

신경회로망을 이용한 직접 구동형 로봇의 위치제어에 관한 연구

신춘식* · 황용연* · 노창주**

A Study on Position Control of the Direct Drive
Robot Using Neural Networks

C. S. Shin* · Y. Y. Hwang* · C. J. Roh**

Key words : Robotics(로봇공학), Direct Drive Robot(직접구동로봇), Neural Network(신경회로망), Position Control(위치제어)

Abstract

This paper is concerned with position control of direct drive robots. The proposed algorithm consists of the feedback controller and neural networks. After the completion of learning, the output of the feedback controller is nearly equal to zero, and the neural networks play an important role in the control system. Therefore, the optimum retuning of control parameters is unnecessary. In other words, the proposed algorithm does not need any knowledge of the controlled system in advance. The effectiveness of the proposed algorithm is demonstrated by the experiment on the position control of a parallelogram link-type direct drive robot.

1. 서 론

최근 로봇의 사용분야가 단순한 반복작업에 의한 공장자동화분야 뿐만 아니라 해양, 항공 및 우주분야 등으로 확대됨에 따라 로봇에 대한 기대와 용도가 다양해지고 있다. 특히 고속, 고정밀도의 로봇을 실현하기 위한 각종 액츄에이터의 연구 개발에 대한 요구가 높아지고 있다. 이러한 요구에

부응하기 위해서 개발된 것으로 직접 구동형(Direct drive : 이하 DD) 모터가 실용화 단계에 들어서고 있다. DD 모터는 기어를 이용한 감속기를 사용하지 않기 때문에 Backlash나 Hysteresis가 없고 마찰이나 토크의 변화도 매우 작기 때문에 액츄에이터로서 DD 모터를 이용한 DD 로봇은 고정밀도의 위치 혹은 힘 제어가 가능하다¹⁾. 또한, 구조가 간단하기 때문에 부정확한 요인이나 모델링이

* 부경대학교 공과대학 제어계측공학과 (원고접수일 : 96년 10월)

** 한국해양대학교 기관공학과

려운 파라미터가 적으므로 비교적 정확한 모델을 얻을 수 있다.

로봇을 고속 및 고정밀도로 제어하기 위해서는 동역학 방정식과 운동학 함수등 복잡한 알고리즘이 필요하고, 비선형 피드백 제어와 분해 가속도 제어등은 역동역학을 계산하여 제어하는 방법을 취하고 있으나,^{3,4)} 이 제어법들은 계산량이 많고, 부하변동에 약한 문제점들을 가지고 있다. 한편, DD 로봇은 감속기 부착 모터를 이용한 로봇에 비해서 자세나 운동에 의한 링크의 간섭과 코리올리력, 원심력 및 중력등 비선형특성이 현저하게 나타나는 문제점이 있다. 이러한 비선형 시스템의 설계에 대한 안정도 문제는 현대제어이론의 응용을 전제로 하여 급속히 연구 발전되고 있으나^{5,6)}, 이것은 비선형 시스템의 동특성을 어느 정도까지 정확히 파악하느냐에 따라 그 성능이 결정된다고 할 수 있다. 이러한 관점에서 신경회로망(Neural Network)을 이용한 제어대상의 정확한 모델링이 불필요한 새로운 제어법에 대한 관심이 높아지고 있다.⁷⁾

인간은 오랜 경험으로부터 어떤 운동에 대한 지식 운동요령을 습득하고 있다. 이러한 운동 요령은 반복을 거듭하므로써 일종의 학습기능이 인간의 감각기관에 축적된다고 볼 수 있다. 이와같은 인간의 학습기능을 로봇에 부여함으로써 로봇은 보다 지능화된 모습으로 여러 가지 목적을 달성하는 능력을 가지게 되리라 생각된다.

본 연구에서는 DD 모터를 이용하여 평행링크 로봇을 자체 제작하였으며, DD 로봇의 고정밀도 및 지능화의 실현을 위하여 신경회로망과 피드백 제어기(Feedback controller)로 구성된 학습제어 알고리즘을 제안하고, 제작한 평행링크 로봇의 위치제어에 적용하여 그 유효성을 고찰한다.

2. 신경회로망의 구성

인간의 뇌는 140억개 이상의 신경세포로 구성된 정보처리기관이다. 이 막대한 수의 신경세포는 서로 복잡하게 결합되어 신경회로망을 형성하고, 고도의 병렬분산처리 시스템을 실현하고 있다. 신경회로망은 반복훈련과 과거의 경험에 의해 보다 빨리 보다 정확히 지령을 내릴 수 있도록 하며, 특히

환경의 변화에 대해서도 적절히 적응하는 능력을 갖고 있다. 즉, 외부환경에 맞도록 자기자신의 내부구조를 변화시켜 조정하는 학습능력을 갖고 있는 것이다.

