

학습제어기를 이용한 직접구동형 로봇의 하이브리드 위치/힘 제어

황 용 연*
(1999년 2월 22일 접수)

Hybrid Position/Force Control of the Direct-Drive Robot Using Learning Controller

Yeong-Yeun Hwang

Key Words: Robotics(로봇공학), Position/Force Control(위치/힘 제어), Control Device(제어 장치), Hybrid Control(하이브리드 제어), Learning Controller(학습 제어기)

Abstract

The automatization by industrial robot of today is merely rely on to the simple position repeating works, but requirements of research and development to the force control which would adapt positively to various restriction or contacting works to environment. In this paper, a learning control algorithm using neural networks is proposed for the position and force control by a direct-drive robot. The proposed controller is the feedback controller to which the learning function of neural network is added on to and has a character of improving controller's efficiency by learning. The effectiveness of the proposed algorithm is demonstrated by the experiment on the hybrid position and force control of a parallelogram link robot with a force sensor.

1. 서론

현재의 산업용 로봇의 움직임은 인간의 팔이나 손의 움직임에 접근시키기 위해서는 위치 제어뿐 아니라 힘 제어가 필수적이다. 특히 최근에는 로봇을 이용한 조립, 연마, 면 파기 작업 등 마무리 작업에 대한 자동화의 필요성이 높아지고 있다. 이러한 작업은 로봇에 장착된 공구를 사용하여 물체나 주위 환경에 대한 접촉힘을 적절하게 제어할 수 있는 능력이 갖추어 졌을 때 가능하므로, 이러한 힘 제어에 대한 연구가 끊임없이 계속되고 있다.

로봇의 힘 제어에 대한 대표적인 연구는 대상물과의 직접 접촉에 의해 일정한 힘과 위치를 제어하는 하이브리드 제어(Hybrid control)^(1~3)와 말단 효과기를 물체에 접촉시킨 상태에서 말단 효과기의 위치나 접촉힘에 대한 저항력을 유연하게 제어하는 임피던스 제어(Impedance control)^(4,5) 혹은

컴플라이언스 제어(Compliance control)⁽⁶⁾가 있다. 하이브리드 제어는 구속면 혹은 대상물과 접촉이 일어났을 때, 위치 제어와 힘 제어가 서로 간섭하지 않도록, 로봇이 구속되는 방향으로서는 힘 제어를 하고, 구속되지 않는 방향으로서는 위치 제어를 행하는 것으로서, 힘에 대한 정보를 직접 로봇의 제어량으로 하는 직접적인 힘 제어방식이라 할 수 있다. 이러한 하이브리드 제어에 관한 연구는 하이브리드 제어의 기초를 확립한 연구⁽¹⁾를 비롯하여, 로봇의 비선형항에 대한 계산량을 고려하여 샘플링 주기를 조절한 연구,⁽²⁾ 수평다관절 로봇을 이용한 동역학적 하이브리드 제어에 관한 연구⁽³⁾ 등 실제의 산업용 로봇에 적용시키기 위한 많은 연구가 계속되고 있다.

로봇의 힘 제어는 로봇 선단에 장착된 힘 센서에서 측정되는 힘 정보에 의해 제어 입력이 계산되는 경우가 보통이다. 만약, 로봇이 강성이 큰 작업 환경과 접촉하는 경우, 동력 전달장치인 감속기에 의한 강성을 무시할 수가 없다. 이 경우, 보다 정밀한 힘 제어를 위해서는 로봇을 구동하는 액추에이터와 힘 센서사이의 동특성을 고려할

* 회원, 부경대학교 제어계측공학과
E-mail : yyh@pine.pknu.ac.kr
TEL : (051)620-1636 FAX : (051)623-4227

필요가 있다. 이러한 관점에서 볼 때, 감속기를 부착한 기존의 로봇에 비해, 직접 구동형 로봇은 모터와 링크사이에 감속기와 같은 별도의 동력 전달기구 없이 직접 링크를 구동시키기 때문에, 로봇 선단에 가해지는 힘이 직접 모터 축에 전달되므로 고정밀도의 힘 제어에 유리하다고 할 수 있다.^(7,8)

