

다관절 휴머노이드 상체 로봇의 제어를 위한 신경망 보상 퍼지 제어기 구현 및 실험

Experimental Studies of a Fuzzy Controller Compensated by Neural Network for Humanoid Robot Arms

송 덕 희, 노 진 석, 정 슬*
(Deok Hui Song, Jin Seok Noh, and Seul Jung)

Abstract : In this paper, a novel neuro-fuzzy controller is presented. The generic fuzzy controller is compensated by a neural network controller so that an overall control structure forms a neuro-fuzzy controller. The proposed neuro-fuzzy controller solves the difficulty of selecting optimal fuzzy rules by providing the similar effect of modifying fuzzy rules simply by changing crisp input values. The performance of the proposed controller is tested by controlling humanoid robot arms. The humanoid robot arm is analyzed and implemented. Experimental studies have shown that the performance of the proposed controller is better than that of a PID controller and of a generic fuzzy PD controller.

Keywords : Neuro-fuzzy controller, humanoid robot arms, reference compensation technique

1. 서론

최근에 휴머노이드 로봇에 대한 연구가 매우 활발하다. 걷는 보행 기술의 발달에 따라 휴머노이드의 메커니즘기술은 최고의 전성기를 보여주고 있다. 상대적으로 휴머노이드 로봇 팔의 경우에는 전통적인 로봇 팔의 연구와 흡사한 관계로 연구가 활발하지 못하다. 하지만 산업 로봇 팔의 경우와 휴머노이드 로봇 팔의 경우는 구조적으로나 기구학적으로 많이 다르다. 따라서, 걷거나 뛰는 메커니즘을 넘어 정확한 조작이 필요한 단계로 접어들게 되면 휴머노이드 로봇 팔에 대한 연구가 필요하게 될 것으로 판단된다.

지능제어 기술은 신경회로망을 포함하여 퍼지논리가 주를 이루는데, 최근에는 신경망과 퍼지의 장점을 결합한 뉴로-퍼지형태가 주를 이룬다[1-9]. 그 이유로 퍼지제어에서는 제어 변수와 이에 따른 소속 함수의 설정, 제어 규칙의 정의, 그리고 제어 변수의 정규화 과정 등이 필요하다. 그러나 퍼지 제어기의 설계에 있어 이러한 과정들이 결코 간단한 것만은 아니다. 시스템이 복잡해질수록 전문가의 의견이 서로 달라지고 이에 따라 소속 함수의 설정 및 제어 규칙의 정의 등이 설계자의 주관에 따라 달라질 수가 있다. 이는 제어기의 성능에 큰 차이를 가져오게 된다. 또한 이미 작성한 퍼지 제어기는 시스템의 변화에 능동적으로 대처하기가 어려운 단점이 있다.

즉, 시스템이 변화하게 되면 이에 맞춰 정규화 값을 변경해 주거나 제어기의 규칙을 수정해야 하는 번거로움을 안고 있다. 이러한 단점들을 해결하기 위해 신경회로망을 결합한 다양한 방법이 여러 연구가들에 의해 제안되었다[1-9].

그 중에서 신경회로망을 이용한 퍼지 규칙의 자동 생성 기법은 다층 신경회로망의 각 층을 퍼지화, 추론, 비퍼지화 등

과 같은 각 퍼지 제어 방식의 진행과정을 나타냄으로써 자동적으로 퍼지 법칙을 조절하는 역할을 한다[1]. 이는 신경회로망과 퍼지제어의 장점만을 사용하여 시스템의 성능을 좋게 하는 결과를 보여 준다. 그리고 다른 방법으로 시스템 출력의 퍼지 추론결과를 이용해 신경회로망을 이용한 제어기의 성능개선 연구도 이루어 지고 있다.

본 논문에서는 기존의 뉴로-퍼지 제어방식과는 다른 개념의 혼합방식을 제안한다. 퍼지제어기의 외부에 신경망 제어기를 첨가하는 입력 보상 방식(Reference Compensation Technique: RCT)의 형태를 갖는 뉴로-퍼지 제어기를 제안한다 [10]. 제안하는 제어방식의 성능을 검증하기 위해 그림1과 같은 인간의 팔을 모델로 한 로봇을 사용하여 실험하였다. PID 제어기와 퍼지 제어기 그리고 제안하는 뉴로-퍼지 제어기로 실험하여 각 제어기의 성능을 비교하여 보았다.

