

신경회로망을 이용한 유연한 관절의 선단위치 tracking 제어기에 관한 실험적 평가

Experimental Evaluation of Neural Network Based Controllers for Tracking the Tip Position of Flexible-Link

최 부 귀, 이 형 기, 박 양 수
(Boo-Kwi Chio, Hyoung-Ki Lee and Yang-Su Park)

Abstract : This paper presents a neural network-based adaptive controller for a single flexible-link. The control for feedback-error learning of neural network is designed by using the re-definition approach. The neural network controllers are implemented on an single flexible-link experimental test-bed. The tip response is significantly improved and the vibrations of the flexible modes are damped very fast. Experimental and simulation results are presented of the proposed tip position tracking controllers over the conventional PD-type, passive controllers.

Keywords : flexible-link, feedback-error, tip position tracking, passive controllers

I. 서론

선형 시스템의 적응제어는 지난 수 십년 동안 꾸준히 연구되었다. 적응제어는 복잡한 시스템을 제어하고 잡음을 줄이는 데 좋은 특성을 가지고 있는 반면에 적응제어의 적응변수는 수렴(convergence)과 안정도(stability)에 영향을 주기 때문에 제어시스템의 적용범위는 한정된다. 따라서 어떤 제한된 함수를 사용하여 시스템을 보상한다[1]. 비선형 시스템에 대한 적응제어는 시스템의 동적 특성을 일부 또는 전부 알고 있다는 가정 하에서 제한 선형화 기법과 비선형 제어이론에 의해 연구되고 있다[2]. 그러나 미지의 비선형 시스템을 제어하는 경우 이러한 제어기법을 사용하더라도 많은 문제점이 발생하게 된다. 그러므로 이러한 비선형 시스템의 제어를 동적 신경회로망을 이용하여 설계하면 제어기의 동작영역을 효과적으로 늘일 수 있을 뿐만 아니라 강인성을 향상시킬 수 있다[3].

본 논문에서는 유연한 관절에 대한 비선형 시스템의 제어기를 동적 신경회로망을 이용하여 설계하였다. 동적 신경회로망은 원하는 궤적을 추적하고 유연한 관절을 구동하기 위해 제안되었다. 유연한 관절 제어를 위해 궤환-오차 학습(feedback-error learning)의 신경회로망 구조를 이용하였다. 설계된 신경회로망은 NN1과 NN2로 구성되어 있으며 이 신경회로망에는 입력변수를 8개를 가진 8개의 뉴런과 은닉층에는 20개의 뉴런 가지고 1개의 출력층을 가지고 있다. 또한 궤환제어기는 선단 위치 제어를 비교하기 위하여 PD제어기와 passive 제어기를 이용하였다. PD제어기와 passive 제어기의 출력을 가지고 교차신호로 사용하였다. 유연한 관절에 대한 선단 위치 트래킹 제어를 위해 PD 제어기의 출력과 신경회로망의 출력이 입력 되어지고, passive 제어기에서도 제어기 출력

과 신경회로망의 출력이 입력 되어진다. 이와 같이 설계된 비선형 제어기를 시뮬레이션과 실험을 하였으며, 이 결과 선단 위치 응답이 매우 개선됨을 확인하고, 유연한 모드의 진동이 매우 빠르게 감소됨을 입증 하였다.

II. 유연한 관절 해석

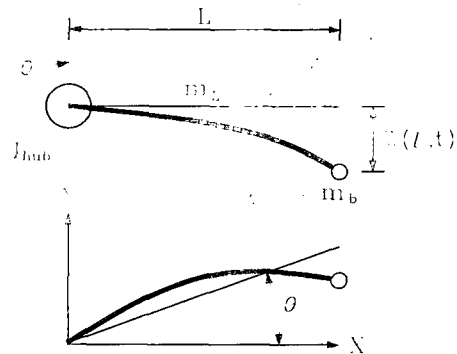


그림 1. 유연한 단일 관절.
Fig. 1. Single flexible link.

본 논문에서는 DD Motor(Direct Drive Motor)의 회전축의 중심축에 연결된 가는 비임(beam)의 선단에 관성을 가지고 있는 유연한 관절을 그림1에 나타내었다[4]. 여기서, 관절의 파라미터는 다음과 같다.

x : 관절의 길이에 따른 거리[m]

L : 관절의 길이[m]

w : 관절의 횡

r : 중심반경 (반지름)[m]

J_{hub} : 중심관성[kg · m²]

관절은 초기에 직선적이고 Euler-Bernoulli 관절이론을 반복한다고 가정한다. 관절의 변형된 측면도에 따른 이동점은 x, y 좌표의 원주와 반지름에 의하여 설명되어진다.

그림 1에서 y 는 중심회전각 θ , 관절의 이동 굴절성 w

접수일자 : 1997. 8. 20., 수정완료 : 1998. 9. 15

최부귀 : 동아대학교 전자공학과

이형기 : 부경대학교 제어계측공학과

박양수 : 경남정보대학 제어시스템정보과

와 매우 밀접한 관계가 있으며 다음 식과 같이 표현된다.

$$y(x, t) = w(l, t) + (x+r)\theta(t) \quad (1)$$

1. 수학적 모델

본 논문에서 수학적 모델을 위해 하나의 유연한 관절 제어기에 관한 동적 방정식을 다음과 같이 표현된다.

$$M(\delta) \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\delta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} h_1(\dot{\theta}, \delta, \dot{\delta}) + f_c \\ h_2(\dot{\theta}, \delta) + K\delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

위 (2)에서 θ 는 중심각, δ 는 힙 변수들의 $n \times 1$ 벡터, h_1 과 h_2 는 Coriolis와 원심력으로 인한 항이고, M 는 양으로 정의된 질량 행렬이고, K 는 양으로 정의된 강건성 행렬이고, u 는 입력 토크이다. f_c 는 다음과 같이 표현된다.

$$f_c = c_1 \left(\frac{2}{1 + e^{-a\theta}} - 1 \right), \quad C_1 > 0, \quad a > 0. \quad (3)$$

