

神經回路網을 이용한 柔軟性 로봇 매니플레이터의 位置制御에 관한 研究

탁 한 호¹⁾, 이 상 배²⁾

The Study on Position Control of a Flexible Robot Manipulator using Neural Networks

Han-Ho Tack, Sang-Bae Lee

ABSTRACT

This paper presents stabilization and adaptive control of flexible single link robot manipulator system by self recurrent neural networks that is one of the neural networks and is effective in nonlinear control. The architecture of neural networks is a modified model of self-recurrent structure which has a hidden layer. The self recurrent neural networks can be used to approximate any continuous function to any desired degree of accuracy and the weights are updated by feedback-error learning algorithm. When a flexible robot manipulator is rotated by a motor through the fixed end, transverse vibration may occur. The motor torque should be controlled in such a way that the motor rotates by a specified angle, while simultaneously stabilizing vibration of the flexible robot manipulator so that it is arrested as soon as possible at the end of rotation. Accurate position control of lightweight manipulator during the large changes in configuration common to robotic tasks requires dynamic models that describe both the

1) 한국해양대학교 전자통신공학과 박사과정 컴퓨터공학전공

2) 한국해양대학교 전자통신공학과 교수

rigid body motions, as well as the flexural vibrations.

Therefore, a dynamic models for a flexible robot manipulator is derived, and then a comparative analysis was made with linear controller through an simulation and experimental. The results are presented to illustrate the advantages and improved performance of the proposed position tracking controller over the conventional linear controller.

1. 서 론

현재 산업현장에서 자동화와 생산성 증대를 위해 많이 이용되고 있는 로봇은 대부분 강체로 아주 두껍고 무거운 매니플레이터를 가진 로봇이다. 강체로봇이 가지는 여러 가지 단점을 보완하기 위해 로봇 매니플레이터의 무게를 보다 가볍게 하고 유연성이 많은 로봇 매니플레이터에 대한 연구가 많이 진행되고 있다^[1]. 그러나 매니플레이터는 그 유연성으로 인해 동작시 진동을 일으키고, 구조적인 탄성을 갖는 시스템으로 제어 입력보다 일반화좌표의 수가 많기 때문에 Yoshiyuki Sakaw등은 유연성 매니플레이터에 최적제어를 적용하였고^[2], K. S. Yeung등은 가변구조 제어법칙을 적용하였으며^[3], 그외 PID 궤환 제어법칙등^[4]을 이용하여 그 유용성을 입증하였다.

이 논문에서 제시된 신경회로망 제어 알고리즘의 효율성을 입증하기 위해 PD(Proportional Derivative) 제어기 및 LQR(Linear Quadratic Regulator) 제어기와 궤환오차학습에 의한 신경회로망 제어기를 설계하여 시뮬레이션과 실험을 통하여 그 결과를 비교 분석하였다.

2. 신경회로망

이 논문의 신경회로망 제어기에 이용되는 간단한 순환 신경회로망과 신경회로망에 대한 짧은 학습시간의 목적으로 자기순환 신경회로망의 구조를 그림 1과 같이 나타내고, 각 이산시간 n 에 대해 $I_i(n)$ 는 i 번째 입력, $S_j(n)$ 는 j 번째 순환뉴런에 대한 입력의 합, $X_j(n)$ 는 j 번째 은닉층인 순환뉴런의 출력, 그리고 $O(n)$ 는 출력층의 출력이며, ●는 자기순환 뉴런을 나타낸다. 그리고

회로망에서 W_{ij}^I , W_j^O , W_j^D 는 각각 입력층, 출력층, 자기순환층의 가중치 벡터이다. 입출력은 매핑 $M: I^m \rightarrow O^n$ 을 정의한다. 그리고 $m=3$, $n=1$, $I^3 = [r(n), y(n), u(n)]$ 라 가정한다. 그래서

$$O^D(n) = Q_X^D(r(n), y(n), u(n)); l \leq n \quad (1)$$

여기서 $Q_X(n)$ 는 비선형함수이며, l 과 n 는 양의 정수이다. 그림 1에 대한 수학적 모델은 다음과 같다.

$$O(n) = \sum_j W_j^O X_j(n) + \delta_k \quad (2)$$

$$X_j(n) = f(S_j(n)) + \delta_j \quad (3)$$

$$S_j(n) = W_j^D X_j(n-1) + \sum_i W_{ij}^I I_i(n) \quad (4)$$

여기서 $f(x)$ 는 일반적으로 시그모이드 함수이다.

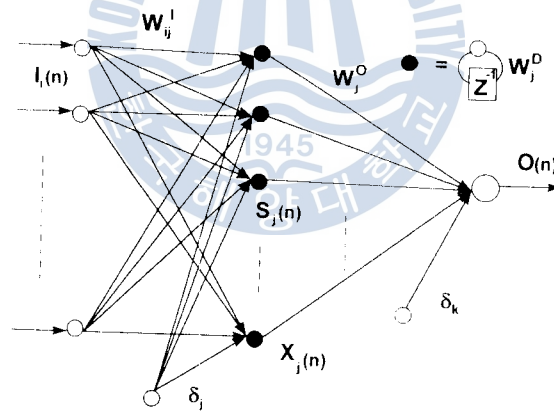


그림 1 자기순환 신경회로망의 구조

이 논문의 가중치 적응 학습규칙은 레환오차학습 알고리즘으로 이것은 M. Kawato에 의해 제안되었고^[5], 이 알고리즘을 유도하기 위해 자기순환 신경회로망에 대한 오차함수를 다음과 같이 정의한다.