2. 1. 신경회로망의 모델

신경회로망에서 이용되는 인공 신경세포의 모델은 그림 1과 같이 다입력 1출력이고, 이것을 계층적으로 결합한 것이 신경회로망이다. 신경회로망은 일반적으로 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성되어 질 수 있다. 그림 2는 피이드포워드형의 신경회로망을 보여주고 있다.

신경회로망의 각층 내부에서의 뉴론(Neuron) 사이의 결합은 존재하지 않는 것으로 하며, 뉴론은 입력층으로부터 출력층을 향하여 한쪽 방향으로만 결합되는 것으로 한다. 또한 입력층의 입출력관계는 선형이며, 은닉층과 출력층의 출력은 시그모이드(Sigmoid) 함수를 통과시킨 것으로, $-1 < f(x) < 1$ 의 범위의 값을 갖는 것으로 한다.

입력층, 은닉층, 출력층의 뉴론 수를 각각 L, M, H라 놓으면, 각 층의 입출력 관계는 다음식과 같이 주어진다.

$$y_i = x_i \tag{1}$$

$$x_j = \sum_{i=1}^L w_{ij} y_i \tag{2}$$

$$y_j = f(x_j) \tag{3}$$

$$x_n = \sum_{j=1}^M w_{jn} y_j \tag{4}$$

$$y_n = f(x_n) \tag{5}$$

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \tag{6}$$

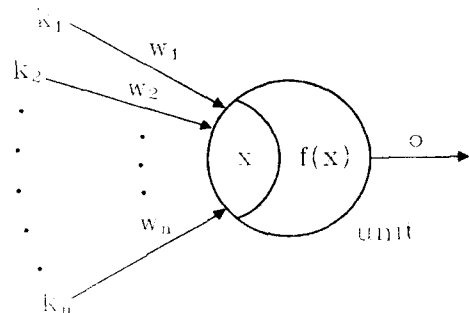


Fig. 1. A neuron model

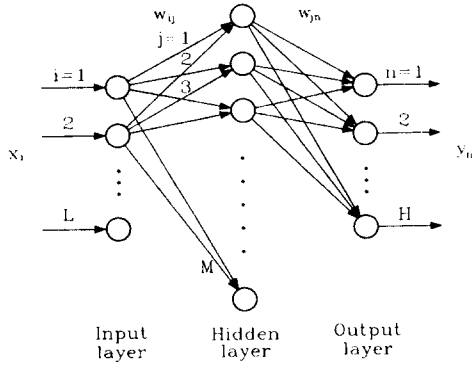


Fig. 2. A feedforward neural network

x_i, y_i : 입력층 i 번째 뉴런의 입력, 출력
 x_j, y_j : 은닉층 j 번째 뉴런의 입력, 출력
 x_n, y_n : 출력층 n 번째 뉴런의 입력, 출력
 w_{ij} : y_i 와 x_j 사이의 연결강도
 w_{jn} : y_j 와 x_n 사이의 연결강도

2. 2. 신경회로망에 의한 학습

신경회로망에 의한 제어기의 학습 알고리즘으로서 역전파법(Backpropagation)⁷⁾을 이용하였다. 역전파법은 입력층의 각 뉴런에 입력신호가 주어지면, 이 신호는 입력층과 은닉층 사이의 연결강도 w_{ij} (초기치는 임의의 작은 값으로 주어진다)에 의해 변환되어 은닉층에 전달되고, 또다시 은닉층과 출력층 사이의 연결강도 w_{jn} 에 의해 변환되어 출력층의 y_n 으로 출력하게 된다. 이 출력값과 원하는 목표값을 비교하여, 그 차이를 줄여나가는 방향으로 각 연결강도의 값을 역순으로 조절, 즉 은닉층과 출력층사이의 연결강도를 조절한 후, 이것을 또 대로 입력층과 은닉층 사이의 연결강도를 조절하는 것이다. 신경회로망의 실제출력 y_n , 목표출력을 v_n 이라하면, 연결강도는 다음식에 의해 조절된다.

$$w_{jn}(m+1) = w_{jn}(m) + \sum_{j,n} \eta \delta_n y_j \quad (7)$$

$$w_{ij}(m+1) = w_{ij}(m) + \sum_{i,j} \eta \delta_j y_i \quad (8)$$

여기서, m 은 학습회수(연결강도의 조절회수), η 는 학습율이며, 역전파 오차 δ_n, δ_j 는 다음과 같이 주어진다.

$$\delta_n = f'(x_n) \cdot (v_n - y_n) \quad (9)$$

$$\delta_j = f'(x_j) \sum_{n=1}^H \delta_n w_{jn} \quad (10)$$

여기서, $f'(x)$ 는 $f(x)$ 의 미분을 나타낸다.

