

## 신경회로망을 이용한 로봇 매니플레이터의 힘 제어에 관한 연구

황 용 연\*

A Study on the Force Control of a Robot Manipulator Using Neural Networks

Y. Y. Hwang

**Key words** : Robotics(로봇공학), Force Control(힘 제어), Neural Networks(신경회로망),  
Direct-Drive Robot(직접구동 로봇)

### Abstract

Direct-drive robots are suitable to position and force control with high accuracy, but it is difficult to design a controller which gives satisfactory performance because of the system's nonlinearity and link-interactions. This paper is concerned with the force control of direct-drive robots. The proposed algorithm consists of feedback controllers and a neural network. After the completion of learning, the outputs of feedback controllers are nearly equal to zero, and the neural network controller plays an important role in the control system. Therefore, the optimum adjustment of parameters of feedback controllers 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 force control of a parallelogram link-type direct-drive robot.

### 1. 서 론

현재 산업용 로봇에 의한 자동화는 대부분 단순한 위치 반복 작업에 의존하고 있으나, 로봇의 활용분야가 조립, 연마, 귀따기(deburring)작업 등으로 확대됨에 따라 위치 제어만으로는 충분하지 못하며, 주위 환경과의 접촉작업, 또는 여러 가지 구속조건에 능동적으로 적응할 수 있는 힘 제어에 대한 연구개발의 요구가 높아지고 있다. 이러한 새로

운 요구에 부응하기 위해서는 로봇의 기구학적 구조, 액추에이터, 센서, 제어용컴퓨터 등 하드웨어의 설계를 근본적으로 재검토하여 새로운 아이디어를 창출할 수 있는 지속적인 연구개발이 필요하다. 특히, 액추에이터와 동력 전달장치는 로봇의 정밀도 및 속도를 직접적으로 좌우하기 때문에 과감한 개선이 필요하다. 최근 다기능, 고속 로봇에의 가능성을 겨냥하여 개발된 직접구동(direct-drive : 이하 DD)방식의 액추에이터, 즉 DD모터

\* 부경대학교 공과대학 제어계측공학과 (원고접수일 : 97년 3월)

가 실용화 단계에 들어 서고 있다. DD모터는 기어 혹은 하모닉 드라이브에 의한 감속장치를 사용하지 않기 때문에 백래시나 히스테리시스가 없고, 마찰이나 토크변화도 매우 작기 때문에 액추에이터로서 DD모터를 이용한 DD로봇은 고정밀도의 위치 혹은 힘 제어가 가능하다. 또한, 동력 전달장치의 탄성변형이 적기 때문에 토크제어의 동적 응답면에서도 뛰어나다고 할 수 있다. 이러한 DD모터로 제작된 DD로봇에 대한 연구는 Asada에 의한 다관절 DD로봇<sup>(1)</sup>을 비롯하여, Master DD로봇<sup>(2)</sup>, 2대의 DD로봇에 의한 협조제어<sup>(3)</sup>, SCARA형 DD로봇<sup>(4)</sup>등 DD로봇의 실용화를 위해 꾸준히 계속되고 있다. 그러나, DD방식에 의한 로봇은 감속기 부착 모터를 이용한 로봇에 비해, 자세나 운동에 의한 링크 상호간의 간섭과 코리올리력 및 원심력, 중력 등 비선형 특성이 현저하게 나타난다는 문제점이 지적되고 있다. 이것은 반력이나 원심력이 감속기에 의해 감쇄되는 일 없이 모터 축에 직접 작용하기 때문에 일어나는 것으로서, 종래의 감속기 부착 로봇과 동일한 제어방식으로서는 고정밀도의 제어를 실현할 수 없다는 것을 의미하며, 따라서 모든 구동축의 협조제어와 같은 DD로봇 전용의 제어이론이 필요하다. 한편 로봇의 힘 제어에 대한 연구는 자연구속과 인위적 구속이라는 기하학적 구속조건을 부여하여, 하이브리드 제어기법의 기초를 확립한 연구<sup>(5)</sup>를 비롯하여, 피드백 제어법에 의한 힘 제어<sup>(6)</sup>, 다수의 로봇 팔에 의한 대상물의 힘 제어<sup>(7)</sup>, 서로 다른 대상물의 조립작업을 위한 운동학적 해석<sup>(8)</sup>, 로봇 핸드에 의한 파지력 제어<sup>(9)</sup>, 예견제어에 의한 힘 제어<sup>(10)</sup> 등의 연구가 계속되고 있다. 그러나 이러한 제어방법은 제어대상의 동특성을 어느 정도 정확히 파악하고 있는냐에 따라 제어기의 성능이 결정되는 경우가 많다. 특히 로봇에 의한 힘 제어는 로봇 선단에 부착된 힘 센서나 작업 공구 등에 의해 구조가 복잡해짐에 따라 정확한 동특성을 구하는 것이 쉽지만은 않다. 이러한 관점에서 본 논문에서는 로봇 선단의 구속면에 대한 접촉 힘을 제어하기 위해 신경회로망을 이용한 학습형 힘 제어 알고리즘을 제안하였다. 그리고, 제안한 제어 알고리즘을 힘 센서를 부착 시킨 평행링크 DD로봇에 적용하여, 로봇 선단에서의 접촉

힘제어 실험을 통해 제안한 제어 알고리즘의 유효성을 확인하였다.