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^m (r(n) - y(n))^2 \quad (5)$$

여기서 $r(n)$ 는 플랜트에 요구되는 응답이고, $y(n)$ 는 플랜트의 실제 응답이

다. 그림 1에서 주어진 자기순환 신경회로망은 식 (2), (3), (4)로 나타내고, 출력, 순환 및 입력 가중치에 관계되는 출력 기울기는 각각 다음과 같다.

$$\frac{\partial O(n)}{\partial W_j^O} = X_j(n) \quad (6)$$

$$\frac{\partial O(n)}{\partial W_j^D} = W_j^O P_j(n) \quad (7)$$

$$\frac{\partial O(n)}{\partial W_{ij}^I} = W_j^O Q_{ij}(n) \quad (8)$$

여기서

$$P_j(n) \equiv \frac{\partial X_j(n)}{\partial W_j^D}, \quad Q_{ij}(n) \equiv \frac{\partial X_j(n)}{\partial W_{ij}^I} \quad (9)$$

이므로

$$P_j(n) = f'(S_j)(X_j(n-1) + W_j^D P_j(n-1)), \quad P_j(0) = 0 \quad (10)$$

$$Q_{ij}(n) = f'(S_j)(I_i(n) + W_j^D Q_{ij}(n-1)), \quad Q_{ij}(0) = 0 \quad (11)$$

가 된다.

즉 가중치의 갱신법칙은 다음과 같다.

$$W(n+1) = W(n) + \eta \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial W} \right) \quad (12)$$

여기서 η 는 학습율을 나타낸다.

3. 유연성 매니플레이터의 모델링

그림 2는 유연성 로봇 매니플레이터 시스템의 구조를 나타낸다. 허브는 모터에 부착되어 회전하고, 가늘고 긴 유연성 매니플레이터가 직접 연결되어 있다. 그리고 유연성 매니플레이터는 일정한 단면적과 물리적인 성질을 가지며, 길이는 단면적에 비해 아주 커서 전단변형과 회전 관성효과를 무시할 수 있는 가늘고 긴 균일한 Bernoulli-Euler 빔으로 유연성 매니플레이터를 모델화한다^[6]. 또한 결합부의 마찰과 유연성 매니플레이터의 구조적인 감쇠는 시스템 모델링시 무시한다.

그리고 I_h 는 매니퓰레이터를 구동하는 액추에이터와 매니퓰레이터를 액추에이터에 고정된 부분을 합한 허브의 질량 관성모멘트이며, M_e 와 J_e 는 엔드 이펙터와 유보하중을 합한 매니퓰레이터의 끝지점 질량과 질량 관성모멘트이고, g 는 z 축 아래로 향하는 중력이다. 그림 2에서 매니퓰레이터의 임의의 점 x 에 대한 단형변형 $w(x, t)$ 는 가정된 모드접근에 사용되어 확장될 수 있으므로 다음과 같이 표현된다.

$$u(x, t) = \sum_{i=1}^n \phi_i(x) q_i(t) \tag{13}$$

여기서 $\phi_i(x)$ 는 매니퓰레이터의 i 번째 가정된 모드형태로써 고정-자유단의 고유함수이며, $q_i(t)$ 는 $\phi_i(x)$ 에 상응하는 시간의 함수인 i 번째 일반화좌표이다. 그리고 매니퓰레이터의 관성모멘트 I_b , 길이 l 을 가지며, 매니퓰레이터의 각 변형은 $\theta(t)$ 로써 표시되고, 전체변위 $y(l, t)$ 는 다음 식과 같다.

$$y(l, t) = \theta(t)l + w(x, t) \tag{14}$$

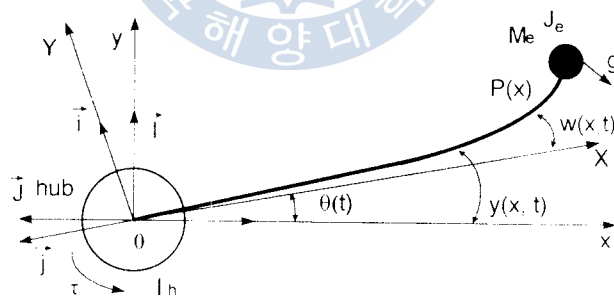


그림 2 유연성 로봇 매니퓰레이터 시스템의 구조

그리고 다음과 같은 가정된 모드형상으로 이용할 수 있다.

$$\phi(x) = C_1 \cosh \beta x + C_2 \sinh \beta x + C_3 \cos \beta x + C_4 \sin \beta x \tag{15}$$

유연성 매니퓰레이터의 운동에너지는 다음과 같다.

$$K = \frac{1}{2} I_h \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} \int_0^l x^2 \dot{\theta}^2 dm + \frac{1}{2} \int_0^l \dot{w}^2 dm + \int_0^l \dot{w} x \dot{\theta} dm + \frac{1}{2} \int_0^l w^2 \dot{\theta}^2 dm \tag{16}$$

이 논문에서는 끝지점 질량의 위치에너지와 중력에 의한 위치에너지는 무다.

$$V = \frac{1}{2} EI \int_0^l \left(\frac{\partial^2 w(x, t)}{\partial x^2} \right)^2 dx \quad (17)$$

여기서 E 는 매니플레이터의 탄성계수이고, I 는 매니플레이터의 횡단면의 중립축에 관한 면적 관성모멘트이다.

