

신경 회로망을 이용한 로봇 매니플레이터의 Hybrid 위치/힘 제어기의 설계

(Hybrid Position/Force Controller design of the
Robot Manipulator using Neural Networks)

조 현찬*, 전 홍태*, 이 홍기**

Hyun-Chan Cho*, Hong-Tae Jeon* and Hong-Gi Lee**

* 중앙대학교 전자공학과

** 중앙대학교 제어계측공학과

Abstract

In this paper we propose a hybrid position/force controller of a robot manipulator using double-layer neural network. Each layer is constructed from inverse dynamics and Jacobian transpose matrix, respectively. The weighting value of each neuron is trained by using a feedback force as an error signal.

If the neural networks are sufficiently trained well, it does not require the feedback-loop with error signals. The effectiveness of the proposed hybrid position/force controller is demonstrated by computer simulation using a PUMA 560 manipulator.

1. 서론

일반적으로 산업용 로봇(industrial robot)는 생산 제품의 다양화와 작업의 용통성으로 인해 공장 자동화(FA)에 있어서 중추적인 역할을 담당하는, 컴퓨터로 프로그램 가능한 기계적 시스템으로 인식되고 있다. 보통 이 시스템을 이용한 생산 작업은 크게 두가지로 대분된다. 첫번째로는 매니플레이터의 end-effector가 공간상에서 궤적을 따라가며 작업을 하는 경우이고, 두번째로는 end-effector가 주변 환경과 접촉하며 작업을 수행하는 경우이다[8][9][10]. 전자의 경우는 단순히 매니플레이터의 위치 제어(position control)만으로도 작업 수행이 가능하나, 후자의 경우처럼 매니플레이터의 end-effector가 외부 환경으로부터 일정치않은 힘을 받게되는 조립 작업, 페인팅 작업, 표면 가공 등과 같은 정밀 작업에서는 위치 제어만이 아닌 힘 제어(force control)까지 동시에 복합적으로 병행되어야 한다[8][10]. 따라서 이와같은 매니플레이터의 Hybrid 위치/힘 제어는 매니플레이터의 제어 시 지정된 궤적의 주행에 외부 힘까지 가중된 어려운 문제로 인식된다. 대표적인 연구 결과들로는 Mason[8]과 Raibert[10]

에 의해 제안된 방식들이다. Mason[8]과 Raibert[10]은 매니플레이터의 end-effector가 컴플라이언트(compliant) 운동을 할때 존재하는 제한 조건을 인위적 제한(artificial constraints)과 자연적 제한(natural constraints)으로 분리하여 인위적 제한에 대해서만 Hybrid 위치/힘 제어를 하였다. 그러나 매니플레이터의 동적 특성은 고도로 비 선형적이며 결합(highly nonlinear coupled)되어 있으므로 기존의 비적응(nonadaptive), 적응(adaptive) 제어 방식에 의한 제어로는 매니플레이터의 수학적 모델링(modelling), 물리적 매개 변수(physical parameter)의 추정등이 요구되거나 혹은 미지의 매개 변수 수의 증가에 따라 복잡성(complexity)이 기하학적으로 증가하는 등의 문제점들을 갖는다[1][7]. 최근 이런 문제를 해결하고자 신경 회로망을 이용한 매니플레이터의 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[2][3][4][5][6][9].

신경 회로망을 이용한 매니플레이터의 제어는 Back-propagation 회로망[2], Topology-Conserving Map방식, Hopfield 회로망, CMAC(cerebellar model articulation control) 방식[9], 그리고 feedback-error 학습법[4][5][6]등 여러가지가 있으나 본 논문에서는 병렬 처리 기능을 가지며 on-line 처리가 가능하도록 feedback-error 학습법을 이용한 double-layer 구조의 Hybrid 위치/힘 제어기를 구성한다. 특히 Hybrid 위치/힘 제어에서는 매니플레이터 end-effector의 움직임이 중요시 되므로 기존의 조인트(joint) 공간에서의 feedback-error 학습법에 의한 신경 회로망으로는 만족스런 end-effector의 동적 응답을 얻을 수 없다. 따라서 본 논문에서는 기존의 조인트 공간 feedback-error 학습법을 카르테시안(Cartesian)공간으로 확장시켜 매니플레이터의 end-effector를 직접 제어할 수 있도록 신경 회로망을 구성한다. 제시된 Hybrid 위치/힘 제어기는 명령단의 카르테시안 위치, 속도 및 힘 성분들이 운동의 실행 시간동안 역 동력학(inverse dynamics)과 자코비안 전치 (Jacobian transpose)