## 2. DD 로봇의 운동학 방정식

그림 1은 2대의 DD모터를 이용하여 제작한 평행링크 DD로봇의 개략도이다. 링크 선단에는 힘 제어를 위해 제작한 2자유도 힘센서가 부착되어 있다. 평행링크 로봇은 직렬링크 기구와는 달리 제 1자유도 및 제2자유도의 모터가 각각 하단부에 부착되어 있기 때문에, 한쪽 모터의 중량은 또 다른 모터에 대해 부하가 걸리지 않는다는 특징을 갖고 있다. 직렬링크 기구에서는 각 링크의 선단에 모터가 부착되어 있기 때문에, 모터를 지지하기 위해서는 로봇의 링크 강성을 크게 할 필요가 있으며, 이로 인해 링크 자체의 중량이 무겁게 되는 경우가 있으나, 평행링크 로봇은 모터가 하단부에 설치되어 있기 때문에, 링크 수는 늘어나지만 로봇 전체의 중량을 가볍게 할 수 있다는 장점을 갖고 있다.

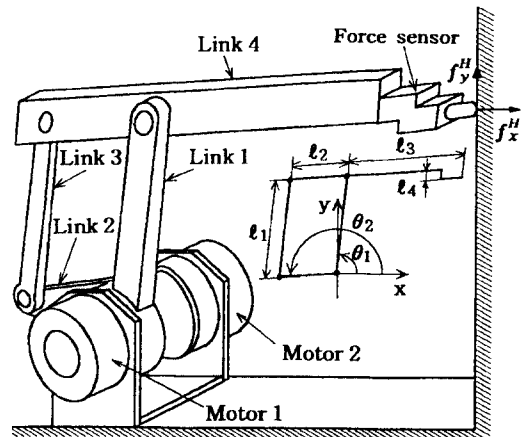


Fig. 1 Direct - drive robot with a force sensor

### 2.1 평행링크 로봇의 동역학

일반적으로 회전 관절을 갖는 다자유도 로봇의 동역학 방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tau = \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta})\ddot{\boldsymbol{\theta}} + \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) + \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}) \quad (1)$$

여기서,  $\tau$ 는 회전 관절에서의 발생 토크, 우변의 제 1항은 관성 행렬, 제 2항은 원심력 및 코리올리력 벡터, 제 3항은 중력 벡터를 나타내며,  $\theta, \dot{\theta}$  및  $\ddot{\theta}$ 는 관절각, 각속도, 각각속도 벡터를 나타낸다.

다자유도 로봇의 동역학 방정식을 그림 1의 평행링크 DD로봇에 적용하면, 다음과 같은 2자유도 평행링크 로봇의 동역학 방정식을 얻을 수 있다.

$$\tau_1 = M_{11} \ddot{\theta}_1 + M_{12} \ddot{\theta}_2 + H_{12} \dot{\theta}_2^2 + G_1 \quad (2)$$

$$\tau_2 = M_{21} \ddot{\theta}_1 + M_{22} \ddot{\theta}_2 - H_{12} \dot{\theta}_1^2 + G_2 \quad (3)$$

여기서,  $I_i$ 를  $i$  관절축 주위의 관성모멘트,  $l_i$ 를 링크  $i$ 의 길이,  $l_{ci}$ 를 관절  $i$ 에서 링크 무게중심까지의 길이,  $g$ 를 중력 가속도라 할 때,  $M_{ij}, H_{12}, G_i$  ( $i=1, 2, j=1, 2$ )는 다음과 같다.

$$M_{11} = I_1 + m_1 l_{c1}^2 + I_3 + m_3 l_{c3}^2 + m_4 l_1^2 \quad (4)$$

$$M_{12} = M_{21} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4}) c_{1-2} \quad (5)$$

$$M_{22} = I_2 + m_2 l_{c2}^2 + I_4 + m_4 l_{c4}^2 + m_3 l_2^2 \quad (6)$$

$$H_{12} = (m_4 l_1 l_{c4} - m_3 l_2 l_{c3}) s_{1-2} \quad (7)$$

$$G_1 = g c_1 (m_1 l_{c1} + m_3 l_{c3} + m_4 l_1) \quad (8)$$

$$G_2 = g c_2 (m_2 l_{c2} + m_3 l_2 - m_4 l_{c4}) \quad (9)$$

여기서, 식의 간략화를 위해 정현, 여현을 각각  $s_i = \sin \theta_i, c_i = \cos \theta_i, s_{i-j} = \sin(\theta_i - \theta_j), c_{i-j} = \cos(\theta_i - \theta_j)$ 와 같이 표기한다. 식(2),(3)으로부터 2자유도 평행링크 로봇의 경우,  $\theta_i, \dot{\theta}_j (i \neq j)$ 항으로 표현되는 코리올리력이 작용하지 않음을 알 수 있다. 그러므로 이와 같은 평행링크 구조는 직렬링크 구조에 비해 비선형항을 줄일 수 있는 장점을 갖고 있다. 표 1에 DD로봇의 파라미터를 나타내었다.