본 논문에서 사용된 f_c 는 비임의 고유주파수이다. 여기서 $f_c = 1.386$ [Hz]인 비임을 사용하였으며, 모터의 이득 G 는 2이다. 사용된 모터 토크 K_t 는 0.17 [Nm/Amp]이며, 모터 위에 설치된 카메라 무게 등을 포함한 관성 모우먼트 J_L 과 선단 관성 모우먼트 J_b 는 다음과 같이 주어진다.

$$J_L = \frac{1}{3} m_L \rho L^2 \quad (4)$$

$$J_b = m_b L^2 \quad (5)$$

여기서, ρ : 재질밀도로서 $\rho = 23 \times 10^{-3}$ [N/m²]
 L : 관절의 길이[m]
 m_L : 모터에 설치되어 있는 질량[kg]
 m_b : 선단위치의 질량[kg]

이다. 따라서 전체 관성 모우먼트는

$$J_{Load} = J_L + J_b \quad (6)$$

이고, 모터의 hub에 대한 관성 모우먼트는

$$J_{hub} = J_m + J_b \quad (7)$$

이며, 관절의 강성 값 K_{STIFF} 는

$$K_{STIFF} = (2\pi f_c)^2 (J_m + J_b) \quad (8)$$

이다. 따라서 상태방정식과 출력방정식은 (3)에서 (8)으로부터 다음과 같이 주어진다.

$$\dot{x} = Ax + BV \quad (9)$$

$$y = Cx \quad (10)$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{K_{STIFF}}{J_{hub}} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{K_{STIFF}(J_{Load} + J_{hub})}{J_{hub}J_{Load}} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{J_{hub}} & -\frac{1}{J_{hub}} \end{bmatrix}^T$$

$$C = [1 \ 0 \ 1 \ 0], \quad x = \left[\theta \ 0 \ \frac{W(L, \dot{\theta})}{l} \ 0 \right]^T$$

이다.

여기서, V 는 서보 전력증폭기에 인가되는 전압이다.

본 논문에서는 Wang등이[5] 제안한 방법으로 유연한 관절의 선단 위치는 $y_a = \theta + \frac{W(L, \dot{\theta})}{l}$ 이고 $W(L, \dot{\theta})$ 는 선단에서의 탄력적 휨이고, l 는 관절의 길이이다.

III. 제어시스템의 구조 및 설계

궤환-오차 학습구조의 알고리즘은 M. kawato등에 의해 제안된 것으로 병렬형태의 뉴로 제어 구조에 대한 특별한 경우이다[6]. 궤환-오차는 궤환 제어기의 출력으로 신경회로망의 층을 통해 수 천번의 학습을 거친 후 수렴하게 된다. 신경회로망은 플랜트에 대해 기존의 제어기의 효과를 제거시키는 우세한 제어를 한다. 따라서 학습에 의하여 오차함수를 최소화 시켜기 위하여 노력하고 있다.

신경회로망의 궤환-오차 학습 방법의 하나인 역 동적 모델 학습(IDML: Inverse Dynamic Model Learning)이라 불리는 제어시스템 구조를 그림 2에서 나타내었다.

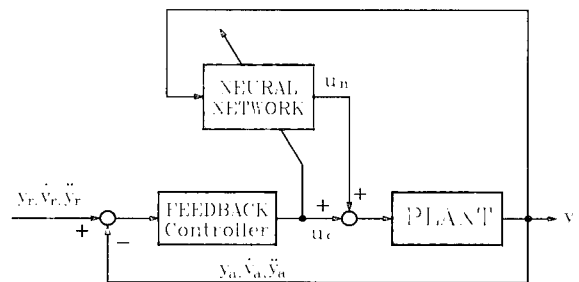


그림 2. 역 동적 모델 학습 구조.

Fig. 2. Structure of inverse dynamic model learning(IDML).

이 구조에서 전통적 궤환 제어기(CFC: Conventional Feedback Controller)는 학습 기간 동안 점진적 안정성을 보장하기 위한 보통의 궤환 제어기로서 사용되어지기도 하고, 제어된 시스템 응답에 대한 기준 모델로 사용되어진다. 본 논문에서는 전통적 궤환 제어기를 동적 신경회로망에 PD제어기와 passive 제어기를 비교하기 위하여 이용하였다. 본 논문에서는 그림 2와 같은 구조를 이용하여 2차 학습 구조의 배치로서 비선형 레귤레이터 학습(NRL: Nonlinear Regulator Learning)방법으로 설계하였다. 설계된 구조를 그림 3에서 나타내었다.

제안한 구조에서 신경회로망의 내부구조는 NN1과 NN2의 구조로 되어있다. 신경회로망의 내부 구조를 그림 4에 나타내었다.

설계된 신경회로망에서 NN1은 feedforward 제어기로서 원하는 응답을 얻기 위해 기준궤도(위치, 속도, 가속도)와 오차 e , \dot{e} 가 입력되어진다. 또한 NN2에는 back-propagation으로 $\dot{\theta}$, δ , $\dot{\delta}$ 입력 되어진다.

사용된 신경회로망의 궤환-오차 학습으로 다음과 같이 유연한 관절에 입력 되어진다.

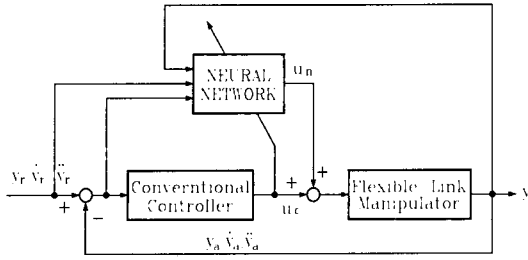


그림 3. 비선형 레귤레이터 학습 구조.
Fig. 3. Structure of the nonlinear regulator learning (NRL).