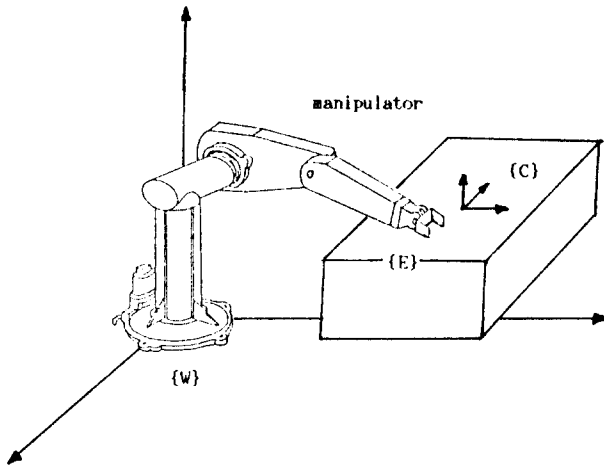
행렬로 구성된 double-layer 구조의 신경 회로망에 입력되어 요구되는 토크를 공급한다. 이때 발생한 오차 신호로써 신 신경 회로망의 가중치(weighting value)를 조절하는 학습을 한다. 완전한 학습후 매니플레이터는, feedback-loop가 필요치않는, 최적 상태의 가중치를 갖는 신경 회로망에 의해서만 구동된다.

한편 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 Hybrid 위치/힘 운동의 해석 및 제어 전략을 제시하고, III장에서는 신경 회로망을 이용한 Hybrid 위치/힘 제어를 구성한다. 그리고 IV장에서는 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과가 제시되고 끝으로 V장에서는 결론을 논한다.

II. Hybrid 위치/힘 운동의 해석 및 제어 전략

1. 매니플레이터의 Hybrid 위치/힘 운동

매니플레이터가 그림 1과 같이 작업 환경과 접촉 하면서 궤적을 수행하는 Hybrid 위치/힘 운동을 할경우 그 동적 특성은 매니플레이터의 end-effector가 카르테시안 궤적을 따라가기 위한 힘/토크와 외부힘에 의한 힘/토크 성분의 합성으로 생각할 수 있다.



{W} : 기준 좌표계 (base frame)

{E} : end-effector 좌표계 (end-effector frame)

{C} : 제한 좌표계 (constraint frame)

그림 1. 매니플레이터의 Hybrid 위치/힘 운동.

Fig.1. Hybrid position/force motion of the manipulator.

그림 1에서 보듯이 n-자유도를 갖는($n \leq 6$) 매니플레이터의 Hybrid 위치/힘 운동은 제한 좌표계 {C}상에서 실행되며 이때 {C}에서 요구되는 위치 $\dot{x}_d(t) \in \mathbb{R}^n$, 속도 $\dot{x}_d(t) \in \mathbb{R}^n$ 성분은 매니플레이터의 조인트 위치 $\theta(t) \in \mathbb{R}^n$, 속도 $\dot{\theta}(t) \in \mathbb{R}^n$ 와 각각 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\dot{x}_d^C = k(\theta(t)) \quad (1)$$

$$\dot{x}_d^C = J(\theta)\dot{\theta}(t) \quad (2)$$

여기서, $k(\cdot)$ 는 조인트 공간에서 제한 좌표계 {C}로의 정방향 기구 방정식이고 $J(\cdot)$ 는 자코비안 행렬이다. 한편 제한 좌표계 {C}에서 요구 되는 위치 및 속도와 힘/토크는 상호간에 직교성(orthogonality)이 있으므로 매니플레이터는 다음과 같은 선택 행렬을 이용 하여 Hybrid 위치/힘 운동시 위치 제어와 힘 제어를 독립적으로 실행할 수 있다[10].