그리고 Lagrange 방정식은 $L = K - V$ 로써 위의 식 (16)과 식 (17)를 Lagrange 방정식에 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$L = \frac{1}{2} \dot{\theta}^2 (I_h + I_b) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \dot{q}_i^2 + \dot{\theta} \sum_{j=1}^n \dot{q}_j \int_0^l \phi_j x dm - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n q_k^2 \omega_k^2 \quad (18)$$

그러므로 매니플레이터의 운동방정식의 유도는 시스템의 외력이 작용하는 경우 Euler-Lagrange 방정식을 적용하여 정리하면 다음과 같이 운동방정식이 유도된다.

$$\ddot{\theta} = \frac{\tau + \sum_{j=1}^n q_j \omega_j^2 \int_0^l \phi_j x dm}{I_h} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \ddot{q}_i = & -\frac{\tau}{I_h} \int_0^l \phi_i x dm - q_i \omega_i^2 \left[1 + \frac{\left(\int_0^l \phi_i x dm \right)^2}{I_h} \right] \\ & - \frac{\sum_{j=1}^n q_j \omega_j^2 \int_0^l \phi_j x dm \int_0^l \phi_i x dm}{I_h} \end{aligned} \quad (20)$$

상태공간 방정식과 출력방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}u \quad (21)$$

$$y = \mathbf{C}\mathbf{x} \quad (22)$$

여기서 u 는 플랜트에 가해지는 입력토크 τ 이고, \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} , \mathbf{x} 는 상태행렬이다.

4. 제어시스템의 설계

4.1 PD 제어기를 이용한 제어시스템

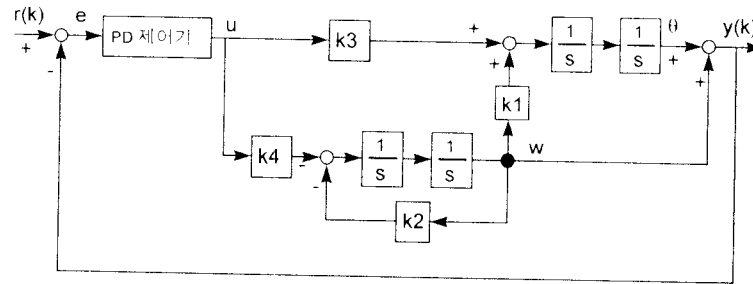


그림 5.8 PD 제어기를 이용한 제어시스템의 구조

신성회로망 제어기를 설계하기 전에 먼저 PD 제어기를 설계하여 안정도 해석과 전체변위를 제한시켜 원하는 위치제어가 되도록 하기 위함이다. 그림 3은 전체변위를 제한시켜 위치제어를 하기 위하여 PD 제어기를 이용한 제어시스템 구조이며, PD 제어기의 출력은 다음과 같다.

$$u = K_p e + K_d \dot{e} \quad (23)$$

여기서 오차 $e = r(k) - y(k)$ 이다.

4.2 LQR 제어기를 이용한 제어시스템

LQR(Linear Quadratic Regulator)은 1960년 Kalman^[7]에 의하여 기법이 개발된 이래로 현재 제어이론 및 실제에서 중요한 역할을 하고있다. 표준 LQR 문제를 정의하기 위하여 앞 장의 플랜트 상태방정식 (21)과 (22)에서 초기상태 $\mathbf{x}(0)$ 는 주어져 있고, 상태벡터 $\mathbf{x}(t) \in R^n$, 제어 입력벡터 $\mathbf{u}(t) \in R^m$ 이며, 시스템 $[\mathbf{A}, \mathbf{B}]$ 는 안정가능하다고 가정한다. 그리고 표준 LQR의 평가함수 J 를 다음과 같이 정의한다.

$$J = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} [\mathbf{x}^T(t) \mathbf{Q} \mathbf{x}(t) + \mathbf{u}^T(t) \mathbf{R} \mathbf{u}(t)] dt \quad (24)$$

여기서 Q 는 최적화 문제를 얻기 위해 양의 반한정 ($Q \geq 0$) 대칭행렬인 상태가중치행렬이다.

LQR은 시스템이 안정가능하고 검출 가능하기만 하면 공칭안정도가 보장된다. 그렇지만 LQR 제어는 단순한 수학적 최적제어 이론으로써 실제 제어시스템의 안정도 문제에서 중요한 안정도-강인성을 고려할 수 없다. 또한 설계과정에서 시스템 성능을 직접 고려할 수 없고 단지 설계 후에 검토하는 일종의 시행착오 방법이라는 문제도 가지고 있다. 그리고 2차 평가함수를 갖는 선형 시스템의 최적제어 문제를 다루기 위하여 위 식 (21)과 같은 선형 상태공간 방정식으로 표현되는 선형시변 시스템에 대해 생각하면, 표준 LQR 문제는 평가함수식 (24)를 최소화하는 것을 요구한다. 그리고 상태가중치행렬 Q 는

$$Q = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} & 0 \\ 0 & \begin{bmatrix} q_2 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad (25)$$

이고, 여기서 q_i 는 i 번째 최대허용 상태변수값을 의미한다.

LQR 제어를 이용한 제어시스템의 구조는 그림 4와 같이 설계했고, 그림에서 CC(Command Converter)블럭은 상태공간형으로 기준입력을 간단히 변환시키는 역할을 한다.

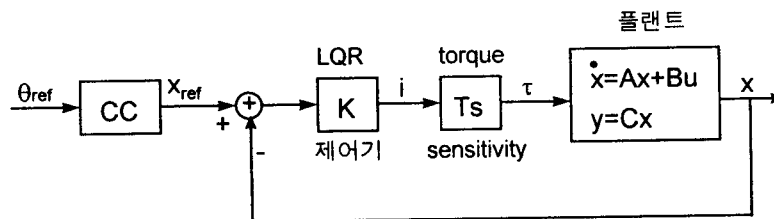


그림 4 LQR 제어를 이용한 제어시스템의 구조

그림 4에서 토크 τ 는 다음과 같다.

$$\tau = -K(x - x_{ref}) \quad (26)$$

여기서 K 는 모든 상태궤환 이득행렬이며, 적당한 레귤레이터 이득행렬 K

는 바라는 응답이 될 때까지 q_1 , q_2 와 R 의 값을 변화시켜 찾는다. 이 논문에서의 제어가 이득 K 는 식 (21)과 (22)를 이용하면 $q_1=4000$, $q_2=2500$ 및 $R=10$ 의 값을 가질 때 [14.5095 14.5788 1.6608 3.0870]으로 주어진다.