본 논문에서는 피드백 제어기와 신경회로망으로 구성된 하이브리드 위치/힘 제어기를 이용하여, 로봇 선단에서 구속 접촉면에 대해 일정한 힘을 유지하면서 위치를 이동시키기 위한 학습 제어기를 제안하였다. 그리고, 제안한 제어기를 힘 센서가 부착된 직접구동형 평행링크 로봇에 적용하여, 평면 및 곡면으로 구성된 구속면에 대한 하이브리드 제어 실험을 통해, 기존의 피드백 제어기와의 성능을 비교하였다.

2. 하이브리드 위치/힘 제어기의 구성

로봇을 이용한 하이브리드 위치/힘 제어는 일반적으로 위치 및 힘 제어기가 독립적으로 구성되어 있으며, 위치 제어기와 힘 제어기에서 각각 계산된 입력 값을 가산하여, 최종적인 로봇의 입력으로 이용한다. 로봇의 작업공간은 접촉면에 의해 구속되는 공간과 구속되지 않는 공간으로 분류하여, 구속되는 공간으로는 힘 제어를 하고, 구속되지 않는 공간으로는 위치 제어를 한다.

본 논문에서 이용한 하이브리드 위치/힘 제어기를 Fig. 1에 나타내며, 일반적인 n자유도 로봇의 운동방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + H(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + F_c(\dot{\theta}) + J^T f_d \quad (1)$$

여기서, $\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}$ 는 관절 각도, 각속도, 각가속도 ($n \times 1$), $M(\theta)$ 는 관성 행렬($n \times n$), $H(\theta, \dot{\theta})$ 는 원심력 및 코리올리력 벡터($n \times n$), $G(\theta)$ 는 중력

벡터($n \times 1$), $F_c(\dot{\theta})$ 는 마찰력 벡터($n \times 1$), f_d 는 로봇 선단에서의 목표 접촉힘 벡터($n \times 1$), J 는 자코비안 행렬($n \times n$), 그리고, τ 는 구동토크 벡터($n \times 1$)이다.

로봇 선단에서의 위치벡터를 x 라 하면, 가속도 \ddot{x} 는 다음과 같은 식이 성립된다.

$$\ddot{x} = J\ddot{\theta} + \dot{J}\dot{\theta} \quad (2)$$

로봇 베이스를 중심으로 한 직교좌표계(cartesian coordinate)에 의한 로봇의 운동방정식은 다음과 같다.

$$f = M(x)\ddot{x} + H(x, \dot{x}) + G(x) + F_c(\dot{x}) + f_d \quad (3)$$

여기서, $M(x), H(x, \dot{x}), G(x)$, 그리고 $F_c(\dot{x})$ 는 식 (1)에서 각각의 요소를 직교좌표계로 표현한 것이다. 그러므로 식 (1)~식 (3)으로부터 다음과 같은 관계식이 성립한다.

$$M(x) = J^{-T}M(\theta)J^{-1} \quad (4)$$

$$H(x, \dot{x}) = J^{-T}\{H(\theta, \dot{\theta}) - M(\theta)J^{-1}\dot{J}\dot{\theta}\} \quad (5)$$

$$G(x) = J^{-T}G(\theta) \quad (6)$$

$$F_c(\dot{x}) = J^{-T}F_c(\dot{\theta}) \quad (7)$$

$$f = J^{-T}\tau \quad (8)$$

한편, x 는 정기구학 함수 $\Lambda(\theta)$ 를 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$x = \Lambda(\theta) \quad (9)$$

힘 센서에서 측정된 구속면과의 접촉힘 H_f (H: 센서좌표계를 의미)를 좌표 변환행렬 $T(\theta)$ 를 이용하여 직교좌표계를 기준으로 한 접촉힘 f 로 변환시키기 위해 다음과 같이 정의한다.