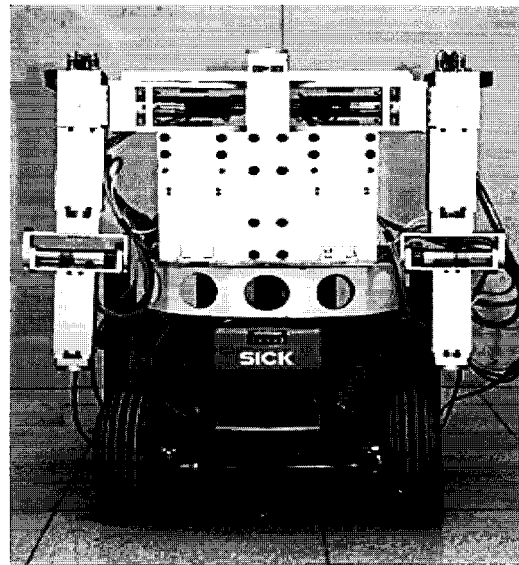


그림 1. 다관절 로봇.

Fig. 1. Two arm robot manipulators (ROBOKER).

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2006. 7. 3., 채택확정 : 2007. 4. 2.

송덕희, 노진석, 정슬 : 충남대학교 BK21 메카트로닉스 그룹

(hui415@yahoo.or.kr/kumoh25@korea.com/jungs@cnu.ac.kr)

※ 본 연구는 학술진흥재단 지역대학 우수과학자 지원 사업 R05-2003-

000-10389-0의 지원에 의하여 연구되었으며 이에 감사드립니다.

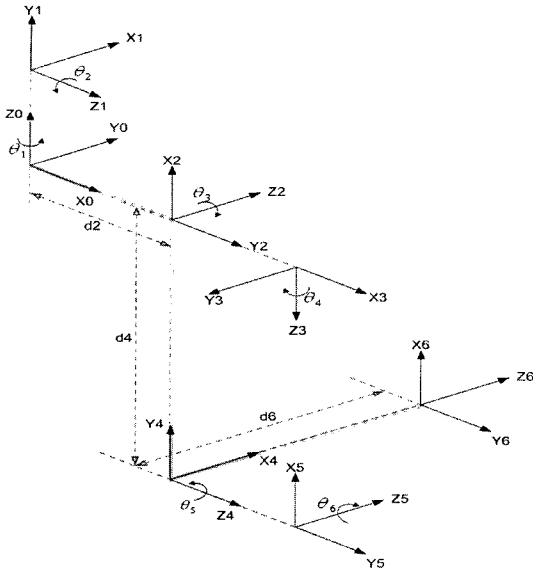


그림 2. 좌표의 설정.
Fig. 2. Coordinates of a robot arm.

표 1. D-H 변수 및 조인트 각도.

Table 1. D-H parameters and joint angle ranges.

Joint	θ_i	α_i	α_i	d_i	Joint range(degree)
1	θ_1	90	0	0	45 to 45
2	θ_2	90	0	d_2	80 to 270
3	θ_3	-90	0	0	0 to 90
4	θ_4	-90	0	d_4	-180 to 0
5	θ_5	90	0	0	0 to 160
6	θ_6	0	0	d_6	-90 to 90

II. 기구학 분석

1. 순기구학

그림 2는 D-H 표현방식에 따른 한 쪽 로봇 팔의 좌표계 설정을 나타낸다. 모두 6 자유도를 나타내고 있으며 각 조인트에 2자유도를 나타낸다.

표 1은 로봇의 좌표 설정을 바탕으로 D-H 변수 및 실제 로봇이 동작 가능한 범위를 나타내고 있다.

위에서 구한 D-H변수로부터 각 조인트의 변환 행렬을 구하면 기준 좌표로부터 end-effector의 좌표까지, 순기구학을 구할 수 있다. 이 변환 행렬로부터 기준 좌표에서 end-effector 좌표까지의 최종 변환 행렬은 다음과 같다.

$${}^0T_6 = {}^0A_1 {}^1A_2 {}^2A_3 {}^3A_4 {}^4A_5 {}^5A_6$$

$$= \begin{bmatrix} n_x & s_x & a_x & p_x \\ n_y & s_y & a_y & p_y \\ n_z & s_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

2. 역기구학

로봇 end-effector의 좌표값과 회전 변환 값을 알 경우 이 로봇의 역기구학을 구할 수 있다. 그러나 로봇의 위치 좌표

값 만을 알고 회전 변환 값을 모르는 경우 모든 조인트의 역기구학을 구할 수 없게 된다. 따라서 다음과 같은 몇 가지 구속조건을 줌으로써 이러한 문제점을 해결하고 역기구학을 구하였다. 이 방식은 로봇의 end-effector 위치 정보만을 알 경우에 사용하기 위한 방식으로 다음과 같은 세 가지의 구속조건이 주어 진다.