4.3 신경회로망 제어기를 이용한 제어시스템

이 절에서는 PD 제어기와 병렬로 구성된 궤환오차학습에 의한 자기순환 신경회로망 제어시스템을 설계하고자 한다. 제어시스템의 구조는 그림 5와 같이 궤환오차학습에 의한 자기순환 신경회로망 제어기에 의한 제어시스템으로써 전체 제어기의 구성은 출력측에서 궤환되어진 오차항을 포함하는 PD 제어기의 출력값을 신경회로망 제어기가 학습에 이용하는 형태의 병렬로 구성되었다. 신경회로망 제어기는 앞에서 제시한 것과 같이 하나의 은닉층을 가지며, 은닉층은 자기순환 구조로 이루어 졌다.

전통적 PD 제어기는 학습주기 동안 점근적 안정성을 보장하기 위한 것과 제어되는 플랜트의 응답에 대한 기준모델로써 사용된다. 그리고 신경회로망 제어기는 원하는 궤적을 반복에 의해 온라인으로 학습되며, 궤환오차는 신경회로망을 통해 역전파된다. 학습에 대한 수렴특성은 신경회로망이 플랜트를 역으로 학습하면서 수렴하고, PD 제어기의 중요성이 제기되면서 신경회로망 제어기가 플랜트를 제어한다.

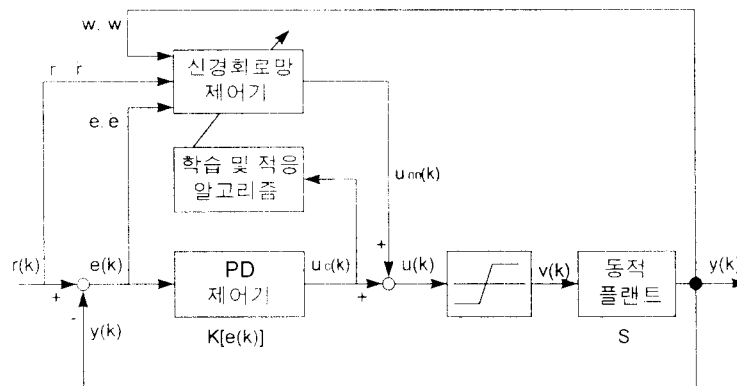


그림 5 실험에 이용된 전체 제어시스템의 구조

그림 5의 제어기 구조에서 PD 제어기는 고정된 이득을 가지면서 외란에 대하여 전체 시스템을 안정되게 하고, PD 제어기의 입력에 대한 궤환값은 전체 변위 $y(k)$ 이고, 신경회로망 제어기의 입력에 대한 궤환값은 탄성변형 w, \dot{w} 이다. 그리고 신경회로망 제어기의 내부 가중치는 플랜트의 역 모델로 이루어진 신경회로망 제어기에서 제어신호 $u_{nn}(k)$ 을 생성하여 갱신한다. 초기학습 기간동안 제어신호 $u_{nn}(k)$ 는 매우 적으므로 무의미하다. 또한 PD 제어기로부터의 제어신호 $u_c(k)$ 는 매우 큰 초기오차이기 때문에 중요하다. 그래서 학습의 초기단계에서 $u_c(k)$ 는 $u_{nn}(k)$ 보다 큰 값을 가지고, 학습회수의 증가에 의해 $u_c(k)$ 의 값이 작아지면서 $u_{nn}(k)$ 는 큰 값으로 변화된다. 그러므로 $u_{nn}(k)$ 의 값이 $u_c(k)$ 의 값보다 크지면 신경회로망 제어기가 플랜트를 제어한다. 일반적으로 궤환오차학습은 다음과 같은 잇점이 있다.

- (1) 교차신호가 신경회로망을 학습하기 위해 요구되지 않는다. 대신에 궤환 오차신호가 학습신호로써 사용된다.
- (2) 학습과 제어는 전통적인 학습 후 제어(learn-then-control) 접근과는 달리 동시에 실행된다.

그림 5에서 S는 동적 플랜트를 나타내고, $K[e(k)]$ 는 선형 제어법칙에 대응되는 오차와 오차의 미분 선형함수이고, 제한값을 가진 액츄에이터의 특성은 다음의 함수에 의해 표현된다.

$$L[u] = \begin{cases} u(k) - L & \text{if } u(k) > L, \\ 0 & \text{if } -L \leq u(k) \leq L, \\ u(k) + L & \text{if } u(k) < -L \end{cases} \quad (27)$$

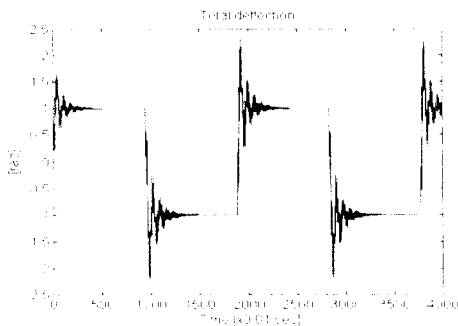
여기서 L 은 제한값의 크기로써 시뮬레이션에는 사용되지 않지만 실제 실험에는 플랜트에 큰 입력이 부가되면 전체 시스템에 나쁜 영향이 미칠 수 있으므로 제한기를 추가하여 플랜트 입력을 조절한다.