$$f = T(\theta)H_f \quad (10)$$

목표위치 x_d 와 실제위치 x 와의 오차를 $e_x = x_d - x$, 목표 접촉힘 f_d 와 실제 접촉힘 f 와의 오차를 $e_f = f_d - f$ 라 놓고, 위치 제어기 u_p 와 힘 제어기 u_f 는 다음과 같이 정의한다.

$$u_p = \ddot{x}_d + k_{pd}\dot{e}_x + k_{pp}e_x \quad (11)$$

$$u_f = k_{fd}\dot{e}_f + k_{fp}e_f \quad (12)$$

여기서, k_{pd} 및 k_{fd} 는 위치 및 힘 제어기의 미분게인이며, k_{pp} 및 k_{fp} 는 각각의 비례게인이다.

위치제어 토크를 τ_p , 힘제어 토크를 τ_f 라 놓고,

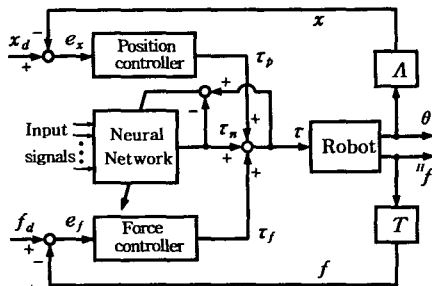


Fig. 1 Hybrid position/force control using neural network

식 (3)~식 (8)을 이용하면, 다음과 같은 관계식이 성립한다.

$$\tau_p = M(\theta)J^{-1}(S u_p - \dot{j}\theta) + H(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + F_c(\dot{\theta}) \quad (13)$$

$$\tau_f = J^T f_d + J^T(I - S)u_f \quad (14)$$

여기서, S 는 위치 및 힘에 대한 자유도를 선택하는 행렬로서, 위치 자유도에 대해서는 1, 힘 자유도에 대해서는 0의 성분을 갖는 대각 행렬이다. 또한, I 는 단위행렬을 나타낸다.

3. 신경회로망을 이용한 학습제어

로봇의 힘 제어는 접촉 대상물과의 상호작용을 동반하는 제어 시스템이므로 전체의 피드백 루프 내에 제어 대상물의 동특성이 포함되어 있다. 따라서 대상물의 동특성이 변화함에 따라 제어 성능이 떨어지는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하기 위해 Fig. 2에 나타난 신경회로망을 도입한다. 신경회로망에 의한 제어는 Feedback 제어 혹은 Robust 제어 등 다른 제어법과는 달리, 로봇이나 제어대상에 대한 모델링에서 요구되는 구체적인 동특성을 필요로 하지 않으며, 특히, 힘 제어 대상물의 변화에 대해서는 오차함수를 이용함으로써 자체 학습능력을 발휘하여 학습과 제어가 동시에 수행되는 장점을 갖고 있다. 신경회로망의 뉴런은 입력층으로부터 출력층을 향하여 한쪽 방향으로만 결합되어 있으며, 중간층과 출력층의 출력은 시그모이드함수를 사용한다. 각층의 뉴런수는 입력층 6개, 중간층 10개, 출력층은 2개로 되어있다. 입력층의 입력은 목표위치의 x 성분 p_{dx} , 실제위치의 x 성분 p_x , 위치 오차 e_x , 목표 접촉힘의 y 성분 f_{dy} , 실제 측정된 힘 f_y , 힘 오차 e_f 를 차례로 입력한다.

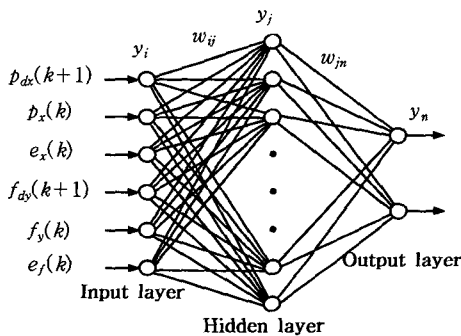


Fig. 2 Neural network

신경회로망의 오차함수 E 는 목표값 u 와 신경회로망으로부터의 출력값 y_n 과의 오차 ε 을 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$\varepsilon = u - y_n \quad (15)$$

$$E = \frac{1}{2} \varepsilon^2 \quad (16)$$

오차함수 E 가 최소로 되도록 결합하중을 조절하기 위해서는 오차함수는 각 뉴런사이의 결합하중 w 의 함수이므로, 결합하중을 변수로 한 E 에 대해 최급하강법을 이용하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} \quad (17)$$