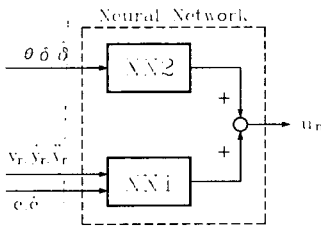


그림 4. 신경회로망의 구조.
Fig. 4. Structure of neural network.

$$u = u_c + u_n \tag{11}$$

위 (11)은 유연한 모드의 탄력적 진동에 관해 직접 제어를 할 수 있다는 것이다. u 는 시스템의 입력으로 안정화해야 하고, u_n 는 선단의 위치에서 진동을 제어하고 트래킹 능력은 u_c 선택에 의해 지정된다. 설계한 신경회로망은 3층 구조로서 입력이 8개인 입력층, 20개의 은닉층, 1개 출력층을 사용하였다. 설계된 NN1, NN2에 입력되어지는 계수는 $\theta, \delta, \dot{\delta}, e, \dot{e}, \ddot{e}, y_r, \dot{y}_r, \ddot{y}_r$ 이고, $e = y_r - y_a$ 이다. 은닉층의 뉴런들은 tan 시그모이드 활성화 함수를 가지고, 출력 뉴런에는 Purelin 시그모이드 함수를 사용한다.

IV. 궤환 제어기 설계

본 논문에서는 전통적 궤환 제어기를 동적 신경회로망에 PD제어기와 passive제어기를 비교하기 위하여 이용하였다. 사용된 PD 제어기는 일반적으로 이용되고 있는 방법을 그대로 이용하였다. 따라서 PD제어기의 출력은 다음과 같다.

$$u_c = K_2(\ddot{y}_r - \ddot{y}_a) + K_1(\dot{y}_r - \dot{y}_a) + K_0(y_r - y_a) \tag{12}$$

여기서 $K_2=1, K_1=2, K_0=1$ 로 사용하였다. 또한 passive 제어기는 Wang등의 passivity 이론으로 설계된 제어기를 이용하였으며 다음과 같이 정의 되어진다.

- 정의 1 : L_2 는 모든 측정 가능한 함수들의 집합이다.
 $f : R_+ \rightarrow R$ 이고
- $\|f(t)\|_2 = \left\| \int_0^\infty |f(t)|^2 dt \right\|^{1/2} < \infty$ (13)
- 정의 2 : 만약, $u \in L_2$ 가 $y \in L_2$ 를 포함하면 시스템

$y = G(u)$ 는 L_2 -stable 이다.

$$\|y\|_2 \leq \gamma \|u\|_2 \tag{14}$$

여기서 γ 은 시스템 이득(gain)

passivity 이론 : 그림 5와 같은 페루프 시스템에서, 보상기는 유한한 gain값을 가지는 strictly passive이고 플랜트는 passive라고 가정한다. 그때 페루프 시스템은 L_2 -stable라고 한다. 미분된 출력에서 입력까지의 전달 함수가 passive이기 때문에 유한한 gain값을 가지는 strictly passive 제어기는 시스템을 안정하게 만들 것이다. 이 경우 가장 간단한 예로 gain k 를 들 수 있다. 출력 $y(t)$ 에서 입력 $T(t)$ 까지의 전달함수는 전달함수 ks 을

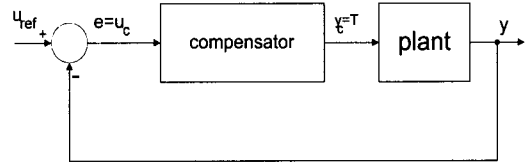


그림 5. 페루프 시스템.
Fig. 5. Closed-loop system.

가지는 제어기에 의해 안정화되어질 수 있다는 의미이다. 이것이 단순한 미분 피드백(derivative feed back)이다. 이런 제어기는 매우 양호한 계단(step)응답을 가진다는 것을 시뮬레이션을 통해 쉽게 알 수 있다. 여기서, 최대 입력 토오크의 크기는 k 이다. 만약 모든 모드가 모델에 포함된다면 이 모델은 passive하지 않을 것이다. 따라서 더 높은 차수의 모드는 제거되어야 된다. 그렇게 하기 위한 가장 간단한 방법은 제어기를 다음과 같이 선택해야한다.

$$C(s) = \frac{ks}{\frac{s}{\omega_f} + 1} \tag{15}$$

여기서, ω_f 는 모델에서 가장 마지막의 공진 주파수보다는 높게 되어야 하며 그러나, 첫 번째로 무시되는 모드 보다는 낮아야한다. 순수한 미분기가 구현될 수 없기 때문에 (15)의 형태의 보상기는 어디에서나 사용이 된다. 이 제어기의 계단 입력에 대한 정상상태 오차는 쉽게 영(zero)으로 된다는 것을 알 수 있다. 따라서, 가장 간단한 아날로그 제어기가 elastic deformation를 제어하는데 사용이 되어 질 수가 있다. 변수 $y(t)$ 는 elastic deformation $\omega(t)$ 를 포함한다. 만약, hub 속도 궤환을 얻기 위해 $y(t)$ 로부터 $\omega(t)$ 를 제거한다면 상당한 진동이 초래된다. net tip deflection과 토오크 사이의 전달함수에 (15)의 제어기를 달면 불안정성이 초래된다는 것을 쉽게 알 수 있다. 이런 점에서 디지털 제어기를 사용해서 이런 제어 방법을 쉽게 구현할 수 있다는 것을 설명하는 것은 관심거리가 될 것이다. 그 주된 이유는 실험 장비면에서 디지털 제어기가 벌써 존재하고 있기 때문이다. 또한 외란에 더욱더 강인한 제어기를 만들려는 변화들이 조금씩 일어날 것이다. 디지털 보상기의 입력은 u_c 로,

출력은 y_c 로 설계되어질 것이다. 샘플링시간 $T_s=5$ [ms]를 이용하며 제어를 디지털화 하기위해 forward trapezoidal method를 사용하면 (16)의 제어가 된다.

$$y_c(z) = kw_f \frac{(z-1)u_c(z)}{z-1+\omega_f T_s} \quad (16)$$

만약, 이런 제어가 사용된다면 약간의 문제가 있다. 그림 5의 출력 y 는 때때로 외란의 결과로써 발생하는 변화를 막을 수도 있다. 어느 점에서 출력 y 가 샘플링 주기 동안 충분한 변화를 가지지 않는다면 u_{ref} 가 상수이기 때문에 u_c 에 들어가는 입력은 샘플링 주기동안에 변화하지 않은 상태로 될 것이다. (16)은 y_c 는 변화하지 않는 것을 의미한다. 이것은 전체 시스템의 이동을 멈추는 요인이 되며 큰 정상오차가 된다. 그런 외란들에 더욱더 강인한 제어를 만들 수 있는 두 가지 개선방안이 있다.