$$S = \begin{bmatrix} S_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & S_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & S_3 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & S_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

상기의 선택 행렬에서 각 요소 $S_i (i=1,2,\dots,n)$ 는 힘 제어와, 위치 제어를 위해서 각각 1과 0으로 선택된다. 식(3)을 이용해 매니플레이터의 Hybrid 위치/힘 운동을 위한 제한 좌표계에서의 동적 방정식은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$F(t) = D_x(\theta(t)) [I-S] \ddot{x}_d^C + c_x(\theta(t), \dot{\theta}(t)) + c_x(\theta(t)) + SF_d^C(t) \quad (4)$$

여기서, $F(t) \in \mathbb{R}^n$ 는 Hybrid 위치/힘 제어 운동을 위한 힘/토크 벡터, $D_x(\theta(t)) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 는 카르테시안 질량 행렬, $c_x(\theta(t), \dot{\theta}(t)) \in \mathbb{R}^n$ 는 비 선형 코리올리(Coriolis) 힘과 원심력 벡터, 그리고 $c_x(\theta(t)) \in \mathbb{R}^n$ 는 중력 벡터이다.

또한 $F_d^C \in \mathbb{R}^n$ 는 제한 좌표계에서 요구되는 힘/토크이다.

식 (4)로부터 매니플레이터의 Hybrid 위치/힘 운동은 제한 좌표계 {C}상에서 실행됨을 알 수 있다. 식(4)에 자코비안의 전치 행렬을 이용하면 Hybrid 위치/힘 운동을 위해 매니플레이터의 구동기에 인가 되는 토크 $u \in \mathbb{R}^n$ 를 구할 수 있다.

$$u(t) = J^T(\theta)F(t)$$

$$= J^T(\theta) [D_x(\theta(t)) [I-S] \ddot{x}_d^C + c_x(\theta(t), \dot{\theta}(t)) + c_x(\theta(t))] + J^T(\theta) SF_d^C(t) \quad (5)$$

상기식 우변의 첫번째 항은 매니플레이터가 요구되는 궤적을 따라 수행하기 위한 토크이고, 두번째 항은 제한 좌표계에서 요구되는 힘/토크를 얻기위한 조인트 토크이다.

2. 제어 전략

앞결과 같은 동적 특성을 갖는 매니플레이터의 Hybrid 위치

/힘 운동의 제어는 end-effector의 궤적 주행에 외부 힘까지 추가된 난해한 문제이다. 이를 해결하기 위한 한 방법은 신경 회로망으로 구성된 neural identifier를 이용하는 것이다. 본 논문에서는 다음과 같은 몇가지 제어 전략 하에 Hybrid 위치/힘 제어를 위한 neural identifier를 구성한다.(그림 2 참조)

전략 1. 불 확실한 매니플레이터의 기계적 매개 변수 (링크질량, 마찰계수등)의 추정을 위해 neural identifier를 구성한다.

전략 2. 전략1을 위해 매니플레이터의 역 동력학과 자코비안 전치 행렬을 신경 회로망으로 구성하고, 그 가중치들을 학습 대상 가변 요소로 정의 한다.

전략 3. 가중치의 조절은 delta rule을 이용하여 신경 회로망과 병렬 구성된 feedback-loop의 오차 신호로써 조절한다[5]. 오차 신호는 다음과 같이 정의 한다.

$$\dot{f}_o^C(t) = \dot{f}_d^C - \dot{f}_a^C \quad (6a)$$

$$\ddot{f}_o^C(t) = \ddot{f}_d^C - \ddot{f}_a^C \quad (6b)$$

$$F_o^C(t) = F_d^C - F_a^C \quad (6c)$$

여기서, F_a^C 는 end-effector의 센서를 이용해 측정된 F_a^E

와 변환 행렬 F_E^C 를 이용해 구한다.

즉,

$$\bar{F}_a^C = F_E^C F_a^E \quad (7a)$$

$$F_E^C = \begin{bmatrix} \bar{F}_E^C & \vdots & 0 \\ P_X \bar{F}_E^C & \vdots & \bar{F}_E^C \end{bmatrix} \quad (7b)$$

$$P_X = \begin{bmatrix} 0 & -P_z & P_y \\ P_z & 0 & -P_x \\ -P_y & P_x & 0 \end{bmatrix} \quad (7c)$$

이다.