Table. 1 Link parameters of a DD robot

i	$l_i$ [m]	$l_{ci}$ [m]	$m_i$ [Kg]	$I_i$ [Kg · m <sup>2</sup> ]
1	0.400	0.084	1.160	0.0360
2	0.200	0.058	0.807	0.0083
3	0.545	0.200	0.504	0.0151
4	0.062	0.059	0.700	0.0329

### 2.2 DD모터의 구성

그림 2에 DD모터 신호계의 개략을 나타냈다. DD모터는 Yokogawa precision(주)의 DM1045-B로서 정격출력 380 [W], 최대 토크 45 [Nm], 최대

회전수 2.4 [rps]이다. 모터의 회전 각도에 해당하는 펄스열을 발생하는 Rotary encoder는 모터 1회전 당 655,360펄스를 발생한다. 서보 드라이브내에 있는 서보 증폭기는 속도 증폭기와 전력 회로로 구성되어 있으며, Interface에서 출력되는 지령 전압에 대한 모터의 구동 전압을 공급한다. D/A 변환기는 서보 드라이브에 아날로그 지령전압을 출력하며, 출력전압의 최대 가변범위는  $\pm 5$  [V]이다. A/D 변환기는 F-V 변환기로부터 나오는 속도 신호나 증폭기의 출력신호를 디지털신호로 변환하여 586 컴퓨터에 입력시킨다. 입력범위는  $\pm 5$  [V]이며, 분해능은 12비트이다. Counter는 Encoder로부터의 펄스열을 계수하여 16비트의 위치신호를 만들고, 이를 컴퓨터에 입력시켜 모터 구동각을 계산한다. Status는 컴퓨터로부터의 출력신호 중, 서보 ON 및 서보 OFF의 변환, 서보 증폭기의 비례 및 적분 동작의 변환, 서보 증폭기 최대 DC계인의 변환 등을 실행한다.

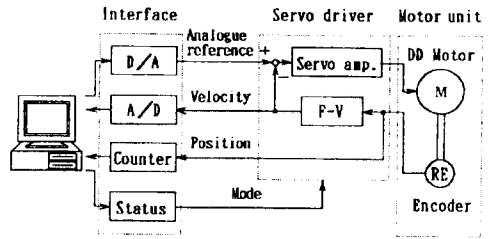


Fig. 2 Signal system of the DD motor

DD모터의 구동방식은 그림 3에 나타낸 것과 같이, 토크 구동방식과 속도 구동방식의 2가지 방법의 전환이 가능하다. 속도 구동방식의 경우, 최대 속도 입력전압 범위는  $\pm 6$  [V]이며, 이때 최대 속도의 범위는  $\pm 2.4$  [rps]이다.

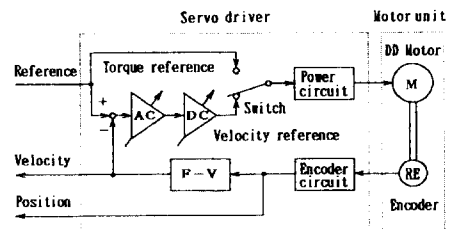


Fig. 3 Servo drive

### 2.3 DD모터의 운동방정식

DD모터의 관성을  $\mathbf{J}$ , 점성 마찰계수를  $\mathbf{B}$ , 쿨롱 마찰을  $\mathbf{F}$ 라 하면, DD모터의 운동방정식은 일반적으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tau = \mathbf{J}\ddot{\theta} + \mathbf{B}\dot{\theta} + \mathbf{F}(\theta) \quad (10)$$

여기서,  $\mathbf{J}$  및  $\mathbf{B}$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} J_1 & 0 \\ 0 & J_2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} B_1 & 0 \\ 0 & B_2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

또한 모터의 쿨롱마찰  $\mathbf{F}$ 는 동마찰 토크를  $f_d$ , 최대 정지마찰 토크를  $f_s$ 라 하면, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{F}(\theta) = \begin{cases} f_d (\dot{\theta} > 0) \\ -f_d (\dot{\theta} < 0) \\ f_0 (\dot{\theta} = 0 \text{ and } \tau \leq f_s) \end{cases} \quad (13)$$

### 2.4 평행링크 DD로봇의 운동방정식

평행링크 로봇의 동역학 방정식인 식(1)과 DD모터의 운동방정식인 식(10)로부터 다음과 같은 평행링크 DD로봇 전체의 운동 방정식을 얻을 수 있다.

$$\tau = \mathbf{R}(\theta)\ddot{\theta} + \mathbf{B}\dot{\theta} + \mathbf{V}(\theta, \dot{\theta}) + \mathbf{F}(\theta) \quad (14)$$

여기서,  $\mathbf{R}(\theta)$  및  $\mathbf{V}(\theta, \dot{\theta})$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{R}(\theta) = \mathbf{M}(\theta) + \mathbf{J} \quad (15)$$

$$\mathbf{V}(\theta, \dot{\theta}) = \mathbf{H}(\theta, \dot{\theta}) + \mathbf{G}(\theta) \quad (16)$$

식(14)에서 우변의 제1항은 관성항, 제2항은 점성항, 제3항은 원심력, 중력 등을 포함한 비선형항, 제4항은 쿨롱 마찰항을 나타낸다. 관성모멘트는  $\theta$ 의 함수로 되어 있으므로 모터 구동각도에 의존하여 변화한다는 것을 알 수 있다. 또한 원심력, 중력 등의 비선형 외란도 각 모터의 동작상태에서 영향을 미친다. 이것으로부터 각 모터가 비독립

적으로 서로 간섭 한다는 것을 알 수 있다. 종래의 감속기부착 모터를 이용한 로봇, 예를 들어 감속비가  $b$ 인 모터의 경우 관성 모멘트는  $1/b^2$ 로 되며, 외란 토크는  $1/b$ 로 감소하기 때문에 모터 상호간의 간섭이나 비선형성의 영향을 무시할 수 있었지만, DD로봇은 이러한 모터 상호간의 간섭이나 비선형성이 모터축에 직접 반력(외란)으로 작용한다.