- 1) x_0 축과 링크 d_2 가 이루는 각은 x_0 축과 원점에서 (px_6, py_6) 가 이루는 직선과의 각의 $1/2$ 이다.
- 2) 링크 d_4 와 d_6 를 x_0y_0 평면에 투영하면 링크 d_2 의 끝 점과 (px_6, py_6) 가 이루는 직선 위에 있다.
- 3) θ_6 는 로봇 end-effector의 좌표값에 영향을 미치지 못하므로 $\theta_6 = 0$ 으로 놓는다.

위 조건을 바탕으로 각 조인트의 θ 값을 구한다. 우선 그림 3은 각 조인트 θ 값을 구하기 위한 과정을 자세하게 나누어 놓은 것이다.

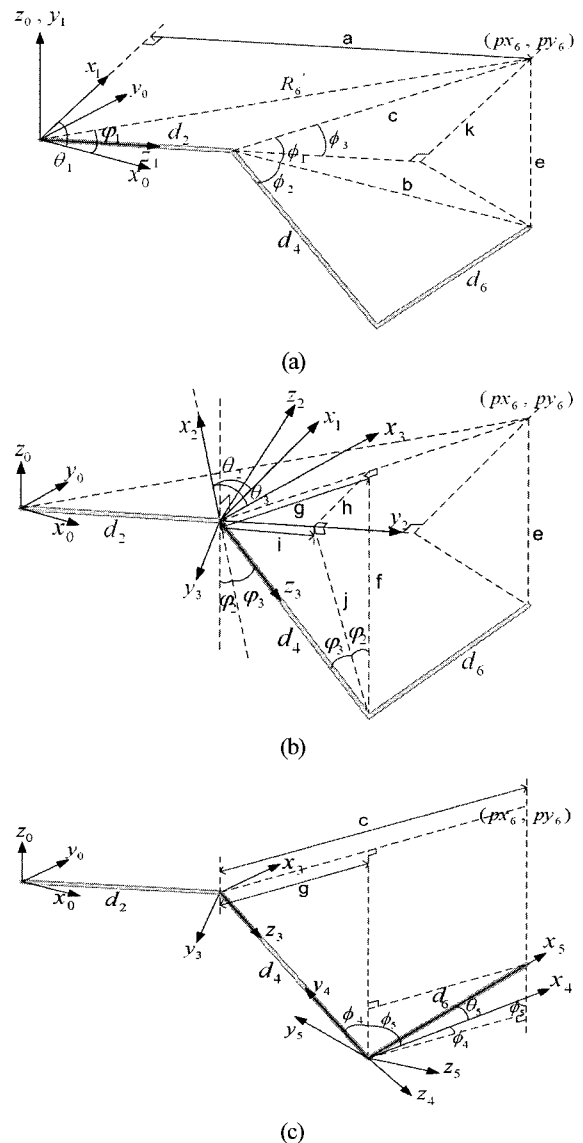


그림 3. 각 조인트의 역기구학 해.
Fig. 3. Inverse kinematics solution of each joint.

기하학의 조건을 적용하면 다음과 같은 변수들을 표현할 수 있다. 그림 3의 (a)로부터

$$\begin{aligned}
 R_6 &= \sqrt{px_6^2 + py_6^2 + pz_6^2}, R_6' = \sqrt{px_6'^2 + py_6'^2} \\
 \varphi_1 &= \tan^{-1} \frac{py_6}{|px_6|}, a = R_6' \cos \frac{\varphi_1}{2}, b = \sqrt{c^2 + e^2}, e = |pz_6| \\
 c &= \sqrt{R_6'^2 + d_2^2 - 2R_6'd_2 \cos \frac{\varphi_1}{2}}, k = R_6' \sin \frac{\varphi_1}{2} \\
 \phi_1 &= \tan^{-1} \frac{e}{c}, \phi_2 = \cos^{-1} \frac{d_4^2 + b^2 - d_6^2}{2d_4b} \\
 \phi_3 &= \tan^{-1} \frac{k}{a - d_2}
 \end{aligned} \tag{2}$$

여기서 $(\phi_1 + \phi_2)$ 의 값에 따라 다음의 두 가지 경우로 나누어 θ 를 구할 수 있다.