여기서, \bar{F}_E^C 는 {E}부터 {C}까지의 방위 행렬이고 P 는 {C}의 원점 부터 {E}의 원점까지의 거리를 {C}에서 표현한 벡터이다. 또한 "X"는 벡터 cross product이다.

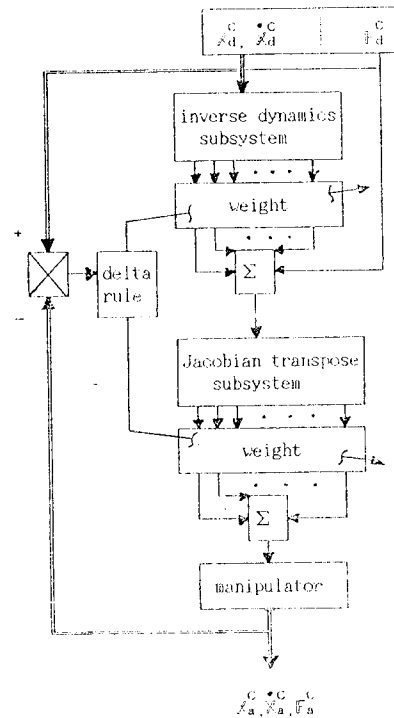


그림 2. 매니플레이터의 매개변수 추정을 위한 Neural identifier.

Fig. 2. Neural identifier for the parameter estimation of a manipulator.

III. Hybrid 위치/힘 제어기의 설계

매니플레이터의 역 동력학 및 자코비안 전치 행렬은 앞장의 제어 전략에 의해 병렬 처리 가능한 double-layer 구조의 신경 회로망으로 구현 가능하며, 이를 이용해 본 논문에서 제시된 Hybrid 위치/힘 제어기의 구성은 그림 3 과 같다.

그림 3에서 매니플레이터의 3 자유도만을 고려했을 경우 제어 순서는 다음 단계로 요약된다.

단계 1. 명령단의 카르테시안 위치 $\dot{x}_d^C(t) \in \mathbb{R}^3$, 속도 $\ddot{x}_d^C(t) \in \mathbb{R}^3$ 및 가속도 $\ddot{\ddot{x}}_d^C(t) \in \mathbb{R}^3$ 들이 선택 행렬 $S \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 을 통과하여 신경 회로망의 첫번째 layer에 입력된다.

단계 2. 첫번째 layer의 $1+m+n$ 개의 subsystem들은 이를 입력으로 비선형 계산후 각각 3개의 neuron의 입력 $v_1(t) \in \mathbb{R}^1$, $v_2(t) \in \mathbb{R}^m$ 및 $v_3(t) \in \mathbb{R}^n$ 을 출력한다.

단계 3. 각 neuron은 각각 가중치 $w_1(t) \in \mathbb{R}^1, w_2(t) \in \mathbb{R}^m$ 그리고, $w_3(t) \in \mathbb{R}^m$ 을 갖고 있으며 i 번째 neuron의 출력 $f_{oi}(t) (i=1,2,3)$ 는 단지 입력 $f_i(t)$ 와 가중치 $w_i(t)$ 의 dot product로 식(8)과 같이 얻는다. 이때 $f_{oi}(t)$ 는 매니퓰레이터의 위치 제어를 위한 카르테시안 힘 벡터 $F_o(t) \in \mathbb{R}^3$ 의 i 번째 성분이다.

$$f_{oi}(t) = f_i(t)^T w_i(t) = w_i(t)^T f_i(t) \quad (8)$$

for $i=1,2,3$.

단계 4. 단계 3의 $F_o(t)$ 와 제한 좌표계에서 요구되는 힘 벡터 $F_d(t) \in \mathbb{R}^3$ 로써 두번째 layer의 입력 $F_i(t) \in \mathbb{R}^3$ 을 다음과 같이 얻는다.

$$F_i(t) = F_o(t) + S \cdot F_d(t) \quad (9)$$

여기서, $S \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 는 선택 행렬이다.