5. 제어시스템에 의한 시뮬레이션

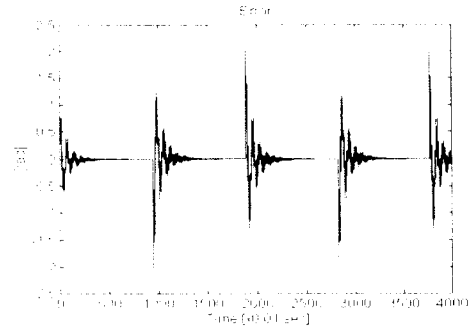
이 장에서는 앞에서 구성된 세 가지 제어기를 시뮬레이션하기 위해서 유연

상 로봇 매니플레이터의 바라는 값을 순간변화의 상태관찰에 대한 것으로는 구형과 입력인 초기위치를 0에서 시작하여 시스템의 매니플레이터 위치를 각도 $-1[\text{rad}]$ 과 $1[\text{rad}]$ 로 반복하는 것으로 하였다. 그리고 신경회로망 제어기는 초기 가중치가 난수로 주어져 온라인 학습을 행하면서 플랜트를 제어하는 방법에 대해 매니플레이터의 전체변위, 모터각도, 탄성변형, 오차값에 대하여 PD 제어기 및 LQR 제어기와 비교 조사하였고, 시스템의 매개변수는 링크의 길이 $l=1.2[m]$, 링크의 폭 $W=0.0254[m]$, 링크의 무게 $D=0.0032[m]$, 선형 질량농도 $\rho=0.2332[\text{Kg}/m]$, 탄성계수 $EI=6.715[\text{N}\cdot\text{m}^2]$, 허브관성 $I_h=0.005[\text{Kg}/\text{m}^2]$ 및 링크의 재질은 알루미늄이며, 링크의 끝자집 유로하중은 고려하지 않았다.

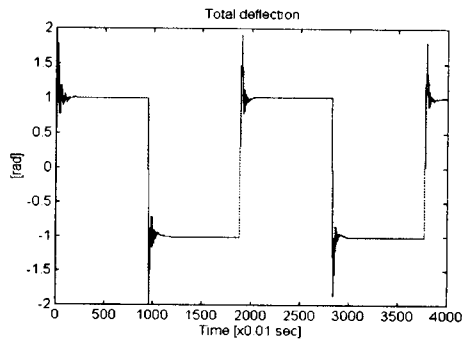
PD 제어기에 대한 고정된 제어기 이득값은 학습효과를 나타내기 위하여 $[K_p, K_d]$ 는 각각 $[0.1, 5.9]$ 로 하였고, LQR 제어기에 대한 이득 \mathbf{K} 는 $[14.5095 \ 14.5788 \ 1.6608 \ 3.0870]$ 으로 하였다. 그리고 신경회로망 제어기는 3층으로 구성되어있고, 6개의 입력층 뉴런과, 10개의 은닉층 뉴런, 1개의 출력층 뉴런을 가진다. 입력과 은닉층에 대해 사용된 활성화함수는 양극 시그모이드함수이고, 출력층은 선형함수이며, 은닉층과 출력층에는 각각 바이어스를 주었다. 그리고 신경회로망에 대한 입력은 $r(k)$, $\dot{r}(k)$, $e(k)$, $\dot{e}(k)$, $u(k)$, 및 $\dot{u}(k)$ 이고, 출력은 $u_m(k)$ 이다. 제어기에 대한 가중치의 초기값은 $[1, -1]$ 사이의 난수로 하였고, 바이어스도 $[1, -1]$ 사이의 난수로 하였으며, 학습율은 0.094, 샘플링 시간은 $1[\text{ms}]$ 로 하였다. 그리고 시뮬레이션에 대하여 신경회로망의 학습과 유연성 매니플레이터 시스템의 제어 프로그램은 MATLAB 소프트웨어로 구성되어있고, 가중치의 학습은 실시간 처리로써 행하였다.