1. [if $(\phi_1 + \phi_2) \leq \pi/2$]의 경우, 즉 팔꿈치가 안으로 움츠러 들은 경우이다.

$$\begin{aligned}
 f &= d_4 \sin(\phi_1 + \phi_2), g = d_4 \cos(\phi_1 + \phi_2), h = g \sin \phi_3 \\
 i &= g \cos \phi_3, j = \sqrt{f^2 + h^2}, \varphi_2 = \tan^{-1} \frac{h}{f}, \\
 \varphi_3 &= \tan^{-1} \frac{i}{j}, \varphi_4 = \tan^{-1} \frac{g}{f}, \varphi_5 = \tan^{-1} \frac{|f - e|}{c - g}
 \end{aligned} \tag{3}$$

따라서, 각 θ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \theta_1 &= \frac{\pi}{2} + \frac{\varphi_1}{2}, \theta_2 = \frac{\pi}{2} + \varphi_2, \theta_3 = \frac{\pi}{2} - \varphi_3 \\
 \theta_4 &= -\left(\left(\tan^{-1} \left(\frac{\sin \varphi_3 \cos(\pi/2 - \varphi_2)}{\cos \varphi_3} \right) \right) \right) / 2 + \varphi_3 \\
 \theta_5 &= \frac{\pi}{2} \pm \varphi_5 - \varphi_4, \theta_6 = 0
 \end{aligned} \tag{4}$$

2. [if $(\phi_1 + \phi_2) > \pi/2$]의 경우, 즉 팔꿈치가 밖으로 퍼진 경우이다.

$$\begin{aligned}
 f &= d_4 \sin(\pi - \phi_1 - \phi_2), g = d_4 \cos(\pi - \phi_1 - \phi_2) \\
 h &= g \sin \phi_3, i = g \cos \phi_3, j = \sqrt{f^2 + h^2} \\
 \varphi_2 &= \tan^{-1} \frac{h}{f}, \varphi_3 = \tan^{-1} \frac{i}{j} \\
 \varphi_4 &= \tan^{-1} \frac{g}{f}, \varphi_5 = \tan^{-1} \frac{|f - e|}{c + g}
 \end{aligned} \tag{5}$$

따라서, 각 θ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned}
 \theta_1 &= \frac{\pi}{2} + \frac{\varphi_1}{2}, \theta_2 = \frac{\pi}{2} - \varphi_2, \theta_3 = \frac{\pi}{2} + \varphi_3 \\
 \theta_4 &= -\left(\left(\tan^{-1} \left(\frac{\sin \varphi_3 \cos(\pi/2 - \varphi_2)}{\cos \varphi_3} \right) \right) \right) / 2 + \varphi_3 \\
 \theta_5 &= \frac{\pi}{2} \pm \varphi_5 + \varphi_4, \theta_6 = 0
 \end{aligned} \tag{6}$$

3. 기구학 검증 시뮬레이션

표 2. 로봇 변수.

Table 2. Robot parameters.

Link	Length (m)	Mass (kg)
1	0	4.0
2	0.16	2.95
3	0	2.25
4	0.265	1.75
5	0	1.5
6	0.235	0.5

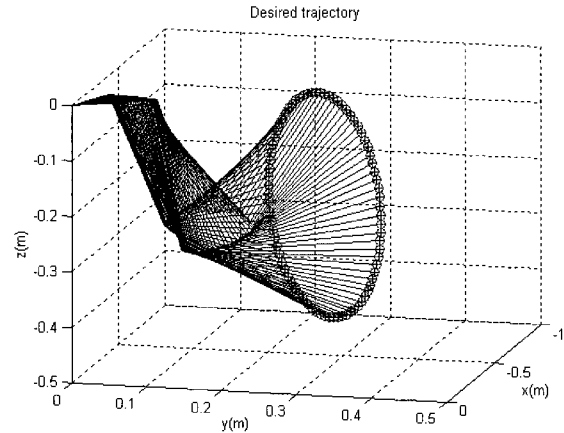


그림 4. 로봇의 움직임.