첫째, 작은 값으로 비례 피드백 인자 ζ 를 다음과 같이 첨가하는 것이다.

$$y_c(z) = \left[kw_f \frac{(z-1)u_c(z)}{z-1+\omega_f T_s} + \zeta \right] u_c(z) \quad (17)$$

이것은 전달함수의 정상상태 오차에 대해 큰 효과를 가진다.

두번째, 변형방법은 u_{ref} 를 다음과 같은 형태로 바꾸는 것이다.

$$u_{ref}(z) = \frac{z}{z-1} - \frac{z}{z-a} \quad (18)$$

이렇게 변형을 함으로써 y 가 샘플링 주기동안 비록 상수가 될지라도 제어기는 변형된 u_{ref} 에 의해 여전히 구동이 되어질 것이다. 이것은 계단 응답이 부드러워지며 최대 입력 토오크가 감소되어진다.

V. 시뮬레이션 및 실험 고찰

1. PD제어를 이용한 시뮬레이션

본 논문에서는 설계된 궤환 -오차 학습방법의 신경회로망을 이용하여 PD제어를 궤환 제어기로 시뮬레이션을 하였다. 그림 6은 시뮬레이션 결과이다.

그림 6은 궤환 제어를 PD제어로 하였을 때 \sin 함수를 입력으로 하여 설계한 신경회로망을 학습을 하였다. 학습률 $\eta=0.5$ 로 하였으며, 샘플시간을 5[ms]로 하였다. 그림 6(a)는 입력 함수를 $y_r=10\sin(t)$ 의 값을 입력으로 하여 처음 한번 학습을 한 상태를 나타내었다. 그림에서와 같이 처음 부분에서는 아주 큰 값을 나타내고 있는 것을 그림 6(b)의 학습오차를 보고 알 수 있다. 그러나 가중치의 학습으로 인하여 마지막 부분은 좋은 특성을 가진다. 초기상태의 가중치를 바꾸어 주기 위하여 학습을 계속하였다. 그림 7(a)와 같은 결과를 얻을 수가 있었다.

학습된 상태에서도 처음 상태에서는 오차가 있는 것을 확인할 수 있다. 그러나 그림 7의 마지막 부분에서는 거의 정상상태 도달하고 있으므로 이때의 가중치를 초기값으로 설정하였다. 또한 그림 8은 $y_r=1$ 의 스텝 입력을

주었을 때 결과를 나타내었다.

그림 8은 $y_r=1$ 을 스텝 입력으로 하여 설계한 신경회로망을 학습시켰다. 학습률 $\eta=0.5$ 로 하였다. 그림 8은 입력을 $y_r=1$ 의 값을 입력으로 하여 처음으로 한번 학습을 한 상태를 나타내었다. 그림 8(a)에서와 같이 처음 부분에서는 아주 큰 값을 나타내고 있으나 가중치의 학습으로 인하여 좋은 특성을 가진다. 그러나 마지막부분

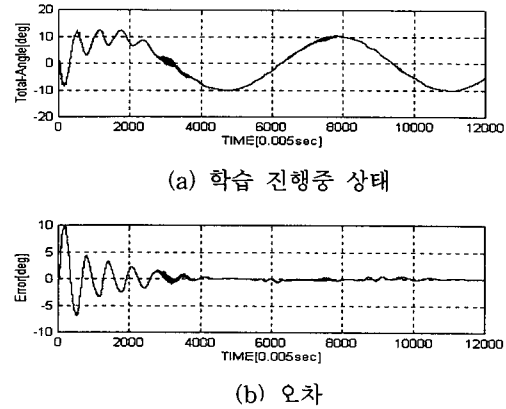


그림 6. 임의의 처음 학습 진행상태와 오차.
Fig. 6. Learning and error for random initial condition. ($y_r = 10 \sin(t)$)

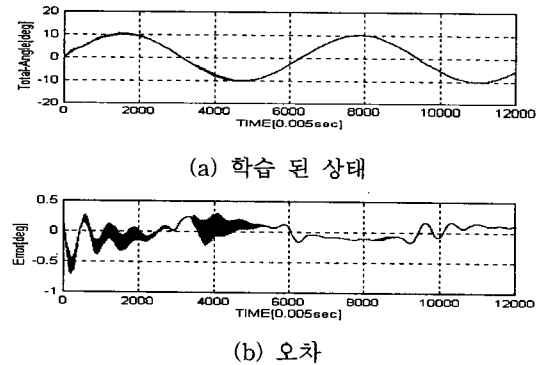


그림 7. 임의의 값에 대한 학습된 상태와 오차.
Fig. 7. Learning and error for random initial condition. ($y_r = 10 \sin(t)$)

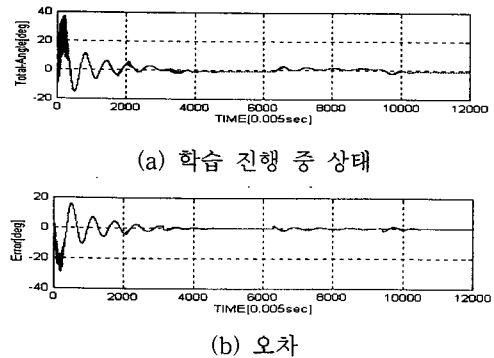


그림 8. 임의의 값에 대한 학습된 상태와 오차.
Fig. 8. Learning and error for random initial condition. ($y_r = 1$)