## 3. 힘 제어기의 구성

### 3.1 신경회로망의 구성

본 논문에서 이용한 신경회로망은 그림 4에 나타난 것처럼 입력층, 중간층, 출력층의 3층 구조로 되어 있다. 각층 내부에서의 뉴론(neuron)사이의 결합은 존재하지 않는 것으로 하며, 뉴론은 입력층으로부터 출력층을 향하여 한쪽 방향으로만 결합되는 것으로 한다. 또한 입력층의 입출력 관계는 선형이며, 중간층과 출력층의 출력은 시그모이드 함수를 통과시킨 것으로,  $-1 < f(x) < 1$ 의 범위의 값을 취하는 것으로 한다. 입력층, 중간층 및 출력층의 각층사이의 입출력 관계는  $i(i=1, 2), j(j=1, 2, \dots, 10), n(n=1, 2)$ 에 대해, 다음과 같은 식으로 정의한다.

$$y_i = x_i \quad (17)$$

$$x_j = \sum_{i=1}^L w_{ij} y_i \quad (18)$$

$$y_j = f(x_j) \quad (19)$$

$$x_n = \sum_{j=1}^M w_{jn} y_j \quad (20)$$

$$y_n = f(x_n) \quad (21)$$

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad (22)$$

신경회로망에 의한 제어기의 학습 알고리즘으로서 오차 역전파법(Back propagation)<sup>(11)</sup>을 이용하였다. 입력층의 각 뉴론에 입력신호가 주어지면, 이 신호는 입력층과 중간층사이의 결합하중  $w_{ij}$ 에 의해 변화되어 중간층에 전달되고, 또다시 중간층과 출력층사이의 결합하중  $w_{jn}$ 에 의해 변화되어 출력층의 신호  $y_n$ 으로 출력하게 된다. 오차 역전파법은 출력값과 원하는 목표값을 비교하여, 그 차이를 줄여나가는 방향으로 각 결합하중의 값을 역순으

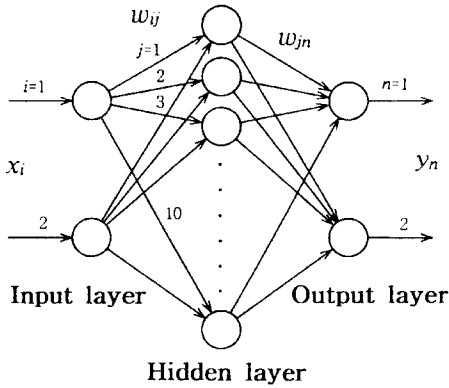


Fig. 4 Feedforward neural network

로 조절, 즉 중간층과 출력층사이의 결합하중을 조절한 후, 이것을 토대로 입력층과 중간층사이의 결합하중을 조절하는 것이다. 신경회로망의 실제 출력을 \$y\_n\$, 목표 출력을 \$v\_n\$이라 하면, 결합하중은 다음식에 의해 조절된다.

$$w_{jn} = \sum_{n=1}^H \eta \delta_n y_j \quad (23)$$

$$w_{ij} = \sum_{j=1}^M \eta \delta_j y_i \quad (24)$$

여기서, \$\eta\$는 학습률이며, \$\delta\_n, \delta\_j\$는 다음과 같이 주어진다.

$$\delta_n = (1 - y_n^2)(v_n - y_n) \quad (25)$$

$$\delta_j = 0.5(1 - y_j^2) \sum_{n=1}^H \delta_n w_{jn} \quad (26)$$

### 3.2 DD로봇의 운동학 및 역운동학 함수

그림 5에 제한한 DD로봇의 힘 제어를 나타낸다. 그림 1의 DD로봇에서, 힘 센서 끝부분의 위치를 \$r\$이라 하면, \$r\$은 운동학 함수 \$\Lambda(\theta)\$를 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r = \Lambda(\theta) \quad (27)$$

여기서, \$l\_i\$를 그림 1에 나타낸 DD로봇의 링크 길이이라 할 때, \$r, \theta\$ 및 \$\Lambda(\theta)\$는 다음과 같이 정의한다.

$$r = [r_x \ r_y]^T \quad (28)$$

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2]^T \quad (29)$$

$$\Lambda(\theta) = \begin{bmatrix} l_1 c_1 - l_3 c_2 - l_4 s_2 \\ l_1 s_1 - l_3 s_2 + l_4 c_2 \end{bmatrix} \quad (30)$$

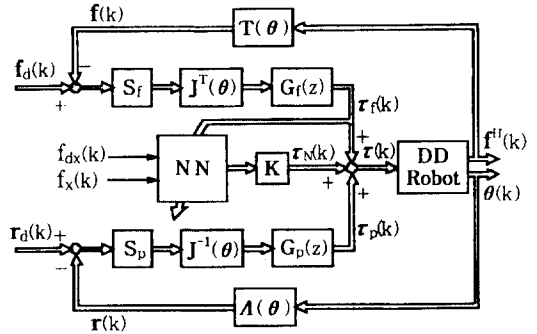


Fig. 5 Force control of the DD robot

센서 좌표계를 기준으로한 구속면과의 접촉힘 \$f^H\$를 좌표 변환행렬 \$T(\theta)\$에 의해 로봇 하단부의 직각 좌표계로 변환하면 다음과 같다.