단계 5. 두번째 layer의 $p+q+r$ 개 subsystem들은 $F_i(t)$ 를 입력으로 각각 3개의 neuron의 입력 벡터 $Z_1(t) \in \mathbb{R}^p, Z_2(t) \in \mathbb{R}^q$ 및 $Z_3(t) \in \mathbb{R}^r$ 을 출력한다. 이때 각 neuron은 가중치 $w_1(t) \in \mathbb{R}^p, w_2(t) \in \mathbb{R}^q$ 그리고 $w_3(t) \in \mathbb{R}^r$ 을 갖고 있다.

단계 6. i 번째 neuron의 출력 $U_i(t) (i=1,2,3)$ 은 입력 $Z_i(t)$ 와 가중치의 dot product로 식(10)과 같이 구한다.

$$U_i(t) = Z_i(t)^T w_{i+3}(t) = w_{i+3}(t) \cdot Z_i(t) \quad (10)$$

for $i=1,2,3$.

단계 7. 제어기의 feedback힘 $U_r(t) \in \mathbb{R}^3$ 는 궤적오차 $x^c(t) \in \mathbb{R}^3 (=x_d^c(t) - x_a^c(t)), \dot{x}^c(t) \in \mathbb{R}^3 (= \dot{x}_d^c(t) - \dot{x}_a^c(t))$ 와 힘 오차 $F_o^c(t) \in \mathbb{R}^3 (=F_d^c(t) - F_a^c(t))$ 으로부터 다음과 같이 얻는다.

$$U_r(t) = J^T [K_r S F_o^c(t) + K_v \dot{x}^c(t) + K_p [1-S] x^c(t) + K_d [1-S] \dot{x}^c(t) + K_i \int [1-S] x^c(t) dt] = [U_{r1} \ U_{r2} \ U_{r3}]^T \quad (11)$$

단계 8. 매니퓰레이터의 구동기에 입력되는 토크 벡터 $U(t) \in \mathbb{R}^3$ 는 단계 6의 식(10)과 단계 7의 식(11)으로부터 식(12)와 같이 얻는다.

$$U(t) = U_i(t) + U_r(t) \quad (12)$$

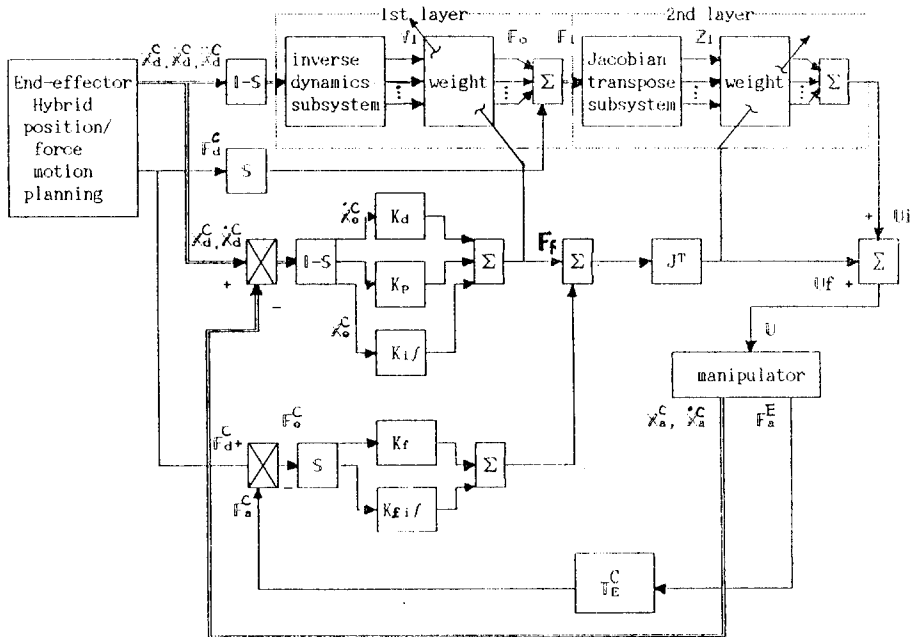


그림 3. 신경회로망을 이용한 Hybrid 위치/힘 제어기

Fig.3. Hybrid position/force controller using neural networks.