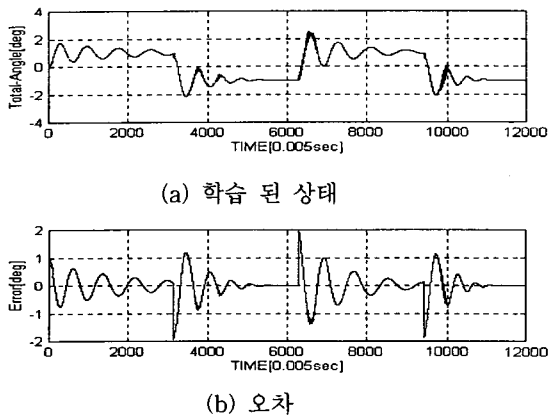
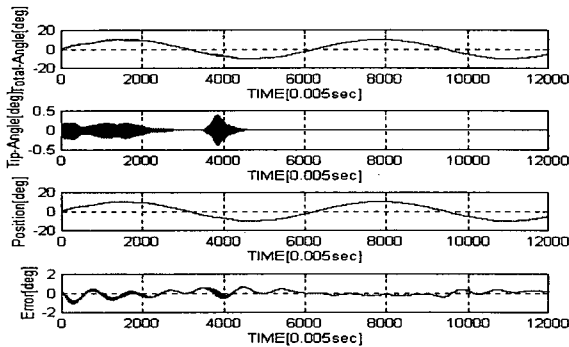
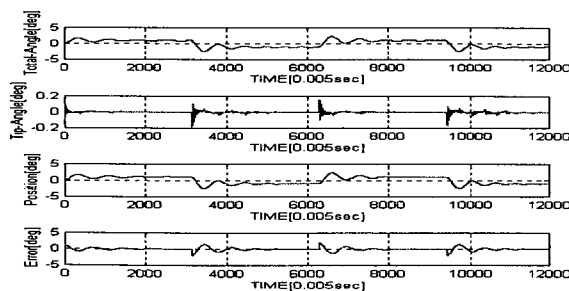


그림 9. 임의의 학습 된 상태와 오차.
Fig. 9. Learning and error for random initial condition. ($y_r = 1$)



(a)Total-angle (b)Tip-angle (c)Position (d)Error

그림 10. 제어기의 응답.
Fig. 10. Response of control system ($y_r = 10 \sin(t)$)



(a)Total-angle (b)Tip-angle (c)Position (d)Error

그림 11. 제어기의 응답.
Fig. 11. Response of control system ($y_r = 1$).

에서는 다시 발산하는 현상을 그림 8(b)의 학습오차를 보고 알 수 있다. 반복 학습을 함으로서 그림 9와 같은 결과를 얻을 수가 있었다. 그림 9(a)에서 보듯이 처음 상태에서는 오차가 있는 것을 확인할 수 있다. 그러나 학습을 계속함으로서 좋은 응답을 얻을 수 있음을 알 수 있다.

이와 같은 방법으로 가중치를 학습한 후 가중치를 초

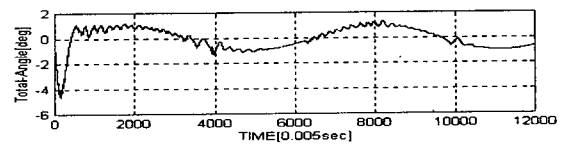
기값으로 하여 궤환 제어기의 출력을 교차신호로만 사용하여 유연한 관절을 제어하여 보았다. 그림 10, 11은 원하는 입력신호에 대한 각 시스템 응답을 나타내었다.

2. passive 제어기를 이용한 시뮬레이션

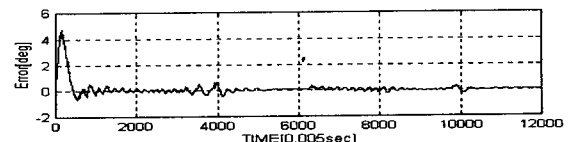
본 논문에서는 설계된 궤환-오차 학습방법의 신경회로망을 이용하여 passive제어기를 궤환제어기로 시뮬레이션을 하였다. 그림 12은 시뮬레이션 결과이다.

그림 12는 궤환 제어기를 passive제어기로 하였을 때 sin함수를 입력으로 하여 설계한 신경회로망을 학습을 하였다. 학습률 $\eta=0.5$ 로 하였으며, 샘플시간을 5[ms]로 하였다. 그림 12(a)는 입력 함수를 $y_r = \sin(t)$ 의 값을 입력으로 하여 처음 한번 학습을 한 상태를 나타내었다. 그림에서와 같이 처음 부분에서는 아주 큰 값을 나타내고 있으나 가중치의 학습으로 인하여 마지막부분에서 학습된 특성이 좋은 것을 알 수있다. 그림 12(b)의 학습오차를 보여주고 있다. 초기상태의 가중치를 바꾸어 주기 위하여 학습을 계속하였다. 그림 13(a)와 같은 결과를 얻을 수가 있었다.

학습된 상태에서도 처음 상태에서는 오차가 개선 될을 확인할 수 있다. 그림 13의 마지막 부분에서는 거의

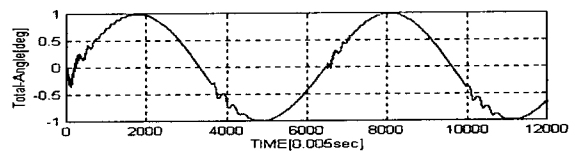


(a) 학습 진행 중 상태

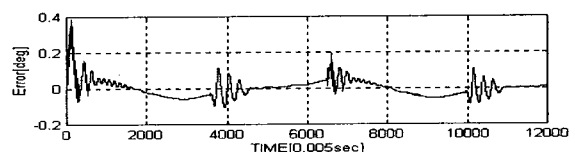


(b) 오차

그림 12. 임의의 처음 학습진행 상태와 오차.
Fig. 12. Learning and error for random initial condition. ($y_r = \sin(t)$)