$$f = T(\theta) f^H \quad (31)$$

여기서, \$f\$ 및 \$T(\theta)\$는 다음과 같이 정의한다.

$$f = [f_x \ f_y]^T \quad (32)$$

$$T(\theta) = \begin{bmatrix} -c_2 & s_2 \\ -s_2 & -c_2 \end{bmatrix} \quad (33)$$

위치제어 및 힘 제어의 선택행렬을 각각 \$S\_p, S\_f\$라 하면, 목표 위치 \$r\_d\$와 실제 위치 \$r\$과의 오차, 목표 접촉힘 \$f\_d\$와 실제 접촉힘 \$f\$와의 오차는, Jacobian 행렬 \$J(\theta)\$를 이용하여 관절 좌표계를 기준으로한 관절각 변위 \$\Delta\theta\$ 및 토크 변화량 \$\Delta\tau\$로 다음과 같이 각각 변환시킬 수 있다.

$$\Delta\theta = (r_d - r) S_p J^{-1}(\theta) \quad (34)$$

$$\Delta\tau = (f_d - f) S_f J^T(\theta) \quad (35)$$

여기서, \$J(\theta), S\_p\$ 및 \$S\_f\$는 다음과 같다.

$$J(\theta) = \begin{bmatrix} -l_1 s_1 & l_3 s_2 - l_4 c_2 \\ l_1 c_1 & -l_3 c_2 - l_4 s_2 \end{bmatrix} \quad (36)$$

$$S_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (37)$$

$$S_f = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (38)$$

신경회로망의 출력을  $\tau_N$ , 힘 제어기의 출력을  $\tau_f$ , 위치 제어기의 출력을  $\tau_p$  라 하면, 로봇의 조작량  $\tau = [\tau_1 \ \tau_2]^T$ 는 다음과 같이 주어진다. 단,  $\tau_1$ 은  $x$  방향의 조작량이고,  $\tau_2$ 는  $y$  방향의 조작량이다.

$$\tau = \tau_f + \tau_p + \tau_N \quad (39)$$

그림 5의 전달함수 행렬은 다음과 같이 정의한다.

$$G_p(z) = \begin{bmatrix} G_{px}(z) & 0 \\ 0 & G_{py}(z) \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$G_f(z) = \begin{bmatrix} G_{fx}(z) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (41)$$

여기서,  $K_p$ 를 비례 게인(gain),  $K_D$ 를 미분 게인이라 하면,  $G_{px}(z)$ ,  $G_{py}(z)$ ,  $G_{fx}(z)$ 는 각각 다음과 같이 정의한다.

$$G_{px}(z) = G_{py}(z) = K_p + K_D(1 - z^{-1}) \quad (42)$$

$$G_{fx}(z) = K'_p + K'_D(1 - z^{-1}) \quad (43)$$

### 3.3 신경회로망에 의한 DD로봇의 힘 제어

신경회로망에 있어서 각층의 뉴런 수는 힘센서 선단과 구속면과의 목표 접촉힘  $f_{dx}$ 와 실제 접촉힘  $f_x$ 를 입력층의 입력신호로 하므로 입력층은 2개이다. 또한 중간층은 10개이며, 출력층은 2자유도 로봇을 제어하므로 2개이다. 신경회로망의 출력  $y_n$ 을 제어대상인 로봇의 조작량으로 취하기 위해 정수  $K$ 를 이용한다.

$$\tau_N = K y_n \quad (44)$$

최초 1회 실행은 피드백 제어기만으로 힘 제어가 실행되며, 2회 이후의 조작량  $\tau$ 는 피드백 제어기의 출력  $\tau_f$ 와 신경회로망의 출력  $\tau_N$ 의 합으로 주어진다. 이 때의  $\tau_f$ 를 오차신호로 하여, 이 오차신호가 0에 가까워 지도록 각 샘플링 시점마다 결합하중을 수정해 나간다. 학습의 초기 단계(2회째 시행 이후)에서는 오차가 크기 때문에 피드백 제어기가 주제어기가 된다. 그러나 학습이 진행됨에 따라 오차가 작게 되며, 신경회로망에 의한 학습 제어기

가 주제어기로 바뀌게 된다. 본 논문에서 제안한 학습형 힘 제어 알고리즘은 피드백 제어기에 신경회로망에 의한 학습 제어기를 첨가시킨 것으로 학습에 의해 제어기의 성능이 향상되는 특징을 갖고 있다.

## 4. 실험

### 4.1 힘 센서와 제어대상

로봇 선단에서의 접촉힘을 측정하기 위해 제작한 2자유도 힘 센서를 그림 6에 나타낸다. 힘 센서는 스트레인게이지(strain gauge)가 부착된 인철동 평판과 이를 지지하는 부재평판(duralumin)의 조합으로 제작되었다. 스트레인 게이지는 각 평판의 앞쪽과 뒷쪽에 각각 2장씩 부착하였다. 센서 선단에 하중이 작용하면, 스트레인 게이지는 변형을 일으키며, 이것은 Bridge 회로, 증폭기 및 A/D 변환기를 통해 전압 값으로 컴퓨터에 입력된다. 이 전압 값은 미리 특성시험을 통해 측정해 놓은 힘과 전압과의 함수관계를 이용하여, 직각 좌표계에 의한  $x, y$ 방향의 힘 성분으로 분리 검출된다. 센서의 중량은 0.25 [Kg]이며, 정격하중은  $\pm 10$  [N]이다.