Fig. 4. Movement of a robot arm.

위에서 구한 역기구학 해를 검증하고자 로봇이 xz평면에 지름이 0.4m인 원을 움직이는 시뮬레이션을 하였다. 원하는 경로는 $x = -0.3 - 0.2 \sin(i)$, $y = 0.3 - 0.1 \sin(i)$, $z = -0.2 + 0.2 \cos(i)$ 이며 $0 \leq i \leq 2\pi$ 이다. 시뮬레이션에 사용된 로봇 시스템의 각 제원은 표 2와 같다.

그림 4는 위의 역기구학 방법을 이용하여 구한 기준 경로와 순기구학을 사용하여 구한 좌표를 함께 나타내고 있다. 순기구학과 역기구학이 일치함을 보여주고 있다.

III. 퍼지 제어기

퍼지 제어기의 설계는 입력 변수가 오차와 오차의 미분 형태 2개이고, 규칙 기반이 49개인 일반적인 PD 형태의 퍼지 제어기를 사용하였다. 이는 퍼지 제어기를 설계함에 있어 보다 쉽게 하기 위함이다. 일반적으로 퍼지 룰을 작성하기 위해서는 그 시스템에 대한 전문적인 지식이나 작동 특성 등을 잘 알고 있어야 한다. 그렇지 않으면 퍼지 법칙을 작성하는데 많은 어려움이 작용하게 된다[11].

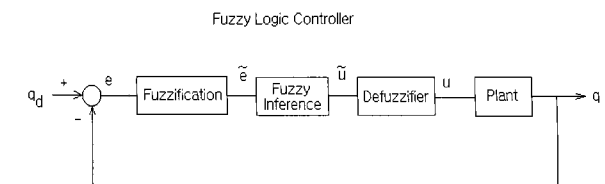


그림 5. 퍼지 제어 시스템.

Fig. 5. Fuzzy controlled system.

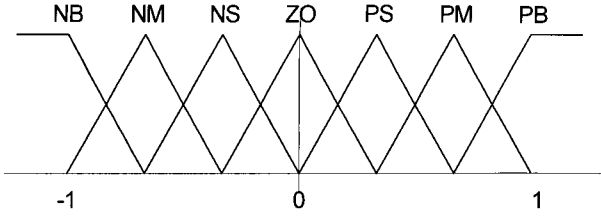


그림 6. 각 제어 변수의 소속 함수.

Fig. 6. Membership function.

각 제어 변수들의 소속 함수는 그림 6과 같으며, 각 소속 함수는 모두 [-1, 1]에서 정규화 시킨 값을 사용한다.

위 소속 함수를 기반으로 Mamdani의 제어 규칙을 설정하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in}, \text{ then } u_i \text{ is } C_i, \quad (7)$$

$$i = 1, 2, \dots, M$$

여기서 A_{ij}, C_i 는 언어적인 표현이다.

무게 중심법에 의한 출력 값은 다음과 같다.

$$u(i) = \frac{\sum_{j=1}^M \mu(u_j) \cdot u_j}{\sum_{j=1}^M \mu(u_j)} \quad (8)$$

여기서 $\mu(u_j)$ 는 소속함수, u_j 는 퍼지집합 \tilde{u} 의 한 값이다.

일반적으로 퍼지시스템은 다음과 같이 표현된다.

$$u = \frac{\sum_{i=1}^M u_i [\prod_{j=1}^N A_{ij}(x_j)]}{\sum_{i=1}^M [\prod_{j=1}^N A_{ij}(x_j)]} \quad (9)$$

(9)는 기본 퍼지 함수의 선형 조합에 의해 아래와 같이 표현된다[11].

$$u = f(X) = \sum_{i=1}^M F_i(X) u_i \quad (10)$$

여기서 퍼지 기본 함수는 다음과 같다.

$$F_i(X) = \frac{\prod_{j=1}^N A_{ij}(x_j)}{\sum_{i=1}^M [\prod_{j=1}^N A_{ij}(x_j)]} \quad (11)$$

여기서 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

퍼지 시스템의 비선형 함수 근사화 능력은 다음과 같이 다항식 $p(x)$ 로 어느 정도의 오차 범위 안에서 수렴한다.

$$f(x) = p(x) + \varepsilon_f \quad (12)$$

여기서 ε_f 는 함수의 근사오차이다.