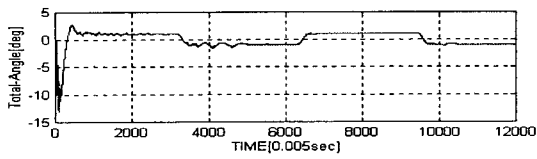


(a) 학습 된 상태

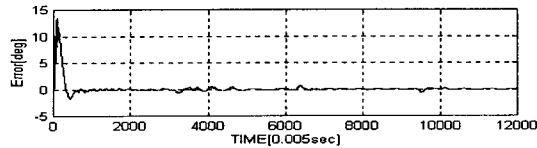


(b) 오차

그림 13. 임의의 값에 대한 학습 된 상태와 오차.
Fig. 13. Learning and error for random initial condition. ($y_r = \sin(t)$)



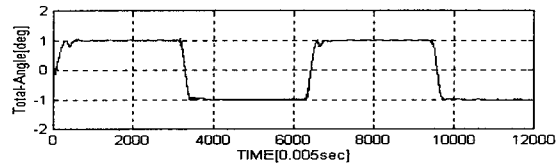
(a) 학습 진행 중 상태



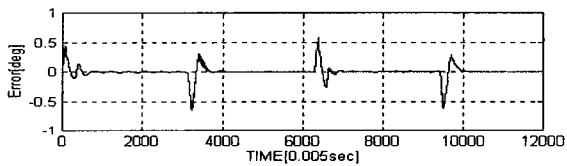
(b) 오차

그림 14. 임의의 처음 학습진행 상태와 오차.

Fig. 14. Learning and error for random initial condition. ($y_r=1$)



(a) 학습된 상태



(b) 오차

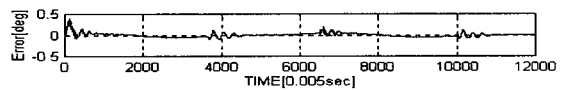
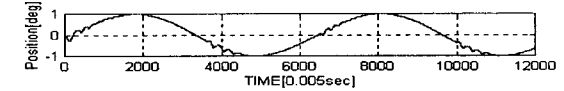
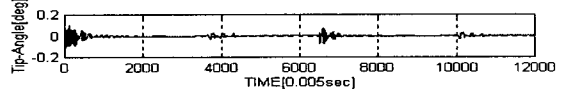
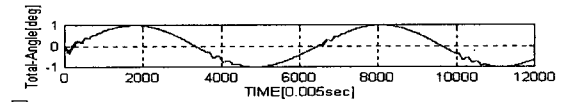
그림 15. 임의의 값에 대한 학습상태와 오차.

Fig. 15. Learning and error for random initial condition. ($y_r=1$)

정상상태 도달하고 있으므로 이때의 가중치를 초기값으로 설정하였다. 또한 그림 14는 $y_r=1$ 의 스텝 입력을 주었을 때 결과를 나타내었다.

그림 14는 $y_r=1$ 를 스텝 입력으로 하여 설계한 신경 회로망을 학습시켰다. 학습률 $\eta=0.5$ 로 하였다. 그림 14는 입력을 $y_r=1$ 의 값을 입력으로 하여 처음으로 한번 학습을 한 상태를 나타내었다. 그림 14(a)에서와 같이 처음부분에서는 아주 큰 값을 나타내고 있으나 가중치의 학습으로 인하여 마지막부분에서는 좋은 특성을 볼 수 있다. 그림 14(b)의 학습오차를 보고 주고 있다. 반복 학습을 함으로서 그림 15와 같은 결과를 얻을 수가 있었다.

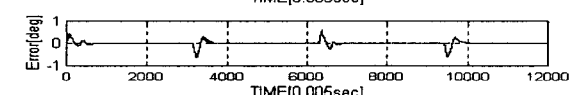
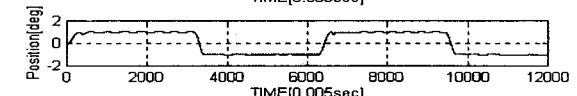
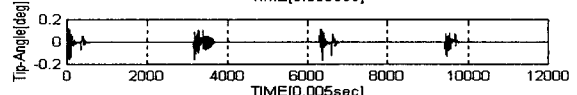
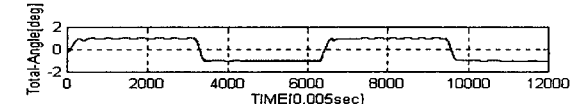
그림 15(a)에서 보듯이 처음 상태에서는 오차가 있는 것을 확인할 수 있다. 그러나 학습을 계속함으로써 좋은 응답을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 이와 같은 방법으로 가중치를 학습한 후 가중치를 초기값으로 하여 케환 제어기의 출력을 교차신호로만 사용하여 유연한 관절을 제어하여 보았다. 그림 16과 그림 17은 원하는 입력신호에 대한 각 시스템 응답을 나타내었다.



(a)Total-angle (b)Tip-angle (c)Position (d)Error

그림 16. 제어기의 응답.

Fig. 16. Response of control system ($y_r = \sin(t)$).



(a)Total-angle (b)Tip-angle (c)Position (d)Error

그림 17. 제어기의 응답.

Fig. 17. Response of control system ($y_r=1$).

그림 18은 본 논문에서 실험한 시스템 블록선도를 나타내었다.

시스템에 사용된 DD motor는 DM1060B02-B형의 Yokogawa에서 제작된 모터를 이용하였다. 또한 Flexible beam의 선단에는 LED를 설치하여 camera렌즈에서 거리를 1200mm로 이루어지도록 프로그램 상에서 미리 비임 길이를 설정하였다. A/D, D/A변환기는 12bit로 자체 제작하여 사용하였다. 실제 사용되고 있는 장비보호를 위하여 설정치 이상보다 큰 응답을 할 때를 대비하여 limit 스위치를 설치하였다. 선단 위치검출은 camera를 통하여 검출된다. 또한 DD 모터의 위치검출은 A/D, D/A 및 encoder 인터페이스 보드에서 위치를 검출한다. 그림 19는 본 연구 수행을 위해 직접 제작된 전체 시스템을 보여 주고 있다.