여기서, $\eta (>0)$ 는 학습률이며, 식 (17)을 오차 역전파법(error back-propagation)⁹⁾을 이용하여, 중간층과 출력층 사이의 변화량 Δw_{jn} , 입력층과 중간층 사이의 변화량 Δw_{ij} 로 각각 나누면, 다음과 같은 관계식이 성립한다.

$$\Delta w_{jn} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jn}} = \eta \delta_n y_j \quad (18)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta \delta_j y_i \quad (19)$$

$$\delta_n = f'(x_n) \varepsilon \quad (20)$$

$$\delta_j = f'(x_j) \sum_{i,n} \delta_n w_{jn} \quad (21)$$

여기서, x 및 y 는 각층 뉴런의 입력 및 출력, 아래첨자 i, j, n 은 입력층, 중간층 그리고 출력층의 뉴런을 각각 나타낸다. 또한 $f'(x)$ 는 $f(x)$ 의 미분을 나타내며, $f(x)$ 는 시그모이드 함수로서 다음과 같이 정의한다.

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

신경회로망을 이용한 학습은 샘플링 시간마다 이루어지며, 신경회로망으로부터의 출력 y_n 을 제어대상인 로봇의 제어 입력으로 취하기 위해 정수 K 을 이용한다.

$$\tau_n = K y_n \quad (23)$$

로봇의 구동입력 τ 는 위치제어기의 출력 τ_p 와 힘 제어기의 출력 τ_f 및 신경회로망으로부터의

출력 τ_n 을 가산한 것으로 다음과 같이 정의한다.

$$\tau = \tau_p + \tau_f + \tau_n \quad (24)$$

4. 실험 장치

Fig. 3은 Yokogawa precision(주)의 DM1045-B인 직접구동형 모터 2대를 사용하여 제작한 평행링크 로봇⁽¹⁰⁾의 개략도이다 ($l_1=0.4\text{m}$, $l_2=0.2\text{m}$, $l_3=0.553\text{m}$). 모터의 구동장치는 전동구동장치(SD 1045B, 속도제어구동)를 사용하였으며, 인터페이스는 A/D, D/A, Counter 등을 내장시킨 보드를 제작하여 사용하였다. 또한, 로봇선단에는 Nitta(주)의 UFS-67M25A인 힘/토크 센서가 부착되어 있으며, 센서로부터의 신호는 센서전용 DSP 보드를 통하여 얻어진다. 노이즈 대책으로는 DSP 보드에 Low-pass filter가 내장되어 있으며, 그 외에 각종 신호선을 실드선으로 처리, 길이를 짧게 하였으며, 가능한 모터와 멀리 떨어지도록 하여 최대한 노이즈의 영향이 미치지 않도록 하였다.

n 자유도 로봇의 운동 방정식인 식 (1)을 Fig. 3의 평행링크 로봇에 적용하면, 다음과 같은 2자유도 로봇의 운동 방정식을 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & H_{12} \\ -H_{12} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1^2 \\ \dot{\theta}_2^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_{c1} \\ F_{c2} \end{bmatrix} \quad (25)$$

식 (25)에서 M_{ij} , H_{12} , 그리고 G_i 및 $F_{ci}(i, j$

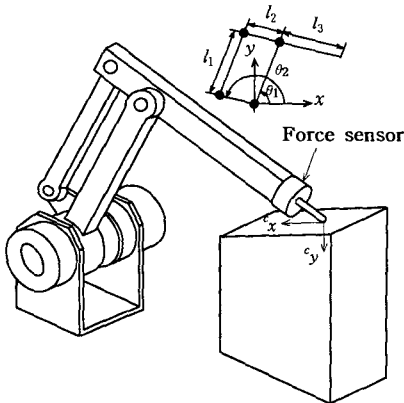


Fig. 3 Direct-drive robot with a force sensor

$=1,2$)의 내용은 다음과 같다.