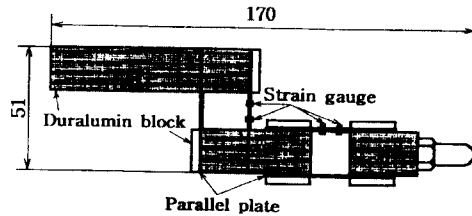


Fig. 6 Force sensor

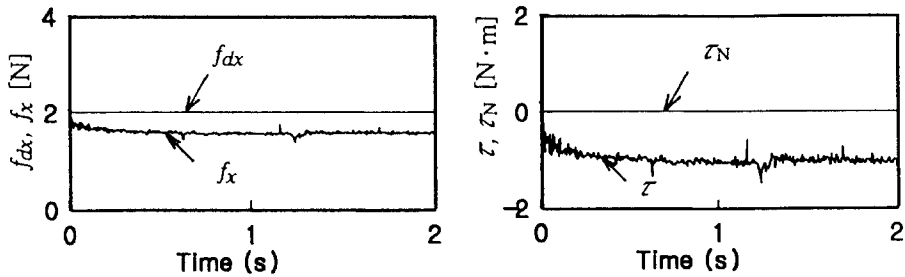
힘 제어 대상인 로봇 선단에서의 접촉면은 경도가 각기 다른 2가지(Object 1 : styrofoam, Object 2 : 플라스틱 판재)를 이용하였다. 샘플링 주기는 5 [ms], 총 샘플링 수는 400으로 하였다. 피드백 제어기의 게인값은 제어기가 충분히 안정되도록 하는 범위내에서 적당한 값을 선택하였다.  $K_p=200$ ,  $K_D=10$ ,  $K'_p=1.5$ ,  $K'_D=0.2$ , 신경회로망의 학습률  $\eta=0.1$ ,  $K=40$ , 결합하중의 초기값은  $-0.1$ 에서  $+0.1$ 사이의 임의의 값을 이용하였다. 힘 제어에 들어가기 전의 초기동작은 로봇 선단을  $x$ 방향

으로 피드백 제어를 행하며 천천히 구속면을 향해 접근시킨다. 이 때 로봇 선단이 구속면에 접촉하여, 힘 센서로부터 검출되는 접촉힘이 2 [N]이 되면 즉시 힘 제어에 들어간다. 그림 7~10에 나타난 실험결과는 모두 초기동작을 끝낸 이후의 것이다.

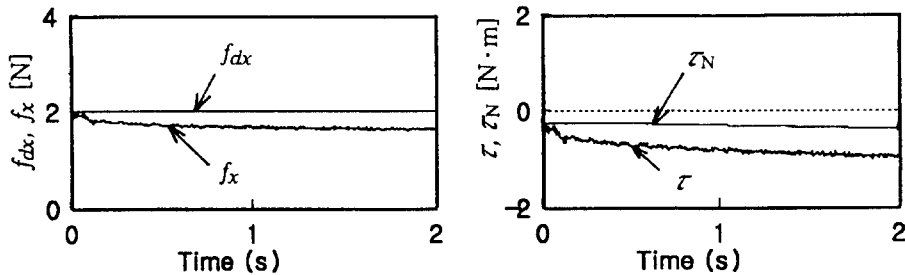
4.2 실험 결과

그림 7은 Object 1(styrofoam)에 대한 실험 결과이며, 그림 7(a)는 최초 1회 실행했을 때, 즉 피드백 제어기만을 이용했을 때의 응답이다. 왼쪽 그림은 목표 접촉 힘  $f_{dx}$ 와 실제 센서로부터 검출된 응답  $f_x$

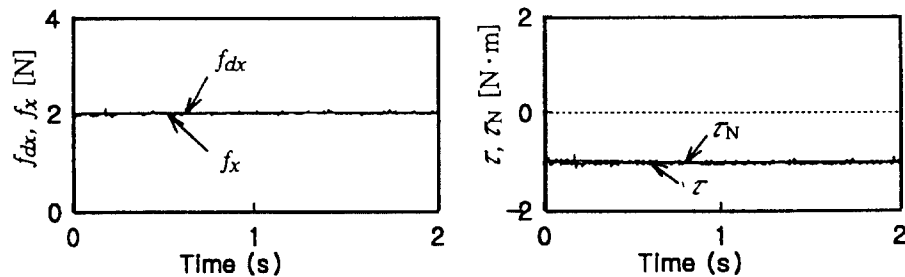
를 나타내며, 학습효과를 알아보기 위해 적당한 피드백 계인을 사용하였기 때문에, 목표값에 크게 못미치고 있다. 오른쪽 그림은 신경회로망의 출력  $\tau_N$ 과 로봇의 실제 조작량  $\tau$ 를 나타낸다. 조작량은  $\tau_1$ 과  $\tau_2$ 가 있으나,  $x$  방향의 힘을 제어하기 때문에  $y$  방향의 조작량  $\tau_2$ 는 매우 작으므로 생략하였다. 1회 실행시에는 피드백 제어기만을 이용하기 때문에 신경회로망의 출력  $\tau_N$ 은 0이다. 그림 7(b)는 3회 실행하였을 때의 응답이며, 그림 7(c)는 10회 실행하였을 때의 응답으로서 목표값과 완전히 일치함을 알 수 있다. 그림 7(c)의 오른쪽 그림에 나타냈



(a) Responses of force and torque (1st trial)



(b) Responses of force and torque (3rd trial)



(c) Responses of force and torque (10th trial)