3. 실험장치

3. 1. DD 로봇의 구성

실험에 사용하는 평행링크 로봇 및 제어장치를 포함하는 주변장치의 구성을 그림 3에 나타내었다. DD 모터는 Yokogawa의 DM1045-B로서 주요사양은 정격출력 380[W], 정격토크 30[Nm], 정격 회전수 2.0[rps], 최대 출력토크 45[Nm], 최대 회전수 2.4[rps]이다. 또한, 모터의 회전 각도에 해당하는 펄스열을 발생하는 로터리 엔코더는 1회전 당 655,360펄스를 발생한다. 서보드라이브 내에 있는 서보증폭기는 속도증폭기와 전력회로로 구성되어 있으며, Interface에서 출력되는 지령전압에 대한 모터의 구동전압을 공급한다. A/D 변환기는 서보드라이브를 통해 나오는 속도신호나 증폭기의 출력신호를 디지털 신호로 변환하여 586 컴퓨터에 입력시킨다. 입력범위는 $\pm 5[V]$ 이며, 분해능은 12비트이다. D/A 변환기는 서보드라이브에 아날로그 지령전압을 출력하며, 출력전압의 최대가변 범위는 $\pm 5[V]$ 이다.

3. 2. 평행링크 DD 로봇의 동역학방정식

그림 4는 제작한 실험장치의 개략도이다($l_1=l_3=l_4=0.4[m]$, $l_2=0.2[m]$). 평행링크 로봇은 2개의 DD 모터가 각각 기저부에 설치되어 있기 때문

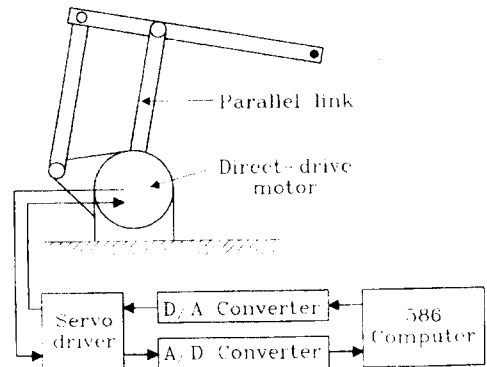


Fig. 3. Configuration of experimental apparatus

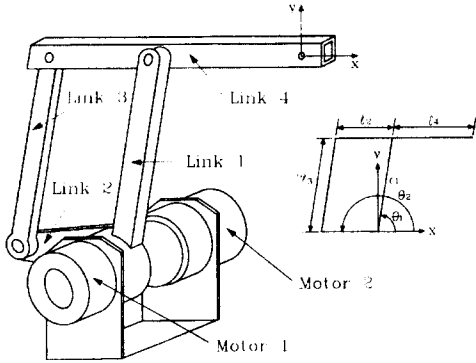


Fig. 4. Parallelogram link robot

에 모터 자체의 질량이 다른 모터에 부하가 되지 않고, 링크 수는 증가하지만 로봇 전체의 질량이 가볍게 되는 잇점이 있다.

로봇의 동역학 방정식은 일반적으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tau = \mathbf{M}(\theta)\ddot{\theta} + \mathbf{F}(\theta, \dot{\theta}) \quad (11)$$

여기서 τ 는 회전관절에서의 발생토크, 우변의 제1항은 관성행렬, 제2항은 비선형력(원심력, 코리올리력 및 중력의 합계)을 나타내며, $\theta, \dot{\theta}$ 및 $\ddot{\theta}$ 는 관절각, 각속도 및 각가속도 벡터를 나타낸다.

$$\tau = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{M}(\theta) = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{F}(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \dot{\theta}_2^2 + \frac{\partial P}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \dot{\theta}_1^2 + \frac{\partial P}{\partial \theta_2} \end{bmatrix} \quad (14)$$

여기서 P 는 위치에너지를 나타내며, 관성행렬 \mathbf{M} 의 요소 $M_{ij}(i=1, 2, j=1, 2)$ 는 다음과 같다.

$$M_{11} = m_1 l_{c1}^2 + m_3 l_{c3}^2 + m_4 l_1^2 + \mathbf{I}_1 + \mathbf{I}_3 \quad (15)$$

$$M_{12} = M_{21} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4}) c_{1-2} \quad (16)$$

$$M_{22} = m_2 l_{c2}^2 + m_3 l_2^2 + m_4 l_{c4}^2 + \mathbf{I}_2 + \mathbf{I}_4 \quad (17)$$

여기서, \mathbf{I}_i 는 i 관절축 주위의 관성모멘트를 나타내며, l_{ci} 는 관절 i 에서의 링크 질량중심까지의 길이이고, m_i 는 링크 i 의 질량을 나타낸다. 식 (14)에

서

$$\frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4})(c_1 s_2 - s_1 c_2) \quad (18)$$

$$\frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4})(s_1 c_2 - c_1 s_2) \quad (19)$$