$$M_{11} = I_1 + m_1 l_{c1}^2 + I_3 + m_3 l_{c3}^2 + m_4 l_1^2 + J_{m1} \quad (26)$$

$$M_{12} = M_{21} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4}) c_{1-2} \quad (27)$$

$$M_{22} = I_2 + m_2 l_{c2}^2 + I_4 + m_4 l_{c4}^2 + m_3 l_2^2 + J_{m2} \quad (28)$$

$$H_{12} = (m_4 l_1 l_{c4} - m_3 l_2 l_{c3}) s_{1-2} \quad (29)$$

$$G_1 = g c_1 (m_1 l_{c1} + m_3 l_{c3} + m_4 l_1) \quad (30)$$

$$G_2 = g c_2 (m_2 l_{c2} + m_3 l_2 - m_4 l_{c4}) \quad (31)$$

$$F_{c1} = f_{c1} \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_1) \quad (32)$$

$$F_{c2} = f_{c2} \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_2) \quad (33)$$

여기서, I_i 는 i 번째 관절 축 주위의 관성 모멘트, J_{mi} 는 i 번째 모터의 관성, m_i 는 링크 i 의 질량, l_i 는 링크 i 의 길이, l_{ci} 는 관절 i 에서 링크 무게 중심까지의 길이, g 는 중력가속도를 나타낸다. 식의 간략화를 위해 정현, 역현을 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 표현하였다. 또한 Table 1에 각종 파라미터를 나타냈으며, 모터관성 $J_{m1} = J_{m2} = 0.019 \text{ Kg} \cdot \text{m}^2$, 마찰계수 $f_{c1} = 0.70$, $f_{c2} = 0.62$ 의 값을 이용하였다.

식 (1)~식 (14)의 각종 벡터를 평행링크 로봇에 적용하여 다음과 같이 정의한다.

$$x = [p_x \ p_y]^T \quad (34)$$

$$x_d = [p_{dx} \ p_{dy}]^T \quad (35)$$

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2]^T \quad (36)$$

$$f = [f_x \ f_y]^T \quad (37)$$

$$f_d = [f_{dx} \ f_{dy}]^T \quad (38)$$

$$A(\theta) = \begin{bmatrix} l_1 c_1 - l_3 c_2 \\ l_1 s_1 - l_3 s_2 \end{bmatrix} \quad (39)$$

Table 1 Link parameters of robot

i	$l_{ci}(\text{m})$	$m_i(\text{kg})$	$I_i(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$
1	0.084	1.160	0.0360
2	0.058	0.807	0.0083
3	0.200	0.504	0.0151
4	0.060	0.708	0.0332

$$T(\theta) = \begin{bmatrix} -c_2 & s_2 \\ -s_2 & -c_2 \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$J = \begin{bmatrix} -l_1 s_1 & l_3 s_2 \\ l_1 c_1 & -l_3 c_2 \end{bmatrix} \quad (41)$$

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (42)$$

5. 실험

5.1 제어대상 및 실험 방법

실험장치를 Fig. 4에 나타내었다. 제어대상은 Fig. 5에 나타냈으며, 두께 10mm 인 평면 강철판(object 1)과 곡면(object 2, 곡률반경 0.15m)대상물을 사용하였으며, 대상물의 접촉면을 매끄러운 상태로 하여 표면마찰에 의한 위치제어 방향으로의 영향을 적게 하였다. 샘플링 주기는 5ms, 총 샘플링 수는 600으로 하였다. 위치제어기의 게인 $k_{pp}=150$, $k_{pd}=35$ 이며, 힘 제어기의 게인 $k_{fb}=3$, $k_{fd}=1.2$ 로 응답이 진동하지 않는 범위 내에서 적당한 게인을 선택하였다. 또한, 신경회로망의 학습률 $\eta=0.1$, $K=10$, 결합하중의 초기값은 -0.1 에서 $+0.1$ 사이의 임의의 값을 이용하였다.

