol.40, No.4,pp.59-65, 1991.
 [15] 전 홍태, 김 중수 "퍼지-신경망 기법을 이용한 로봇 매니플레이터의 빠른 학습 제어," '91신경망 및 퍼지 시스템 응용 워크샵, pp.285-300, 1991.