Fig. 7 Experimental results for object 1

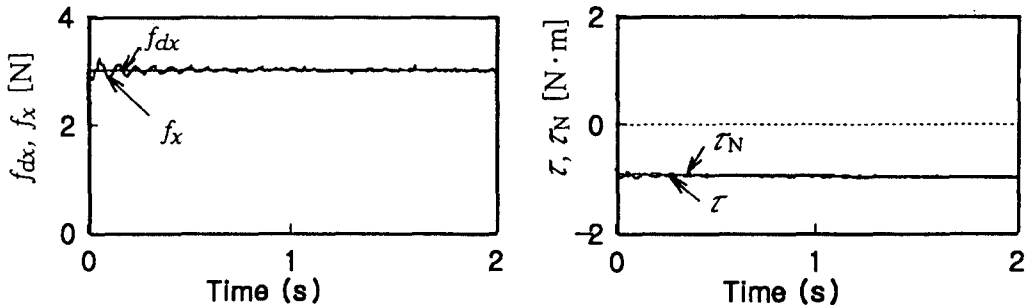
듯이,  $\tau_N$  과  $\tau$  가 거의 일치하고 있다. 이것은 신경회로망의 출력과 실제 로봇 조작량이 일치함을 나타내는 것으로, 피드백 제어기의 출력  $\tau_N$  가 0 에 가깝다는 것을 뜻한다. 즉 신경회로망에서 로봇 조작량을 직접 생성함으로써 신경회로망이 주제어기로서의 역할을 하고 있다는 것을 의미한다.

그림 8은 접촉면 Object 2(플라스틱 판재)에 대한 실험결과이며, 이 때의 목표 접촉 힘은 3 N 이다. 이것은 Object 1에 비해 경도가 크므로, 초기 진동성분에 의해 목표 값에 도달하는 시간이 Object 1 과 차이가 있으나 비교적 양호한 결과를 얻을 수 있었다. 그림 8(b)는 힘 제어 실행 도중, 외란을 가했을 때의 응답을 나타낸다. 외란이 인가되었을 경우에는 신경회로망의 출력  $\tau_N$  은  $\tau$  와 일치하지는 않으나, 외란이 인가된 이후에도 목표값을 벗어나지 않고 학습이 정상적으로 진행되고 있음을 알 수 있다. 그림 9는 학습이 진행되는 동안, 접촉힘에 대한 평균자승 오차  $\overline{e_f^2}$  의 변화를 나타낸

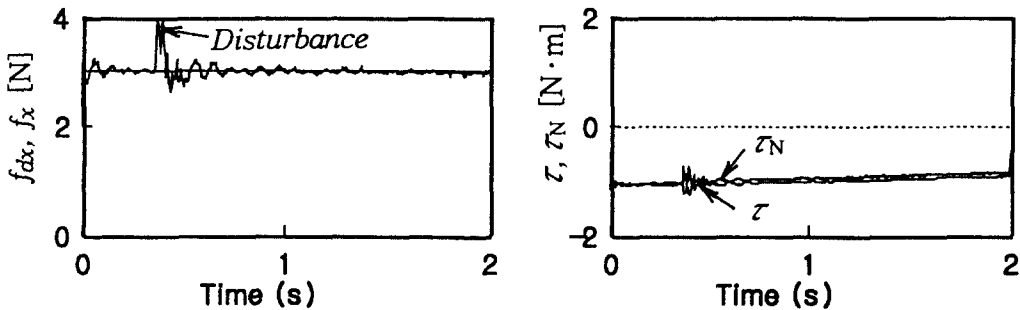
다. 그림 9(a)는 그림 7, 그림 9(b)는 그림 8(a)에 나타난 각각의 실험결과에 의한 것으로, 1회 실행(피드백 제어)했을 때를 포함하여, 2회 실행 이후의 학습에 의한  $\overline{e_f^2}$  의 변화를 나타낸다. 즉 피드백 제어기만을 이용했을 때에 비해 신경회로망을 이용했을 경우, 학습에 의해 평균자승 오차가 현저히 작아짐을 알 수 있다.  $\overline{e_f^2}$  은 총 샘플링 수를  $N$  이라 놓고, 다음과 같이 정의한다.

$$\overline{e_f^2} = \frac{\sum_{k=1}^N (f_{dx}(k) - f_x(k))^2}{N} \quad (45)$$

그림 10은 힘 제어 실행 도중, 목표 접촉힘을 2 [N]에서 3[N]으로 변화시켰을 때의 응답으로서, 10회 학습한 후의 응답을 나타낸다. 목표값이 변화된 초기에는 진동하고 있으나 그 이후에는 목표 값에 접근함을 알 수 있다.