하이브리드 제어에 들어가기 전의 초기동작은 로봇 선단을 구속면 근처로 이동시킨 후, 직교좌표계를 기준으로 y 축 부(-)의 직선방향으로 피드백 제어를 행하며 천천히 구속면을 향해 접근시킨다. 이 때 로봇 선단이 구속면에 접촉하여,

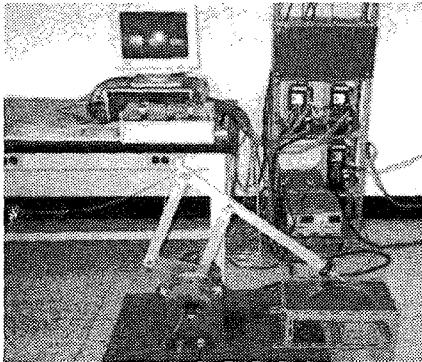
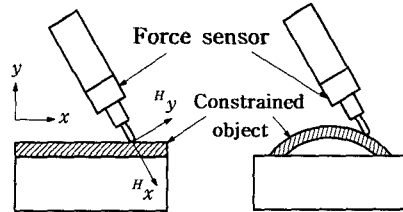


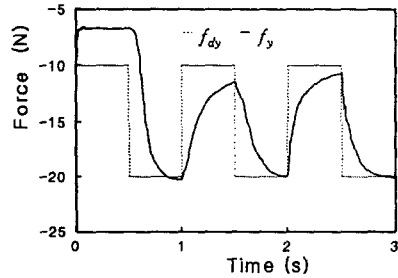
Fig. 4 Experimental setup

힘 센서로부터 검출되는 y 축 방향의 접촉힘 ${}^H f_y$ 를 식 (40)의 $T(\theta)$ 를 이용하여 Fig. 5에 나타낸 것처럼 로봇 하단부의 직교 좌표계로 변환시킨 f_y 가 $-10N$ 이 되면, 로봇의 아래방향(y 축 부의

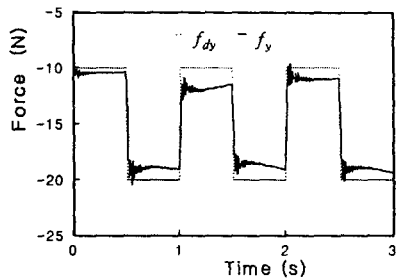


(a) Object 1 (b) Object 2

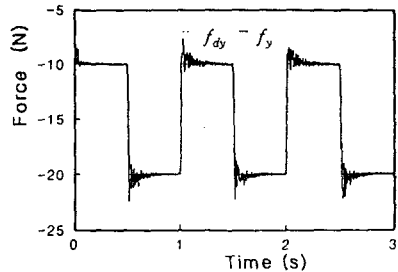
Fig. 5 Constrained object



(a) 1st trial

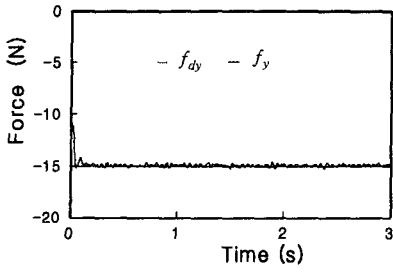


(b) 5th trial

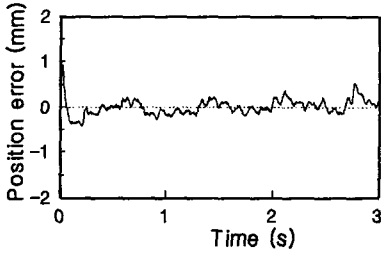


(c) 10th trial

Fig. 6 Experimental results of force control



(a) Responses of force



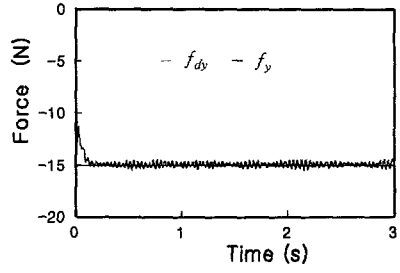
(b) Responses of position error

Fig. 7 Experimental results for object 1(10th trial)