가 된다. 단, 식의 간략화를 위해 정현, 여현을 각각 $s_i = \sin \theta_i, c_i = \cos \theta_i, c_{i-j} = \cos(\theta_i - \theta_j)$ 와 같이 표기한다. 또한, g 를 중력가속도라 할 때 $\frac{\partial P}{\partial \theta_i}$ 는 다음과 같다.

$$\frac{\partial P}{\partial \theta_1} = g c_1 (m_1 l_{c1} + m_3 l_{c3} + m_4 l_1) \quad (20)$$

$$\frac{\partial P}{\partial \theta_2} = g c_2 (m_2 l_{c2} + m_3 l_2 - m_4 l_{c4}) \quad (21)$$

2자유도 평행링크의 경우 $\theta_i \theta_j (i \neq j)$ 의 항으로 표현된 코리올리력은 작용하지 않음을 알 수 있다. 그러므로, 평행링크 로봇은 직렬링크 로봇에 비해 비선형항을 줄일 수 있는 장점을 가지고 있다.

3. 3. 로봇의 운동학 및 역운동학 함수

본 연구에서 제안하는 평행링크 로봇의 위치 제어를 그림 5에 나타냈다.

그림 5에서 운동학 함수 $\Lambda(\theta)$ 를 이용하여 관절변수 θ 를 링크 선단의 직각좌표계 위치 r 로 다음과 같이 변환시킬 수 있다.

$$r = \Lambda(\theta) \quad (22)$$

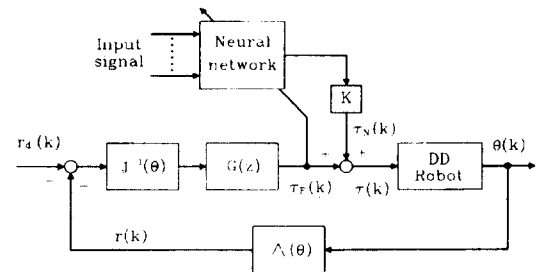


Fig. 5. Position control of a parallelogram link robot

여기서, \mathbf{r} 및 θ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{r} = [r_x \ r_y]^T \quad (23)$$

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2]^T \quad (24)$$

$\Lambda(\theta)$ 는 링크 구조의 동차변환에 의해 구해지나, 본 연구에서 이용하는 로봇의 경우는 기하학적 해를 이용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\Lambda(\theta) = \begin{bmatrix} l_1 \cdot c_1 - l_3 \cdot c_2 \\ l_1 \cdot s_1 - l_3 \cdot s_2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

목표위치 \mathbf{r}_d 와 실제위치 \mathbf{r} 과의 오차는 Jacobian 행렬 $\mathbf{J}(\theta)$ 를 이용하여 관절좌표계를 기준으로 한 관절각 변위 $\Delta\theta$ 로 변환시킬 수 있다.

$$\Delta\theta = (\mathbf{r}_d - \mathbf{r})\mathbf{J}^{-1}(\theta) \quad (26)$$

여기서, $\mathbf{J}(\theta)$ 는 식(25)로부터 다음과 같이 된다.

$$\mathbf{J}(\theta) = \begin{bmatrix} -l_1 \cdot s_1 & l_3 \cdot s_2 \\ l_1 \cdot c_1 & -l_3 \cdot c_2 \end{bmatrix} \quad (27)$$

본 제어계에서 로봇의 조작량(토크) τ 는 실제의 응답과 목표값에 기초를 둔 피드백 제어기로부터의 출력 τ_F 와 신경회로망으로부터의 출력 τ_N 의 합으로 다음식과 같이 주어진다.

$$\tau = \tau_F + \tau_N \quad (28)$$

그림 5의 전달함수 행렬은 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{G}(z) = \begin{bmatrix} G_x(z) & 0 \\ 0 & G_y(z) \end{bmatrix} \quad (29)$$

여기서 K_P 는 비례 게인, K_D 는 미분 게인이라하면 $G_x(z)$ 와 $G_y(z)$ 는 다음식과 같다.

$$G_x(z) = G_y(z) = K_P + K_D(1 - z^{-1}) \quad (30)$$

학습의 초기단계에서는 오차가 크므로 피드백 제어기가 주제어기가 되며, 신경회로망으로부터의 출력은 거의 0에 가깝다. 그러나 학습이 진행됨에 따라 오차가 작게 되며, 신경회로망에 의한 제어기가 주제어기로 바뀌게 된다. 그러므로 피드백

제어기로부터의 출력이 0이 되었을 때는 신경회로망의 내부에 역시스템이 구축되었음을 뜻하며, 신경회로망의 입력신호를 이용하여 작업대상체의 조작량을 직접 산출하게 된다.