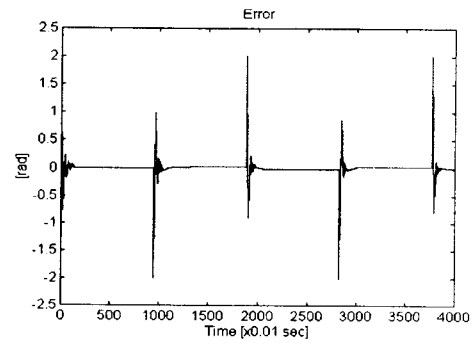
(a) PD 제어기



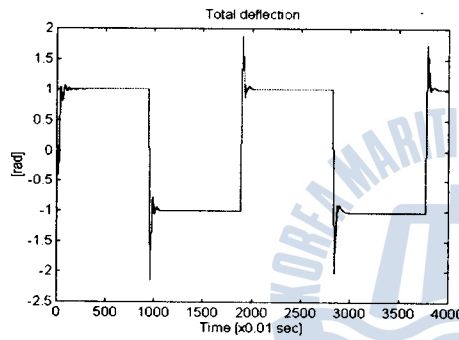
(b) PD 제어기의 오차값



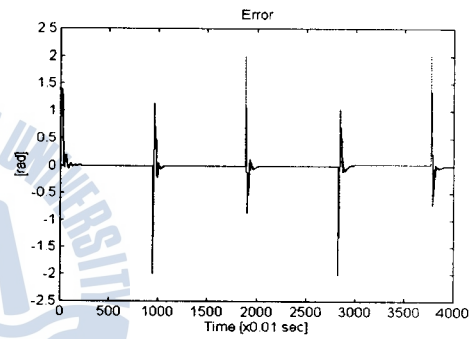
(c) LQR 제어기



(d) LQR 제어기의 오차값

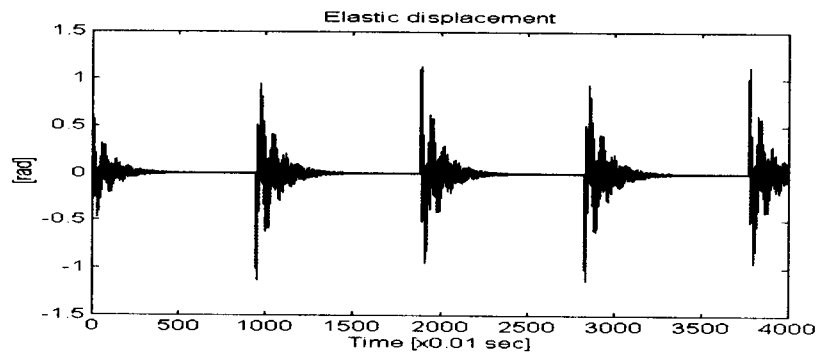


(e) 신경회로망 제어기

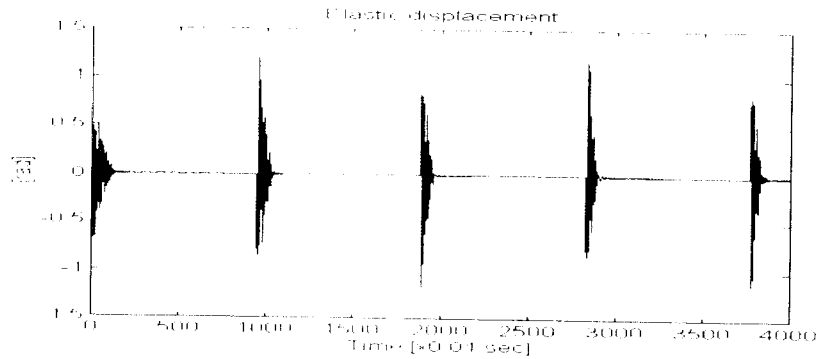


(f) 신경회로망 제어기의 오차값

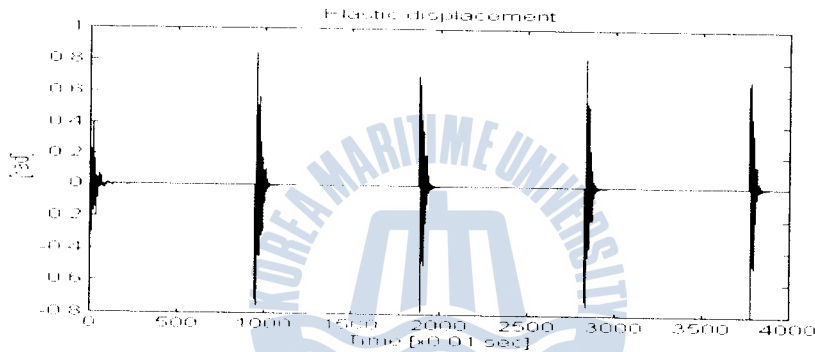
그림 6 구형파 입력에 대한 전체변위 응답특성과 오차값



(a) PD 제어기



(b) LQR 제어기



(c) 신경회로망 제어기

그림 7 구형과 입력에 대한 탄성변형 특성

그림 6은 구형과 입력에 대한 유연성 로봇 매니퓰레이터의 위치를 각도 $+1[\text{rad}]$ 과 $-1[\text{rad}]$ 로 반복하여 변화시킬 때의 응답특성을 나타낸 것으로 그림 (a)는 전체변위에 대한 PD 제어기의 응답특성이고, (b)는 PD 제어기의 응답특성에 대한 오차값을 나타낸 것으로 큰 진동과 느린 수렴속도 및 오차값도 상당히 크게 나타났다. 그림 (c)는 LQR 제어기의 전체변위에 대한 응답특성이고, (d)는 LQR 제어기의 오차값으로 PD 제어기보다는 빠른 안정을 보인다. 또한 (e)는 학습을 행하면서 제어를 실행하는 신경회로망 제어기의 응답특성이며, (f)는 신경회로망 제어기의 응답특성에 대한 오차값을 나타낸다. 그림 6에서 알 수 있듯이 신경회로망 제어기가 PD 제어기보다 초기 오차값이 적으면서 상당히 빠른 수렴을 보이므로 제어성능이 우수하다는 것을 알 수 있었고, LQR 제어가 보다는 과도상태 부분에서 미세한 진동이 개선됨을 보였다.

탄성변형 특성은 그림 7에 나타내었는데 신경회로망 제어기의 응답특성이

PD 제어기의 응답특성보다 탄성변형이 적으면서 빠르게 수렴함을 알 수 있고, LQR 제어기보다는 약간 빠른 응답특성을 나타냄을 알 수 있다.

시뮬레이션 결과에 의해 초기 응답특성을 비교해 보면 신경회로망 제어기가 PD 제어기보다는 아주 적지만 학습초기에는 오차가 약간 있음을 보여준다. 그러나 학습이 진행되었을 경우 오차가 아주 적으면서 응답도 잘 수렴함을 알 수 있었다. 그러므로 이 논문에서 제안한 자기순환 신경회로망 제어기에 의한 유연성 로봇 매니퓰레이터의 위치제어에 있어서는 PD 제어기보다 빠른 적응력과 제어성능이 우수함을 알 수 있었고, LQR 제어기와 비교하면 약간의 성능개선만 보임을 알 수 있다.

그리고 제어시스템의 설계에서 PD 제어기와 LQR 제어기의 이득계수를 설정하기 위해 상당한 시행착오를 거쳐야 하지만 신경회로망 제어기를 사용할 경우 이와 같은 문제는 쉽게 해결될 수 있고, 그 성능 또한 이 논문에서 제시한 결과와 같이 LQR 제어기보다 미세한 진동이 개선됨을 보였다.