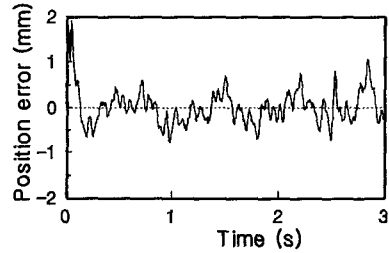
방향)에 일정한 힘을 유지하면서, 물체방향을 향해 0.1m 이동하는 하이브리드 위치/힘 제어 실험에 들어간다. Fig. 7~Fig. 9에 나타난 실험 결과는 모두 초기동작을 끝낸 이후의 것이다.

5.2 실험 결과

먼저 하이브리드 실험에 앞서 제안한 신경회로망의 성능을 알아보기 위해, 위치는 움직이지 않고 힘 제어만 실행한 결과를 Fig. 6에 나타냈다. 목표 접촉힘을 0.5초마다 y축 방향으로 -10N과 -20N을 반복하며 실험을 행하였다. Fig. 6에서 가로축은 시간을 나타내며, 세로 축은 목표 접촉힘 f_{dy} 및 실제 측정된 접촉힘 f_y 를 나타낸다. 실험 결과 Fig. 6 (a)는 최초 1회 실행한 것으로 진동이 일어나지 않는 범위 내에서 적당한 피드백 계인을 사용하였기 때문에, 목표값에 크게 못 미치고 있으나, 5회 이후의 결과인 Fig. 6 (b)는 어느 정도 목표값에 근접함을 알 수 있고, 10회째 실험 결과인 Fig. 6 (c)에서 알 수 있듯이, 신경회로망에 의한 반복학습이 거듭됨으로 인해, 목표값이 변화한 초기에는 진동현상을 보이나, 대체적으로 목표값을 잘 추종하고 있다. 일반적으로 대상물의 동특성이 파악되지 않은 상태에서, 힘 제어기의 서보계인을 크게 하면 시스템이 불안정하게 되며, 반대로 작게 하면 목표값에 도달하기

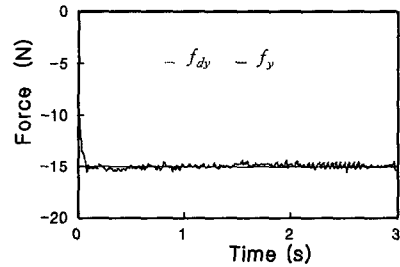


(a) Responses of force

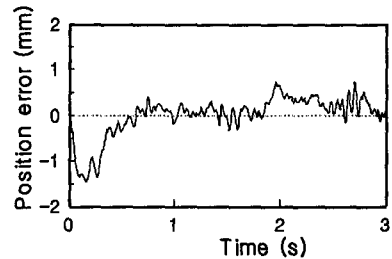


(b) Responses of position error

Fig. 8 Experimental results of PID.(object 1)



(a) Responses of force



(b) Responses of position error

Fig. 9 Experimental results for object 2(1st trial)

가 어렵다. 이를 극복하기 위해 대상물에 대한 동특성을 미리 파악하여, 적절한 계인을 설정할 필요가 있으나, 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 대상물의 동특성을 보상함으로 인해, 어느 정도 계인을 작게 하여도, 또한 대상물에 대한 사전 지식이 없어도 반복학습에 의해 변화된

목표값을 안정적으로 잘 추종함을 알 수 있었다.

Fig. 7(object 1)은 제안한 학습제어기를 이용하여 하이브리드 제어를 실행한 결과로서, 10회째 실행한 결과이다. 대상물인 구속면이 고강성인 철판임에도 불구하고 목표 접촉힘을 잘 추종하고 있다. 위치오차는 최초 $-10N$ 으로 구속면에 접촉하여, 하이브리드 제어에 들어가는 순간 목표 힘이 $-15N$ 으로 바뀌므로 인해 초기오차는 크지만, 그 이후는 목표위치를 대체로 적은 오차 범위 내에서 잘 추종함을 알 수 있다.