신경회로망의 입력신호로서 목표위치 r_d , 속도 \dot{r}_d , 가속도 \ddot{r}_d , 실제출력 r 을 입력한다. 또한, 신경회로망의 출력 y_n 을 제어대상의 조작량으로 조절하기 위해 정수 K 를 이용한다.

$$\tau_N = Ky_n \quad (31)$$

신경회로망의 입력신호 중 \dot{r}_d , \ddot{r}_d 는 목표위치 r_d 를 이용한 수치미분을 나타내며, 샘플링 주기를 T 라 놓으면 다음식과 같이 된다.

$$\dot{r}_d(k) \triangleq \frac{r_d(k) - r_d(k-1)}{T} \quad (32)$$

$$\ddot{r}_d(k) \triangleq \frac{\dot{r}_d(k) - \dot{r}_d(k-1)}{T} \quad (33)$$

연산지연의 영향을 고려하여 1샘플링 주기 미래의 값 $r_d(k+1)$, $\dot{r}_d(k+1)$, $\ddot{r}_d(k+1)$ 을 신경회로망의 실제 입력신호로 이용한다.

4. 실험 및 고찰

본 연구에서는 로봇의 팔끝 위치에서 원과 정삼각형 및 정사각형의 목표 궤적을 추종하는 것을 위치제어 실험 대상으로 하였다. 신경회로망의 입력신호는 $r_x(k)$, $r_{dx}(k+1)$, $\dot{r}_{dx}(k+1)$, $\ddot{r}_{dx}(k+1)$ 및 $r_y(k)$ 와 $r_{dy}(k+1)$, $\dot{r}_{dy}(k+1)$, $\ddot{r}_{dy}(k+1)$ 의 8개의 입력신호를 이용하였으며, 은닉층의 뉴런 수는 10개, 출력층의 뉴런 수는 2개로 하였다. 또한, 연결강도의 초기값은 -0.1에서 0.1사이의 임의의 값으로 지정하였으며, 학습률 $\eta=0.05$, $K=40$ 로 하였다. 신경회로망의 학습은 각 샘플링 주기마다 수행하도록 하였으며, 원 궤적 추종 실험의 경우, 로봇의 팔끝 위치에서 직경 0.16[m]의 원을 2초 동안에 그리도록 하였다. 실험에 사용한 각 계수의 값은 속도 $v=0.28$ [ms], 최대 가속도 $a=1.3$ [m/s²], 샘플링 주기 $T=5$ [m/s] 및 총 샘플링 수 400의 값을 사용하였다. 또한 피드백 제어기의 게인(Gain)은 제어기가 충분히 안정되도록 하는 범위 내에서 적당한 값 $K_P=250$, $K_D=15$ 를 선택하였다.

원 궤적을 최초 1회 추종시킨 후의 응답 결과를 그림 6과 그림 7에 나타내었다. 그림 6(a)는 실제 출력 θ_1 과 θ_2 , 목표각도 θ_{d1} 과 θ_{d2} 를 나타낸다. 그림 6(b)는 로봇의 실제 조작량 τ_1 과 τ_2 , 신경회로망의 출력 τ_{N1} 과 τ_{N2} 를 나타내며, 1회 실행시에는 피드백 제어기만을 이용하기 때문에 신경회로망의 출력 τ_{N1} 과 τ_{N2} 는 0이다. 또한 그림 7의 응답결과에서 알 수 있듯이 적당한 피드백 계인을 사용하였기 때문에 목표값에 못 미치고 있다.

원 궤적을 10회 추종시킨 후의 응답 결과를 그림 8과 그림 9에 나타내었다. 그림 8(a)의 출력각도 θ_1, θ_2 는 목표각도 θ_{d1}, θ_{d2} 와 일치하고 있으며, 그림 8(b)를 보면 조작량 τ_1, τ_2 와 신경회로망의 출력 τ_{N1}, τ_{N2} 가 거의 일치하고 있다. 이것은 피드백 제어기에서의 출력 τ_f 가 0에 가깝다는 것을 뜻하며, 신경회로망이 주 제어기로 동작하고 있음을 알 수 있다. 또한, 그림 9(a)의 세로축은 각도의 평균 자승 오차 e_1^2, e_2^2 를 나타내며, 가로축은 원 궤적 추종 회수를 나타낸다. e_1^2, e_2^2 는 총 샘플링 수를 N 이라 놓고, 다음과 같이 정의한다.

$$e_i^2 = \frac{\sum_{k=1}^N \{\theta_{di}(k) - \theta_i(k)\}^2}{N} \quad (i=1, 2) \quad (34)$$

그림 9(b)의 응답결과로부터 목표궤적과 실제궤적이 거의 일치함을 알 수 있다.