6. 실험 및 고찰

앞에서 설계한 세 가지 제어시스템의 구조를 실험을 통하여 성능을 비교하였다. 그리고 전체 시스템의 실험장치 구성도는 그림 8과 같다. 제어시스템의 기본동작은 DC 서어보 모터에 부착된 엔코더에 의해서 각도를 검출하여 엔코더 보드로 전송되며, 탄성변형은 유연성 매니퓰레이터의 끝부분에 부착된 LED 신호를 망선 카메라로 감지하고, 광검출기를 이용하여 광신호를 전압신호로 변환하여 카메라 보드로 전송한다. 카메라/엔코더 보드로 전송된 신호는 A/D 변환기(12bit)를 통하여 컴퓨터로 입력되어 설정된 기준입력신호와 엔코더 변환기를 통하여 전력증폭기로 전송된다. 전력증폭기에서는 이 신호를 증폭하여 직류모터를 제어하도록 구성하였다.

이 논문의 실험은 구형과 입력에 대한 응답특성이며, 유연성 로봇 매니퓰레이터의 초기위치를 0에서 시작하여 매니퓰레이터의 위치를 변화시키는 것으로 $\pm 10^\circ$ 이동시킬 때의 PD 제어기 및 LQR 제어기와 신경회로망 제어기에 대한 응답특성을 비교 분석하며, 세로축은 각도 [deg]를 나타낸다.

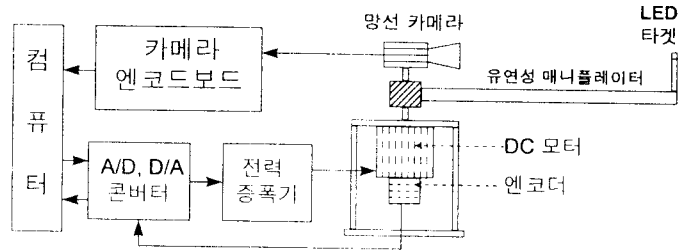
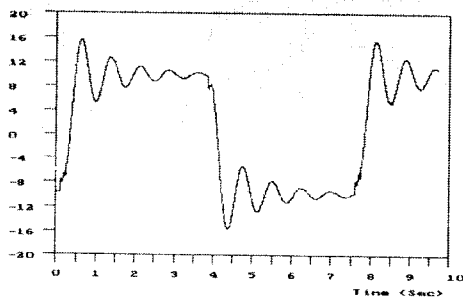


그림 8 유연성 로봇 매니플레이터 시스템의 구성도

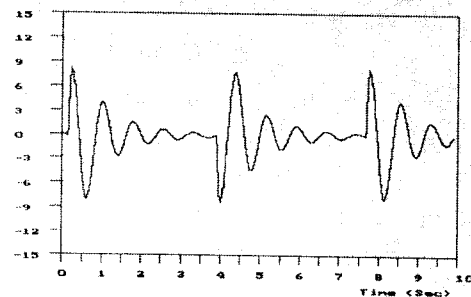
그림 9에서 (a)는 PD 제어기의 전체변위에 대한 응답특성이고, (b)는 LQR 제어기의 응답특성이며, (c)는 신경회로망 제어기의 전체변위에 대한 응답특성을 나타낸 것이다. PD 제어기의 응답특성은 약 3.5초 후 큰 진동을 가지면서 정상상태에 수렴하는 반면, LQR 제어기의 응답특성은 약 1.8초 후 작은 진동으로 정상상태에 빠르게 수렴함을 볼 수 있고, 신경회로망 제어기의 응답특성은 약 1.5초 후 진동이 작으면서 정상상태에 더 빠르게 수렴함을 알 수 있었다. 그리고 각도변화 즉 상승 및 하강시 약간의 변형이 존재하는 것은 시뮬레이션에서도 나타난 것으로 진동제인 유연성 로봇 매니플레이터의 끝부분에 대한 탄성변형을 초기에 줄이기 위해 모터에 가해지는 진동에 대한 역방향의 힘을 제어하기 위한 제동 때문이다.

그림 10은 탄성변형 특성을 나타낸 것으로 신경회로망 제어기가 PD 제어기보다 진동이 적으면서 빠르게 정상상태에 도달함을 알 수 있다.

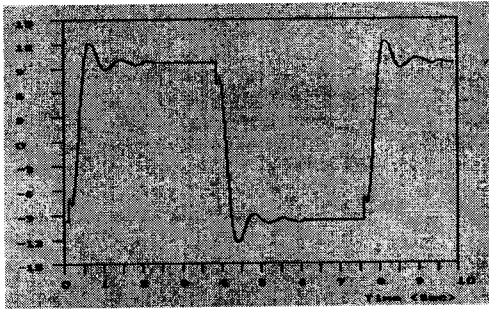
따라서 신경회로망 제어기가 PD 제어기와 LQR 제어기 보다 탄성변형의 응답이 우수하게 보인 이유는 신경회로망 제어기의 학습으로 탄성변형을 최소화하기 위한 해를 찾기 때문이다.