Fig. 8은 피드백제어기와의 비교를 위해, PID제어기를 사용한 결과이다. 제안한 학습제어기에 의한 결과(**Fig. 7 (a)**)에 비해, 접촉힘의 응답에서 약간의 진동현상이 나타났으며(**Fig. 8 (a)**), 위치 오차의 범위는 현저히 커짐을 알 수 있었다.

Fig. 9는 평면 대상물(**Fig. 7**)에서 학습된 신경회로망의 결합하중을 곡면(object 2)대상물의 제어에 대입하여 실험한 결과로서, 최초 1회 실행한 응답 결과이다. 그 결과 대상물이 평면일 때에 비해, 대상물 자체가 곡선으로 되어 있으므로 힘 및 위치에 대한 추종성은 떨어지나, 대체적으로 양호한 결과를 얻을 수 있었다. **Fig. 9**에 나타난 실험 결과로부터 구속 접촉면이 평면인 대상물에서 학습된 신경회로망을 곡면 대상물에 이용함으로써 변화된 대상물에 대한 빠른 적응력이 있음을 보였다.

6. 결론

본 논문에서는 로봇 선단에 부착시킨 힘 센서를 사용하여 구속면에 대해 일정한 힘을 유지하며 구속면을 따라 이동시키는 직교좌표계에 의한 하이브리드 위치/힘 제어기를 제안하였다. 제안한 제어기는 피드백 제어기에 신경회로망을 첨가시킨 학습제어기로 구성되어 있다. 이를 직접구동형 평행링크 로봇에 적용, 접촉면이 평면 및 곡면 대상물에 대한 하이브리드 위치/힘 제어 실험을 하였다. 그 결과, 신경회로망을 통해 직접구동형 로봇의 여러 비선형항을 보완 학습하므로 인해, 목표 위치 및 접촉 힘을 효과적으로 잘 추종하는 실험결과를 얻을 수 있었다. 또한, 기존의 피드백 제어를 이용한 실험 결과와 비교할 때, 위치 및 힘에 대한 오차가 감소하였으며, 특히 반복학습 후의 신경회로망을 새로운 대상물에 적용한 결과, 그 학습효과가 이전되어 빠른 적응력을 갖고 있음을 알 수 있었다.

후 기

본 연구는 부경대학교 기성회 연구비지원에 의한 것이며, 이에 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Raibert, M.H. and Craig, J.J., 1981, "Hybrid Position/Force Control of Manipulators," *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, Vol. 102, No. 2, pp. 126~133.
- (2) Khatib, O., 1987, "A Unified Approach for Motion and Force Control of Robot Manipulators : The Operational Space Formulation," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol. RA-3, No. 1, pp. 43~53.
- (3) Yoshikawa, T. and Sudou, A., 1990, "Dynamic Hybrid Position/Force Control of Robot Manipulators: On-Line Estimation of Unknown Constraint," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1231~1236.
- (4) Hogan, H., 1985, "Impedance Control : An Approach to Manipulation, Part I,II,III," *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement. and Control*, Vol. 107, No. 1, pp. 1~24.
- (5) Lawrence, D.A., 1988, "Impedance Control Stability Properties in Common Implementations," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1185~1190.
- (6) 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.
- (7) 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.
- (8) Hwang, Y.Y. and Todo, I., 1994, "Cooperative Control of Two Direct-Drive Robots Using Neural Networks," *JSME International Journal(C)*, Vol. 37, No. 2, pp. 335~341.
- (9) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J., 1986, "Learning Representation by

Back-Propagating Errors," *Nature*, Vol. 323, No. 9, pp. 533~536.

(10) 황용연, 1997, "학습제어기를 이용한 직접구동

형 로봇의 힘제어," 대한기계학회논문집(A), 제 21권 제11호, pp. 1819~1826.