그림 10과 그림 11은 원 궤적을 10회 반복 추종한 후의 연결강도를 이용하여 정삼각형 및 정사각형을 10회 추종했을 때의 응답 결과를 나타낸다. 그림 10(a)와 그림 11(a)의 출력각도 θ_1, θ_2 는 목표각도 θ_{d1}, θ_{d2} 와 일치하고 있으며, 그림 10(b)와 그림 11(b)의 결과로부터 1회 실행하였을 때와 10회

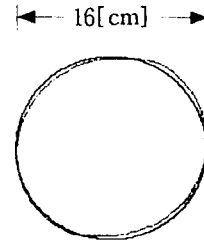


Fig. 7. Trajectory(1st trial)

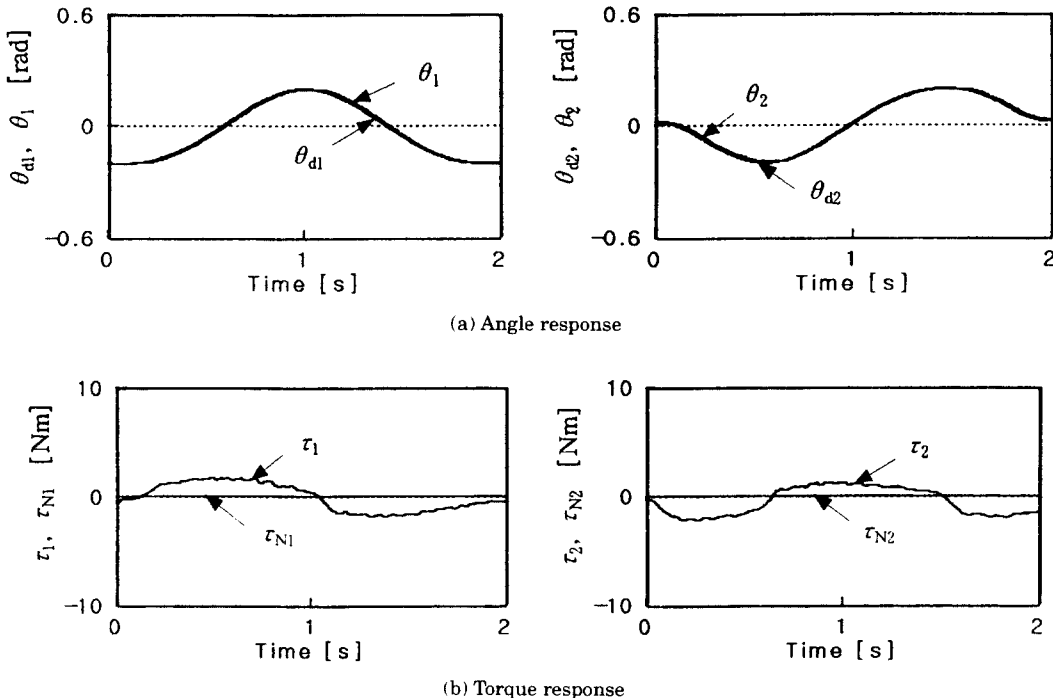


Fig. 6. Learning results of a circle trajectory(1st trial)

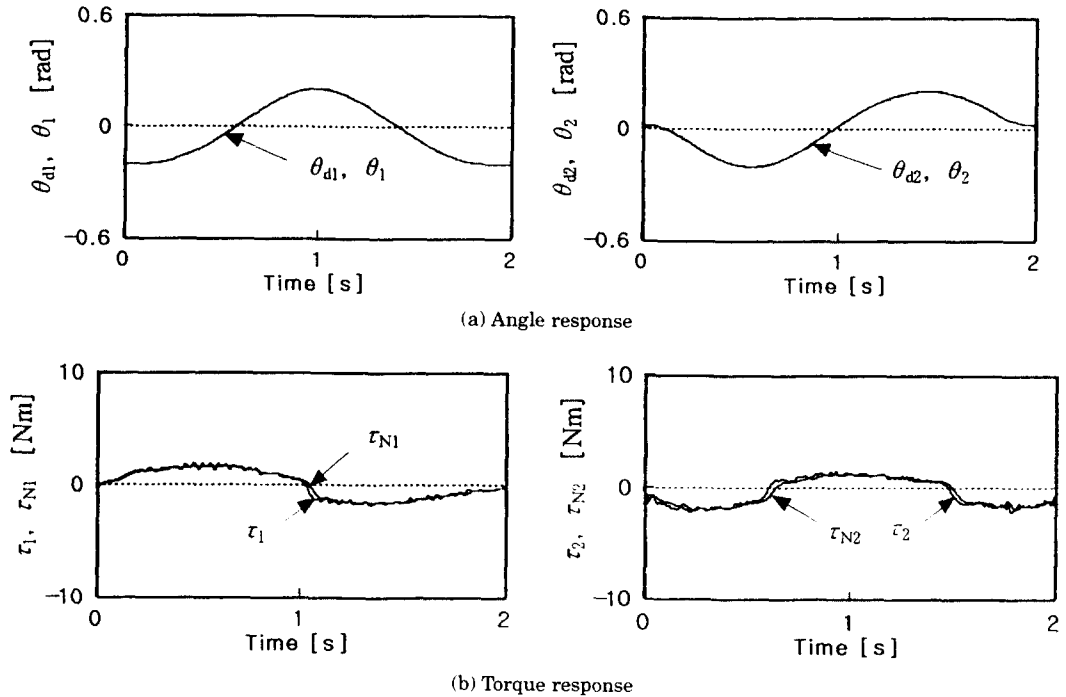


Fig. 8. Learning results of a circle trajectory(10th trial)