PD형태의 일반 퍼지 제어기만을 사용하게 되면 퍼지제어기가 비선형이므로 비선형 시스템을 제어하는데 있어서 선형제어기를 사용하는 것보다는 성능이 우수하다. 하지만, 외란이나 불확실성에 능동적으로 대처하는 능력은 저하된다. 이를 보완하기 위해 뉴로 퍼지 제어기를 사용한다.

IV. 뉴로-퍼지 제어기

그림 7은 RCT 기반의 신경회로망-퍼지 제어기의 블록 선도를 나타낸다. 기존의 퍼지제어기를 그대로 사용하고 신경회로망 제어기를 보조제어기로 첨가하여 오차를 줄이는 방식이다. Feedback Error Learning(FEL) 방식의 경우 제어 입력(토크)에 신경회로망의 출력 신호를 더하여 보상하지만 제안하는 방식은 기준 경로 입력에 보상한다. 따라서, FEL 기반의 방식과 비교해서 RCT 기반의 방식은 시스템의 내부를 건드리지 않고 외부에서 보상하는 구조적인 장점이 있다.

그림 7에서 오차 신호는 다음과 같이 구성 된다.

$$e = q_d - q + q_n \quad (13)$$

(12)로부터 PD 형태의 퍼지 제어기의 출력 τ 는 1차 다항식으로 근사화 할 경우에 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tau &\cong k_1 e + k_2 \dot{e} + \varepsilon_f \\ &= k_1(q_d - q + q_n) + k_2(\dot{q}_d - \dot{q} + \dot{q}_n) + \varepsilon_f \\ &= k_1 \varepsilon + k_2 \dot{\varepsilon} + k_1 q_n + k_2 \dot{q}_n + \varepsilon_f \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 k_1, k_2 는 퍼지 법칙에 의해 결정되는 퍼지 상수 값이고, $\varepsilon = q_d - q$ 이다.

여기서 정리하면,

$$\hat{k}_1 \varepsilon + \hat{k}_2 \dot{\varepsilon} = \tau - (k_1 q_n + k_2 \dot{q}_n + \varepsilon_f + \varepsilon_k) \quad (15)$$

여기서 \hat{k}_1, \hat{k}_2 는 k_1, k_2 의 근사치이고 ε_k 는 이득값의 근사화의 오차이다.

신경망의 학습 신호를 다음과 같이 정의 한다.

$$v = \hat{k}_1 \varepsilon + \hat{k}_2 \dot{\varepsilon} \quad (16)$$

신경망의 목적 함수는 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} v^T v \quad (17)$$

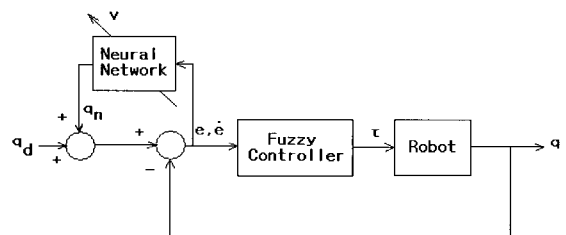


그림 7. RCT 기반의 신경회로망과 퍼지 제어방식.

Fig. 7. Neuro-fuzzy control structure.

목적함수를 가중치로 미분 하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w} &= \frac{\partial E}{\partial v} \frac{\partial v}{\partial w} \\ &= -v \left(\hat{k}_1 \frac{\partial q_n}{\partial w} + \hat{k}_2 \frac{\partial \dot{q}_n}{\partial w} \right) \end{aligned} \quad (18)$$

이 값을 신경망의 역전파 알고리즘에 적용한다.

V. 실험결과

1. 실험 환경

그림 8은 로봇 팔의 제어 실험 환경을 나타낸다. 직교 좌표 공간의 기준 경로는 역기구학을 통하여 컴퓨터에서 연산되어 로봇의 각 조인트의 기준 입력으로 주어진다. 이 기준 경로를 로봇이 잘 추종하도록 PID 제어기, 퍼지 제어기, 뉴로-퍼지 제어기를 사용하였다. DSP로 신경회로망 연산을 실시간으로 수행하여 매 샘플링 시간마다 각 조인트에 명령어를 보내어 움직임을 제어하였다.