단계 8에서 오차항이 zero인 경우, 즉 식(12)에서 $U_r(t)=0$ 인 경우 매니플레이터는 오직 신경 회로망의 출력 $U_i(t)$ 에 의해서만 구동된다. 이것은 신경 회로망의 완전한 학습이 이루어졌음을 의미한다. 이를 위해 신경회로망의 첫번째 layer의 각 가중치들은 다음의 학습 법칙에 의해 조절된다.

$$\alpha \frac{dw_{1i}}{dt} = Y_{1i}(\theta d, \dot{\theta} d, \ddot{\theta} d) \times fr_1 \quad (i=1, 2, \dots, l) \quad (13a)$$

$$\alpha \frac{dw_{2j}}{dt} = Y_{2j}(\theta d, \dot{\theta} d, \ddot{\theta} d) \times fr_2 \quad (j=1, 2, \dots, m) \quad (13b)$$

$$\alpha \frac{dw_{3k}}{dt} = Y_{3k}(\theta d, \dot{\theta} d, \ddot{\theta} d) \times fr_3 \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (13c)$$

여기서, α 는 첫번째 layer의 시상수 이고

$$Fr_1 = [fr_1 \ fr_2 \ fr_3]^T \\ = K_p[1-5]\ddot{x}_o(t) + K_d[1-5]\dot{x}_o(t) + K_i \int [1-5]x_o(t) dt$$

이다.

한편 두번째 layer의 각 가중치들의 학습 법칙은 다음과 같다.

$$\beta \frac{dw_{4i}}{dt} = Z_{1i}(\theta d, F_1) \times Ur_1 \quad (i=1, 2, \dots, p) \quad (14a)$$

$$\beta \frac{dw_{5j}}{dt} = Z_{2j}(\theta d, F_1) \times Ur_2 \quad (j=1, 2, \dots, q) \quad (14b)$$

$$\beta \frac{dw_{6k}}{dt} = Z_{3k}(\theta d, F_1) \times Ur_3 \quad (k=1, 2, \dots, r) \quad (14c)$$

여기서, β 는 두번째 layer의 시상수 이다.

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 Hybrid 위치/힘 제어기는 PUMA 560 매니플레이터의 3 자유도만을 대상으로 컴퓨터 시뮬레이션을 실행 하였으며 매니플레이터 end-effector의 좌표계, 제한 좌표계, 그리고 기준 좌표계의 방위는 모두 일치한다고 가정하였다. 이때 제한 좌표계에서 요구되는 궤적과 힘은 각각 식 (15), (16)과 같다.

$$\ddot{x}_d^C = [m] = \begin{bmatrix} x(t) \\ \sqrt{0.4318^2 - x(t)} \\ -0.43307 \end{bmatrix} \quad (15a)$$

단, $x(t) = -0.4 + 0.2 \cdot \lambda(t)$

$$\dot{x}_d^C(t)[m/sec] = \frac{dx_d^C(t)}{dt} \quad (15b)$$

$$F_d^C[Nm] = [0 \ 0 \ -5.0Nm] \quad (16)$$

여기서, $\lambda(t)(0 \leq \lambda \leq 1)$ 는 정규화된(normalized) 시간이다. 상기의 요구되는 궤적과 힘을 수행하기 위해 구성된 신경회로망은 double-layer 구조로서, 첫번째 layer는 역 동력학을 위해 3개의 neuron과 51개의 subsystem을 갖고, 두번째 layer는 자코비안 전치 행렬을 위해 3개의 neuron과 9개의 subsystem을 갖는다. 가중치의 초기값은 매니플레이터의 물리적 매개변수를 기초로 설정 되었으며 60개의 가중치 모두 초기값을 0.1로 하였다. 또한 가중치 변화의 시상수는 $\alpha=\beta=15000$ 으로 하여 학습을 시켰다. 총 학습 횟수는 10000번을 실행하였으며 이때 소요 되는 시간은 PC-386 컴퓨터로 약 21시간 소요 되었다. 한편 feedback gain K_p, K_d, K_i 및 K_f 는 다음과 같이 설정하였다.