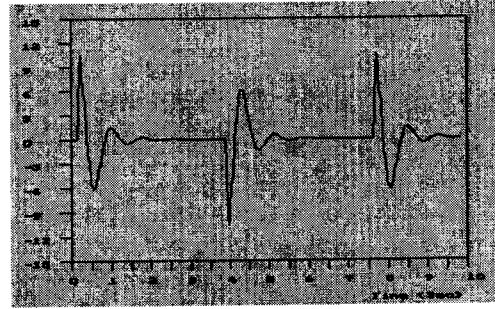
(a) PD 제어기



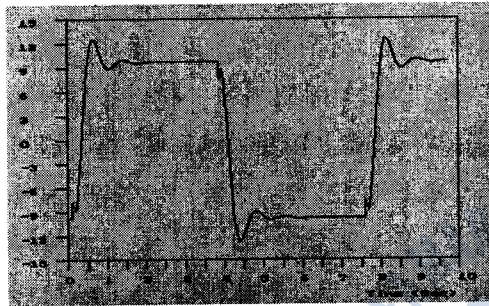
(a) PD 제어기



(b) LQR 제어기

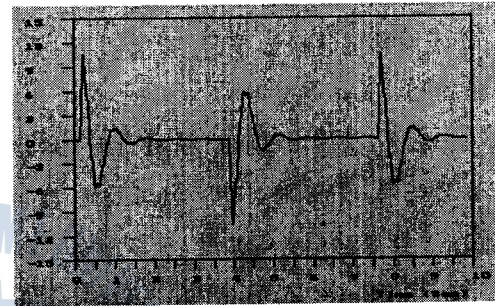


(b) LQR 제어기



(c) 신경회로망 제어기

그림 9 구형과 입력에 대한
전체변위의 응답특성



(c) 신경회로망 제어기

그림 10 구형과 입력에 대한
탄성변형 특성

그에 대한 간단한 예로 실험결과를 보면 신경망 제어기가 PD와 LQR 제어기보다 제동이 빠르게 주어지는 것을 볼 수 있다. 그리고 신경회로망 제어기에서 은닉층의 수가 많을수록 시뮬레이션에서는 응답특성은 약간 좋게 나타나지만 실제 실험에 있어서는 연산시간이 많이 걸리므로 실시간 처리가 불가능하여 시스템의 동작이 멈추는 경우가 발생하였다.

그러므로 신경회로망 제어기의 응답특성이 LQR 제어기의 응답특성과는 비슷하지만 PD 제어기의 응답특성보다는 과도상태 및 정상상태의 응답이 훨씬 더 양호하고 제어성능이 우수함을 보여준다. 그리고 전체 시스템은 비선형성이 강하므로 실제 실험결과와 시뮬레이션 결과와는 약간의 다른 응답특성을 보여주고 있지만 거의 같은 응답특성으로 잘 추종함을 알 수 있었다.

7. 결 론

이 논문은 비선형 시스템인 유연성 로봇 매니플레이터의 효율적인 위치제어

를 위해 새로운 제어기법인 신경회로망 제어이론을 적용하였다. 전체적인 제어시스템의 구성은 플랜트를 제어하기 위해 선형 제어기와 비선형 제어기를 설계하였고, 여기서 설계한 비선형 제어기는 PD 제어기와 신경회로망 제어기를 사용하여 병렬로 구성하였다. 또한 이들의 제어기법에 대한 특성비교를 위하여 시뮬레이션을 행하였으며, 실험을 위해 실제 유연성 로봇 매니플레이터를 구성 제작하였다.

신경회로망의 구조는 하나의 은닉층을 가지며, 은닉층은 자기순환 구조로 구성하였고, 가중치를 개선하기 위한 작용 학습법적은 레완오차 학습알고리즘을 사용하였다. 그리고 신경회로망 제어기의 안정도에 관한 수학적 해석과 학습용의 안정한 수렴특성은 Lyapunov 함수를 적용하여 해석하였다.

신경회로망 제어기를 이용한 제어시스템의 구조에서 유연성 로봇 매니플레이터의 위치제어를 위하여 신경회로망 제어기가 학습이 되기 전까지는 PD 제어기로 제어되면서 학습 후에는 신경회로망 제어기만으로 제어되도록 모델링하였다.

시뮬레이션 결과에서 신경회로망 제어기가 PD 제어기보다 원하는 위치를 탄성변형이 적으면서 더 빠른 속도로 수렴함을 알 수 있었다. 그러나 LQR 제어기와 비교에서는 과도상태와 정상상태 부분에서 미세한 진동이 개선됨을 보였다.

실험결과에서는 PD 제어기만 사용할 때 보다는 신경회로망 제어기를 사용한 병렬제어기가 바라는 위치에 대한 탄성변형이 적으면서 수렴속도가 더 빠름을 알 수 있었고, LQR 제어기와 비교하면 시뮬레이션 결과와 유사하지만 전체변위에 대한 정상상태의 도달시간인 셋틀링 시간이 단축됨을 보였다.

결과적으로 이 논문에서 제안한 레완오차학습에 의한 자기순환 구조를 이용한 신경회로망 제어기가 유연성 로봇 매니플레이터의 제어에 가장 효과적이라는 것을 알았다.

앞으로의 연구과제는 유연성 로봇 매니플레이터의 끝지점에 여러 가지 형태의 하중을 포함시키는 것과 다관절 유연성 로봇 매니플레이터를 구성하여 시뮬레이션과 실험을 통하여 제안된 신경회로망 제어기의 효과를 제시하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] R. H. Cannon and E. Schmitz, "Initial Experiments on the End-Point Control of a Flexible One-Link Robot", The International Journal of Robotics Research, Vol 3, No. 3, pp. 62-75, 1984.
- [2] Zheng-Hua Luo, "Direct Strain Feedback Control of Flexible Robot Arms: New Theoretical and Experimental Results", IEEE Tran. on Automatic Control, Vol. 38, No. 11, pp. 1610-1622, 1993.
- [3] K. S. Yeung and Y. P. Chen, "Regulation of a One-Link Flexible Arm Sliding-Mode Technique", Int. J. Control, Vol. 49, No. 6, pp. 1965-1978, 1989.
- [4] Kamal V. Desai, "Vibration Control with Piezoelectric Transducers of Flexible Beams Modeled Using Kane's Method", University of Washington MS, 1993.
- [5] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama, and R. Suzuki, "Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator", Neural Networks, Vol. 1, pp. 251-265, 1988.
- [6] Daniel J. Inman, "Engineering Vibration", Prentice Hall, pp. 126-166, 1994.
- [7] Leonard Meirovitch, "Analytical Methods in Vibrations", Macmillan Publishing Co, pp. 126-166, 1996.