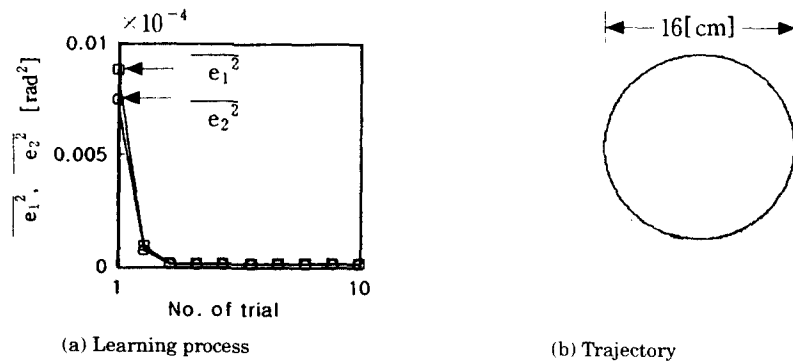


Fig. 9. Learning process and trajectory(10th trial)

실행했을 때의 평균 자승 오차의 차이가 거의 없음을 알 수 있다. 그림 10(c)는 정삼각형을 추종하였을 때의 응답 결과를 나타내고, 그림 11(c)는 정사각형을 추종하였을 때의 응답 결과를 나타낸다.

따라서, 이상과 같은 세가지 형태의 실험결과로부터 본 연구에서 제안한 학습제어 알고리즘은 변화된 새로운 작업대상에 대해서도 빠른 적응력이 있음을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 DD 로봇의 위치제어 실험을 위해 DD 모터를 이용한 평행링크 로봇을 제작하였다. 또한, DD 로봇의 고정밀도 및 지능화를 위해 피드백 제어기에 신경회로망을 첨가한 학습제어 알고리즘을 제안하여, 직각좌표계를 이용한 원, 정삼각형 및 정사각형을 추종하는 위치제어 실험을

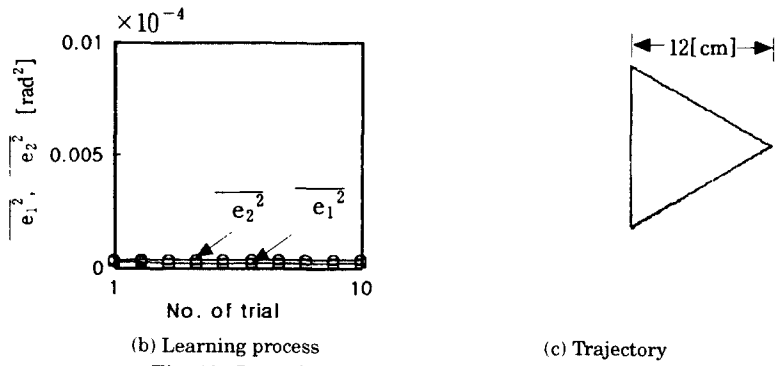
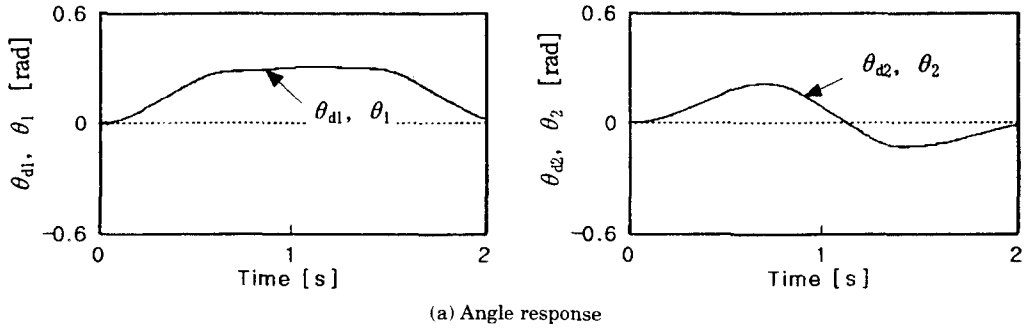