$$K_p = \begin{bmatrix} 200 & 0 & 0 \\ 0 & 1000 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17a)$$

$$K_d = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 20 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17b)$$

$$K_i = \begin{bmatrix} 1.0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17c)$$

$$K_f = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3 \end{bmatrix} \quad (17d)$$

$$K_{f1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (17e)$$

그림 4와 그림 5는 각각 첫번째와 5000번째 학습에서의 위치 오차의 수렴성을 보이고 있고, 그림 6은 10000번째 학습에서의 위치 오차의 수렴 결과 이다. 또한 그림 7은 첫번째, 5000번째, 그리고 10000번째 학습에서의 힘 오차의 수렴 결과들이다. 그림들에서 보듯이 본 논문에서 제안한 Hybrid 위치/힘 제어기는 학습을 거듭할수록 전 구간에서 훌륭히 오차가 수렴 한다는 것을 알 수 있다.

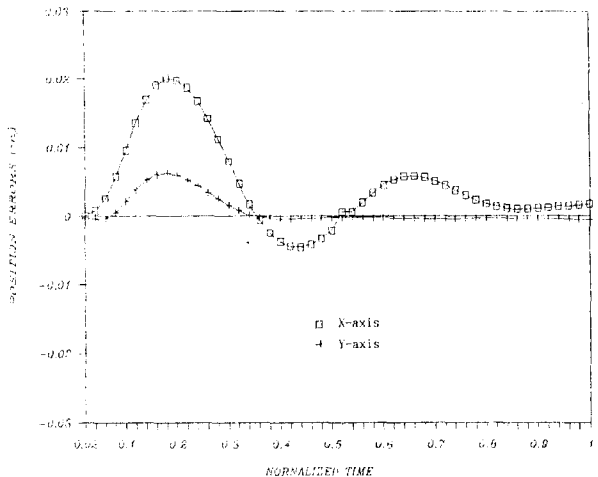


그림 4. 첫번째 학습에서의 위치 오차.
Fig. 4. Position error of the first learning trial.

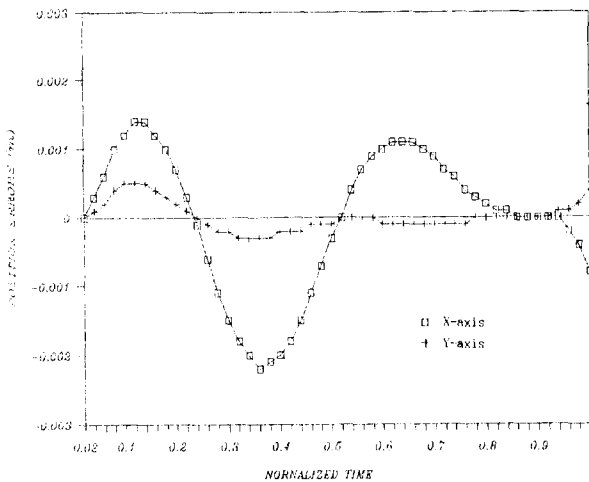


그림 5. 5000번째 학습에서의 위치 오차.
Fig. 5. Position error of the 5000th learning trial.

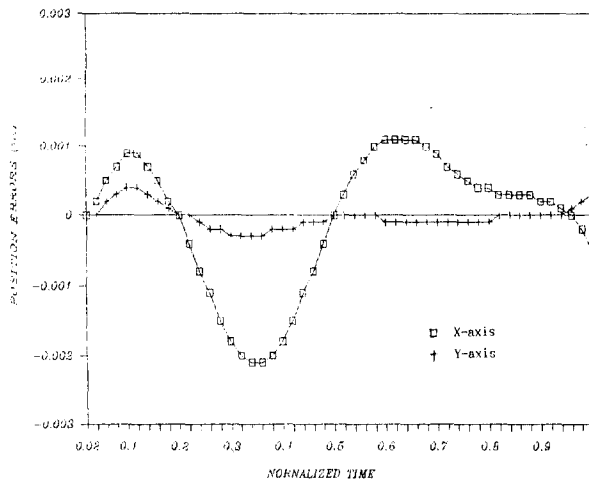


그림 6. 10000번째 학습에서의 위치 오차.
Fig. 6. Position error of the 10000th learning trial.