(a) Responses of force and torque



(b) Addition of disturbance

Fig. 8 Experimental results for object 2 (10th trial)



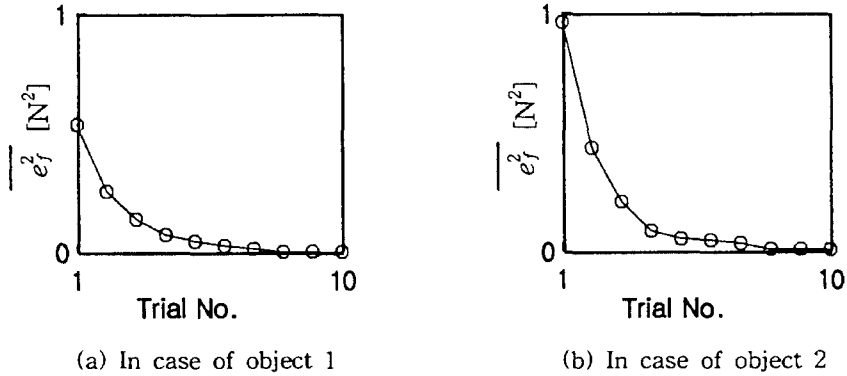


Fig. 9 Learning process

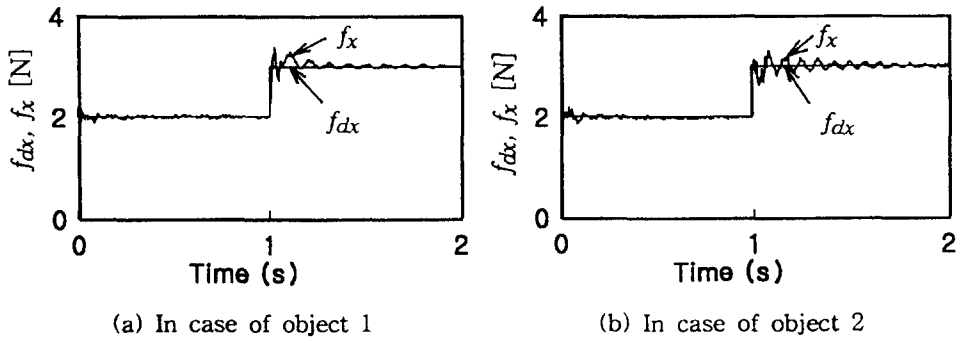


Fig. 10 Responses to changes of force (10th trial)

### 5. 결 론

본 논문은 로봇 선단을 이용한 주변 환경과의 접촉 힘 제어에 대한 연구로서, 신경회로망을 이용한 학습제어 알고리즘을 제안하여, 직접 구동형 로봇에 의한 실험을 통해 제안한 알고리즘의 유효성을 확인하였다. 제안한 힘 제어 알고리즘은 신경회로망과 피드백 제어로 구성되어 있으며, 반복학습을 통해, 힘 제어기의 성능이 향상되는 특징을 가지고 있다. 실험결과, 학습에 의한 힘 제어가 반복됨에 따라, 학습 초기에서는 피드백 제어가 주 제어기의 역할을 하고 있으나, 학습이 진행됨에 따라 신경회로망에 의한 학습 제어가 주 제어기의 역할을 한다는 것을 알 수 있었다. 즉 신경회로망의 입력신호인 목표 접촉 힘과 실제 접촉 힘, 그리고 피드백 제어가 등에 의해 힘 제어를 위한 로봇

의 실제 조작량이 생성된다는 것을 알 수 있었다. 따라서 제안한 힘 제어 알고리즘은 피드백 제어기에 대한 세밀한 조정이 필요없으며, 이로 인해 미리 제어대상에 대해서도 자세한 지식을 갖고 있지 않아도 된다는 잇점이 있다고 할 수 있다.

### 참 고 문 헌

- (1) Asada, H. and Kanade, T., 1983, "Design of Direct-Drive Mechanical Arms," ASME, Journal of Vibration, Acoustics, Stress and Reliability in Design, Vol.105, No.3, pp.312~316.
- (2) 平井成興, 佐藤知正, 1987, "ダイレクト・ドライブ マスタ・マニピュレータ(その製作と性能測定)," 日本ロボット學會誌, 5卷, 1號, pp.14~17.
- (3) Hwang, Y.Y. and Todo, I., 1994, "Cooperative Control of Two Direct-Drive Robots Using Neural

- Networks," JSME Int. Journal(C), Vol.37, No.2, pp.335~341.
- (4) 홍윤식, 강봉수, 김수현, 박기환, 곽윤근, 1996, "직접 구동 평면 다관절 로봇의 동역학적 모델에 따른 피드포워드 제어의 실험적 평가," 대한기계학회논문집(A), 제20권, 제1호, pp.146~153.
- (5) Mason, M.T., 1981, "Compliance and Force Control for Computer Controlled Manipulators," IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, Vol.SMC- II, No.6, pp.418~432.
- (6) Salisbury, J.K., 1980, "Active Stiffness Control of a Manipulator in Cartesian Coordinates," Proc. of 19th IEEE Conf. Decision and Control, pp.95~100.
- (7) Yoshikawa, T. and Zheng, X., 1990, "Coordinated Dynamic Hybrid Position/Force Control for Multiple Robot Manipulators Handling One Constrained Object," Japan U.S.A Symposium on Flexible Automation, -A Pacific Rim Conference-, pp.401~407.
- (8) Tao, J. Luh, J. and Zheng, Y., 1990, "Compliant Coordination Control of Two Moving Industrial Robots," IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol.6, No.3, pp.322~330.
- (9) Hwang, Y.Y. and Todo, I., 1992, "Movement of an Object by the Manipulating Force of a Jointed Elastic Robot Hand with Two Fingers and Four Degrees of Freedom," JSME Int. Journal(C), Vol.35, No.2, pp.245~251.
- (10) 용부중, 1997, "예견제어의 로봇트 접촉 힘 제어에 대한 응용," 제어 · 자동화 · 시스템 공학회지, 제3권, 제1호, pp.61~66.
- (11) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J., 1986, "Learning Internal Representation by Error Propagation," Parallel Distributed Processing, Vol.1, MIT Press, pp.318~362.