Fig. 10. Learning results of a triangle trajectory

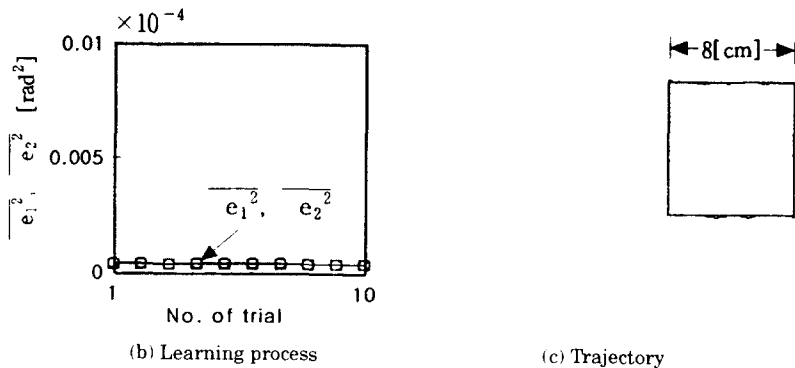
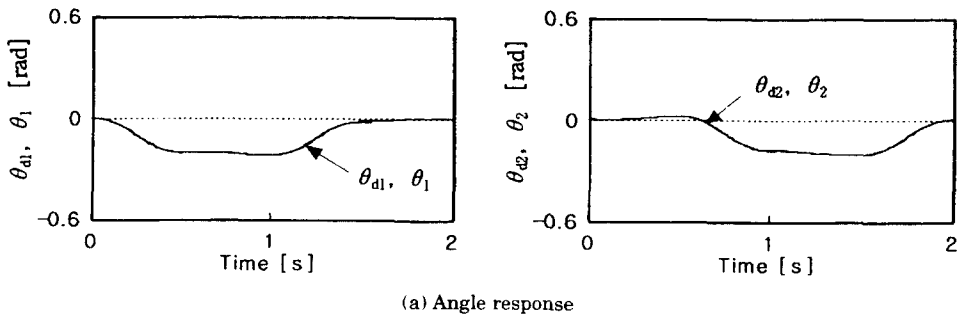


Fig. 11. Learning results of a square trajectory

하였다. 그 결과, 제안한 학습제어 알고리즘은 학습이 진행됨에 따라 신경회로망으로 실현된 제어기가 주제어기가 되어 조작량을 직접 출력하게 된다는 것을 알 수 있었다. 즉 Jacobian행렬을 포함한 로봇의 실제 조작량이 신경회로망에 의해 생성된다는 것을 알 수 있었으며, 이로 인해 제안한 알고리즘은 피드백 제어기의 파라미터에 대한 정밀한 조정이 필요없으며, 제어대상에 대해서도 상세한 지식을 갖고 있지 않아도 된다는 장점을 갖고 있다. 또한, 신경회로망의 입력신호로서 목표값의 수치미분값을 이용하므로써 빠른 학습효과를 낼 수 있었으며, 반복학습 후의 신경회로망을 변화된 작업대상에 적용시킨 결과 빠른 적응력을 갖고 있음을 보였다.

참고문헌

- 1) Hwang, Y. Y. and Todo, I., "Cooperative Control of Two Direct Drive Robots Using Neural Networks", JSME Int. Journal(C), Vol. 37, No. 2, pp. 335 - 341, 1994.
- 2) 申正鎬, 堀孝正, "외란움저버를 이용한 직접구동형 로봇의 강인한 운동제어", 대한전기학회 논문집, Vol. 44, No. 3, pp. 381 - 388, 1995.
- 3) E. Freud, "Fast Nonlinear Control with Arbitrary Pole Placement for industrial Robots and Manipulators", Int. J. Robot Res., Vol. 1 - 1, pp. 65 - 78, 1982.
- 4) J. Y. S. Luh, M. W. Walker, R. P. Paul, "Resolved Acceleration Control of Mechanical Manipulators", IEEE Trans. Automatic Control, AC - 25, No. 3, pp. 468 - 474, 1980.
- 5) Jean Jacques E. Slotine, Weiping Li, "Applied Nonlinear Control", Prentice - Hall International, 1991.
- 6) D. L. Kleinman, "An easy way to stabilize a linear constant system", IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 15, No. 6, pp. 692 - 699, 1970.
- 7) Rumelhart. D. E., Hinton. G. E. and Williams. R. J., "Learning Internal Representation by Error Propagation", Parallel Distributed Processing, Vol. 1, MIT Press, pp. 318 - 362, 1986.
- 8) Ozaki, Suzuki et al., "Trajectory Control of Robotic Manipulators Using Neural Networks". IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 38, No. 3, pp. 195 - 202, 1991. 6.
- 9) 탁한호, 이상배, "신경회로망을 이용한 비선형시스템 제어에 관한 연구", 대한전자공학회 추계학술대회 논문집, Vol. 17, No. 2, pp. 1509 - 1512, 1994.