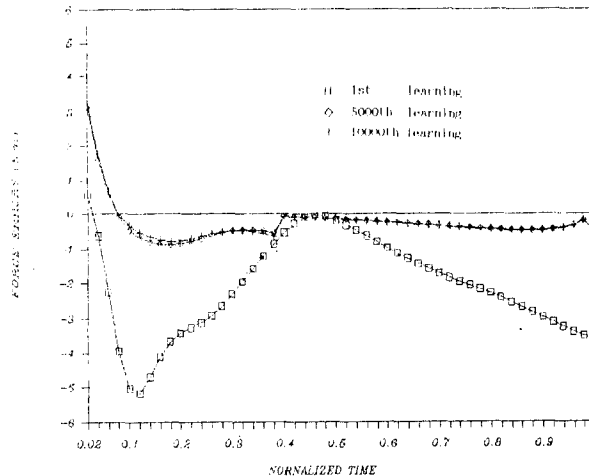


그림 7. 첫번째, 5000번째, 10000번째 학습에서의 힘 오차.
Fig. 7. Force errors of the 1st, 5000th, and 10000th learning trial, respectively.

V. 결론

본 논문에서 제시된 Hybrid 위치/힘 제어기는 역 동역학과 자코비안 전치 행렬의 비 선형 성분들이 subsystem에 의해 미리 계산되고 neuron은 단지 이들을 선형적으로만 결합하므로서 신경 회로망의 학습시간을 단축시킬 수 있다. 또한 학습이 진행되면서 제어의 주체가 feedback-loop에서 신경 회로망으로 대체되므로 매니플레이터와 같은 고도의 비선형 시스템의 물리적 매개변수의 정확한 추정없이도 Hybrid 위치/힘 제어가 가능하다. 그리고 앞으로는 좀더 빠른 학습시간을 위한 제어 학습 알고리즘의 개발과 실제 시스템을 위한 경제적 구현 방식등이 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] S.Dubowsky, D.T.DesForges, "The application of Model Reference Adaptive Control to robotics manipulators," *Journal of Dynamic System, Measurement and Control*, vol.101, pp.193-200, 1979.
- [2] R.K.Elsley, "A learning architecture for Control based on Back-Propagation neural network," *Proc.of the IEEE Conf. on Neural Networks*, vol.2, pp.687-594, 1988.
- [3] G.Josin, D.Charney, and D.White, "Robot control using neural networks." *Proc. of the IEEE Inter. Conf. on Neural Networks*, vol.2, pp.169-185, 1988.
- [4] M.Kawato, K.Furukawa, and R.Suzuki, "A hierachical neural network model for control and learning of voluntary movements," *Bio.Cybern*, vol.57, pp.169-185, 1987.
- [5] M.Kawato, Y.Uno, M.Tsobe, and R.Suzuki, "A hierachical neyral network model for voluntary movement with application to robotics," *IEEE Control System Magazine*, vol.8, pp.8-16, 1988.
- [6] M.Kawato, H.Miyamoto, T.Setoyama, and R.Suzuki, "Feed-back-error learning neural network for trajectory control of a robotic manipulator," *Neural Networks*, vol.1, pp.251-265, 1988.
- [7] J.y.S.Luh, M.W.Walker, and R.P.Paul, "Resolved-acceleration control of mechanical manipulators," *IEEE Trans. Automatic Contr.* AC-25, pp.468-474, 1980.
- [8] M.T.Mason, "Compliance and Force Control for Computer Controlled Manipulators," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics SMC-11*, 6, pp.418-432, 1981.
- [9] W.T.Miller, E.Glanz, and L.G.Kraft, "Application of General Learning Algorithm to the Control of Robotic Manipulators," *The International Journal of Robotics Reserch*, pp.84-98, 1987.
- [10] M.H.Raibert, J.J.Craig, "Hybrid Position/Force Control of Manipulators," *Journal of Dynamic System, Measurement and Control*, vol.102, pp.126-133, 1981.