2. PID 제어

첫번째 실험에서는 PID 제어기를 사용하였으며, 그 결과는 그림 9와 같다. PID 제어기의 이득값은 실험적으로 시행착오

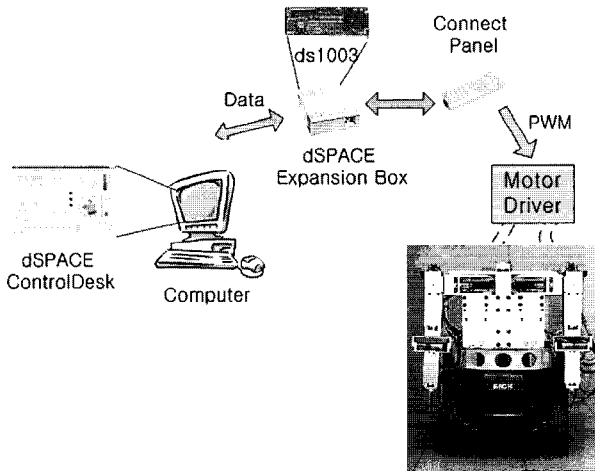


그림 8. ROBOKER 로봇 팔 제어의 실험환경.

Fig. 8. Experimental setup of the ROBOKER arms.

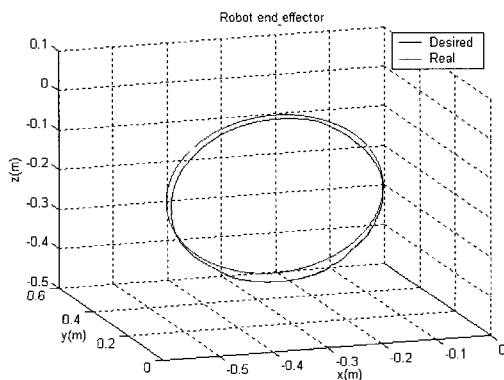


그림 9. PID 제어의 위치 추종 결과.

Fig. 9. Tracking result by the PID control method.

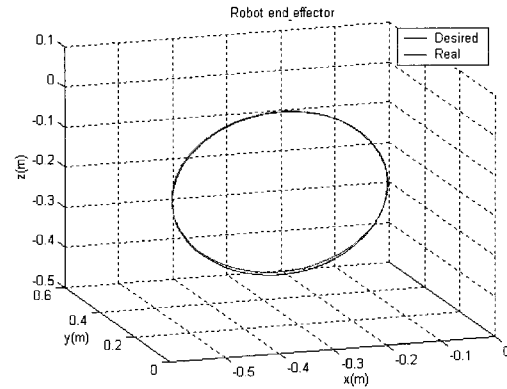


그림 10. 퍼지 제어의 위치 추종 결과.

Fig. 10. Tracking result by the fuzzy control method.

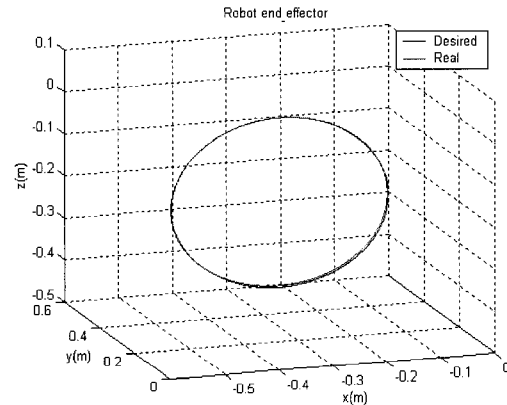


그림 11. RCT 제어의 위치 추종 결과.

Fig. 11. Tracking result by the neuro-fuzzy control method.

를 거쳐 선택하였다. 오차는 평균 약 25mm 정도로 매우 크게 나타나고 있는 것을 확인 할 수 있다.

3. 퍼지 제어

위 실험은 퍼지 제어기만을 사용한 것으로 실험 결과는 그림 10과 같다. 오차를 보면 평균 약 6mm 정도로 PID제어기의 경우보다 줄어들음을 알 수 있다.