본 논문에서 사용된 시스템의 파라미터는 다음과 같다. $l=1.2m$, $\gamma=1.2kg/m$, $I_h=0.3kg.m^2$, $EI=1.94Nt.m^2$, $\omega_1=3rad/s$, $\omega_2=19rad/s$, $M_p=30g$ 위에서 l 는 관절의 길이, γ 는 단위 길이당 질량, I_h 는 중심관성, E는 Young's modulus, I는 beam 영역 모우멘트 관성, 는

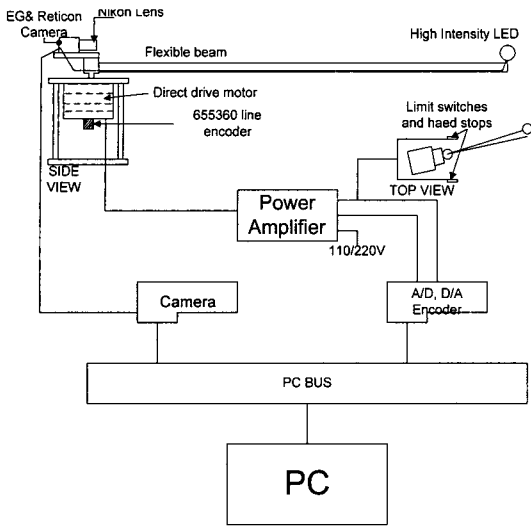


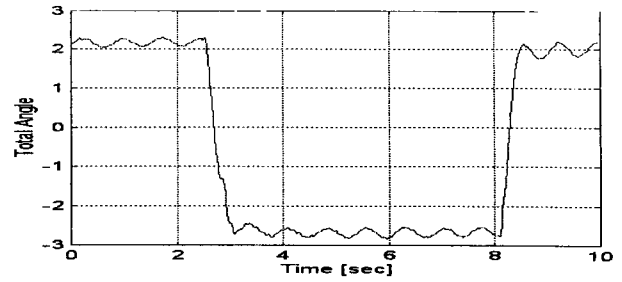
그림 18. 시스템 블록선도.
Fig. 18. Block diagram of system.



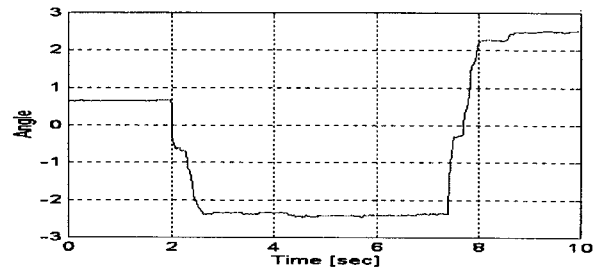
그림 19. 전체 시스템 사진.
Fig. 19. Photo of system.

beam의 j 차 공진 주파수, M_p 는 하중이다. 그림 20에서 제어 방법에 대한 실험적 결과를 나타낸다.

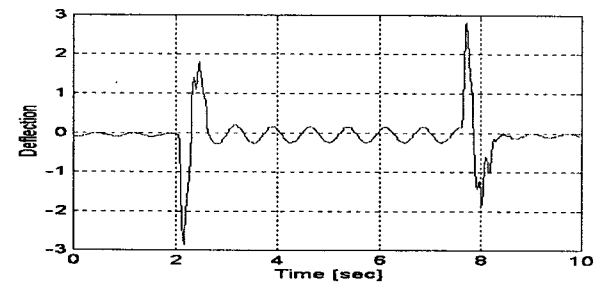
본 논문에서 설계된 방법을 사용하여 실험적 평가를 하기 위해 입력 지령치를 5° , 10° 로 주어 유연한 관절의 동작상태를 확인하였다. 여기서 Total angle은 모터와 선단각도를 의미하며, Angle은 선단각도를 의미한다. 입력이 5° 일 때는 빠른 속도로 응답함을 알 수 있으며, 입력이 10° 에서는 빠른 응답을 확인 할 수가 있었다. 입력이 5° 일 때를 보면 10° 일 때 보다 약간의 진동이 있다. 이것은 먼저 5° 를 실행 후 10° 를 실행한 결과로서 신경 회로망의 학습이 이루어진 것을 알 수 있다. 또한 이 실험에 사용된 비임의 강도에 따라서 차이가 있을 수는 있지만 실험에 사용된 비임의 고유주파수가 1.386HZ를 가진 비임이며, 재질은 알루미늄 비임을 사용하였다. 그리고 실험결과를 보면 입력지령에 못미치는 각도를 보이는 것은 비임을 좌우를 바꾸어 보니 좌우강도 차이 때문인 것을 확인 할 수 있었다. 실험결과 처음 설계시 응답에 상보보다도 선단위치 응답이 아주 빠르게 응답하였으며, 유연한 모드로서의 진동이 매우 빠르게 감소되었다.



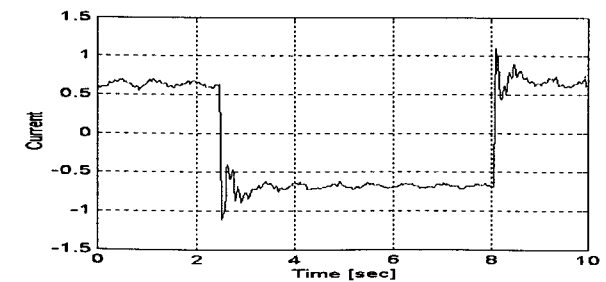
(a) Total Angle



(b) Angle



(c) Deflection

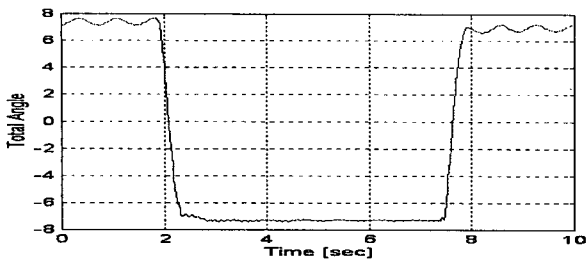


(d) Current

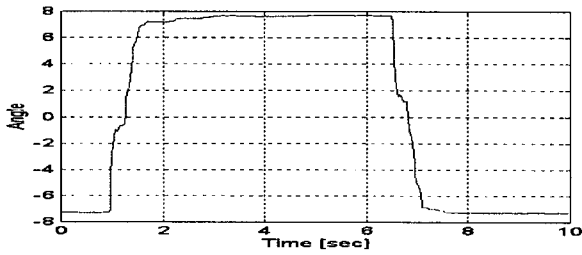
그림 20. 실험 결과.(입력지령치= 5° 일때)
Fig. 20. Response of experiment.(input= 5°)