4. 신경망-퍼지 제어

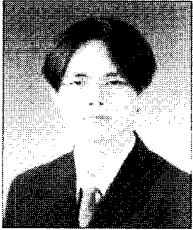
위 실험으로 RCT제어 방식을 이용한 뉴로-퍼지 제어기에 대한 실험으로 결과는 그림 11에서 보는 바와 같다. 오차를 보면 평균 약 4mm정도가 되어 가장 작은 오차를 나타냄을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 직교좌표 공간에서 로봇 팔 끝의 위치정보만 주어질 경우에 ROBOKER팔의 역기구학을 분석하여 각 조인트를 제어하였다. 인간형 로봇 팔의 정확한 위치추종을 위하여 신경회로망과 퍼지 제어기가 결합된 형태의 지능 제어를 설계하였으며, 각 제어기의 성능을 실험적으로 언어 비교하여 보았다. 신경회로망의 실시간 연산을 위해 DSP를 사용하여 뉴로-퍼지 제어를 수행하였다. 그 결과 신경회로망과 퍼지를 결합한 RCT방식의 뉴로-퍼지 제어기가 가장 좋은 결과를 나타내는 것을 확인 할 수 있었다.

참고문헌

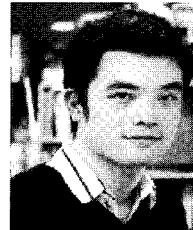
- [1] J. S. Wang and C. S. G. Lee, "Self-adaptive recurrent Neuro-fuzzy control of an autonomous underwater vehicle," *IEEE Trans. on Robotics and Automations*, vol. 19, no. 2, pp. 283-295, 2003.
- [2] S. Pletl, "Neuro-fuzzy control of rigid and flexible joint robotic manipulator," *IEEE IECON*, pp. 93-97, 1995.
- [3] A. J. P. H. Yang, D. M. Auslander, and R. N. Dave, "Real time Neuro-fuzzy control of a nonlinear dynamic system," *Biennial Conf. of North American Fuzzy Information Processing*, pp. 210-214, 1996.
- [4] J. S. Jang and C. T. Sun, "Neuro-fuzzy modeling and control," *Proceeding of IEEE*, vol. 83, no. 3, pp. 378-406, 1995.
- [6] W. Wei, S. Zeng, and X. Gan, "Fuzzy and neural network control system of intelligent RLED arm manipulators for dynamic obstacles," *IEEE Conference on Fuzzy systems*, pp. 577-580, 2001.
- [7] K. Goser, K. Schuhmacher, M. Hartung, K. Heesche, B. Hesse, and A. Kanstein, "Neuro-fuzzy systems for engineering applications," *IEEE Fuzzy System Conference*, pp. 759-764, 1996.
- [8] A. K. Palit and R. Babuska, "Efficient training algorithm for takagi-sugeno type neuro-fuzzy network," *IEEE Conf on Fuzzy Systems*, pp. 1367-1371, 2001.
- [9] W. Li, "A method for design of a hybrid Neuro-fuzzy control system based on behavior modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 5, no. 1, pp. 128-137, 1997.
- [10] S. Jung and H. Cho, "Balancing and position tracking control of an inverted pendulum on an X-Y plane using decentralized neural networks," *IEEE/ASME Advanced Intelligent Mechatronics*, p. 181-186, 2003.
- [11] X. J. Zeng and M. G. Singh, "Approximation theory of fuzzy systems-SISO case," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 2, no. 2, 1994.



송 덕 회

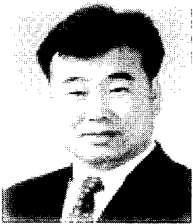
1976년 3월 14일생. 2002년 2월 충남대학교 메카트로닉스 공학과 졸업. 2005년 6월 충남대학교 메카트로닉스 공학과 대학원 졸업. 현재 원자력 연구소 위촉 연구원. 관심분야는 퍼지제어 및 신경망 제어, 이동 로봇 제어기 설계, 로봇

공학.



노 진 석

1981년 9월 6일생. 2005년 2월 한밭대학교 기계공학과 졸업. 현재 충남대학교 메카트로닉스 공학과 석사과정. 관심분야는 신경망 제어 및 뉴로 퍼지제어, DSP 제어기 하드웨어 구현.



정 슬

1964년 9월 11일생. 1988년 미국 웨인 주립대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업. 1991년 미국 캘리포니아대 데이비스 전기 및 컴퓨터 공학과 석사. 동 대학 박사. 1997년~현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 부교수. 관심분야는 지능

제어시스템 및 지능 로봇 시스템, 인간중심의 로봇, 무인 로봇의 위치 추정 및 원격제어.