V. 결론

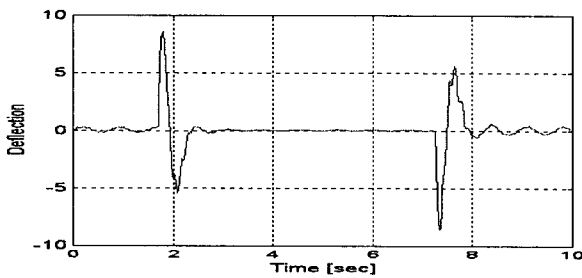
본 논문에서는 신경회로망 제어를 사용한 하나의 유연한 관절 manipulator의 선단 위치 제어에 시뮬레이션과 실험에 대하여 설명하였다. 신경회로망은 케환-오차 학습을 사용하였으며, 제어기는 전통적 PD 제어기와 passive 제어를 이용하였다. PD 제어기는 일반적인 사용되는 방법을 이용하였으며, passive 제어기는 외란



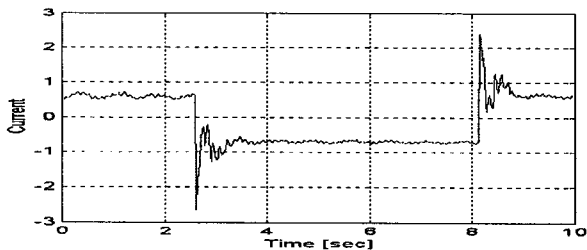
(a) Total Angle



(b) Angle



(c) Deflection



(d) Current

그림 21. 실험 결과.(입력지령치=10°일때)

Fig. 21. Response of experiment.(input=10°)

에 강인한 제어기를 만들 수 있는 두 가지 개선방안으로 작은 값으로 비례 피드백 인자 ζ 를 첨가 하였으며, 두 번째 u_{ref} 를 (18)과 같이 바꾸는 형태를 이용하였다.

시뮬레이션 결과 알 수 있듯이 passive 제어기는 계단 응답에 좋은 특성을 가지므로 passive 제어기를 이용하여 실험을 행하였다. 선택된 제어기를 이용하여 실험을 하기 위해 실험장치를 제작하였으며, 실험 결과 가는 비

임을 사용하므로 많이 떨림이 있을 것을 예상하였으나 예상과는 달리 선단위치 응답이 아주 빠르게 응답하였으며, 유연한 모드로서의 진동이 매우 빠르게 감소됨을 알 수있었다. 또한 입력 지령치에 약간 못미치는 것은 비임의 좌우강도의 차이 때문이며, 입력 지령치를 5° 10°로 한 것은 비임 길이를 고려한 것이다.

앞으로 연구과제는 비임 재질에 따라서 다양하게 바꾸어 가며 응답특성을 비교 분석하고, 비임의 길이를 짧게하여 입력 각도를 크게 주어 외란에 대한 영향도 고려하고자 한다.

참고문헌

- [1] M. D. Peek and P. J. Antsaklis, "Parameter learning for performance adaptation," *IEEE Control Syst. Mag.* vol. 10, no. 3. pp. 101-105, 1990.
- [2] R. Ortega and Y. Tang., "Robustness of adaptive controllers—a survey." *Automatica*, vol. 25, pp. 651-655, 1989.
- [3] R. T. Newton and Y., Xu, "Neural network control of space manipulator," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 13, no. 5, pp. 14-22. 1993.
- [4] W. Cheng and J, T., Wen, "Controller for the tracking control of flexible arms", *Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, pp. 749-754. 1993.
- [5] D. Wang and M., Vidyasagar, "Transfer function for single flexible link," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1042-1047. 1989.
- [6] H. Mayamoto, M. Kawato, T. Setoyama and R. Suzuki, "Feedback-Error-Learnig neural network for trajectory control of a robotic manipulator," *Neural Network*, vol. 1, pp. 251 - 265, 1988.
- [7] J. D. Donne and U. Ozguner, "Neural control of a flexible-link manipulator," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, pp. 2327-2332. 1993.
- [8] S. K. Madhavan and S. N., Singh, "Inverse trajectory control and zero dynamic sensitivity of an elastic manipulator," *Int. Journal of Robotic and Automation*, pp. 179-191. 1991.
- [9] M. Moallem, R. V. Patel and K. Khorasani, "An inverse dynamics control strategy for tip position tracking of flexible multi-learning manipulators," *Proc. of 18th IFAC World Congress*, pp. 85-90, 1995.
- [10] G. Lightbody, Q. H. Wu and G. W. Irwin, *Control Application for Feedforward Network, Neural Networks for Cambridge, MA.*, 1990.

**최 부 귀**

1937년 12월 19일생. 1960년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1980년 경희대학교 전자공학과(석사). 1970년-현재 동아대학교 전자공학과 교수. 주요관심분야는 제어응용, 뉴럴 퍼지 응용.

**박 양 수**

1960년 7월 3일생. 1987년 부산공업대학 전자공학과 졸. 1989년 동아대학교 전자공학과(석사). 1998년 동아대학교 전자공학과(박사). 1992년-현재 경남정보대학 제어시스템정보과 조교수. 주요관심분야는 신경회로망,

passive control, 제어응용.

**이 형 기**

1951년 11월 27일생. 1975년 동아대학교 전자공학과 졸업. 1980년 동아대학교 전자공학과(석사). 1985년 동아대학교 전자공학과(박사). 1980년-현재 부경대학교 제어계측공학과 교수. 주요관심분야는 제어응용, 신경회

로망, passive control.