

유연관절로봇의 적응신경망제어

Adaptive Neural Network Control of a Flexible Joint Manipulator

구치욱(대우전자), 이시복(부산대 공대), 김정석(부산대 대학원)

Chi-Wook Goo(DaeWoo Elec.), Shi-Bok Lee(Pusan National Univ.), Jeong-Seok Kim(Graduate School, PNU)

ABSTRACT

This paper proposes a stable adaptive neural network controller(NNC) for flexible joint manipulators. For designing the stable adaptive NNC, the flexible system dynamics is separated into fast and slow subdynamics according to singular perturbation concept. For the slow subdynamics, an adaptive NNC is designed to warrant the system stability and NN learning by Lyapunov stability criterion. And to stabilize the fast dynamics, derivative control loop is installed. Through numerical simulation, the performance of the proposed NNC was compared to that of an adaptive controller designed based on the knowledge of the system dynamics. The proposed NNC shows much improvement over the conventional adaptive controller.

Key Words : flexible joint manipulator(유연관절매니플레이터), adaptive neural network controller(적응신경망제어기), singular perturbation(특이섭동), Lyapunov stability criterion(라푸노프안정기준)

1. 서론

여러가지 현대 제어 이론에 근거한 유연기계시스템 운동제어기법들이 연구 제안되어 왔다. 그러나 기존의 이들 수학 알고리즘적 제어 기법들은 복잡하고 불확실한 대상 시스템의 수학 모형이 필요하고 또한 실시간 제어에 어려움이 있다. 근래 신경망 제어기(NNC)는 수학 알고리즘적 제어 기법이 갖고 있는 어려움을 극복하기 위한 대안으로 여러 연구가 이루어지고 있다. Newton^[1]은 관절과 링크에 유연성을 갖는 우주로봇 모형을 대상으로 역동역학 토크를 관절변수 PID제어기로 피드백오차학습하여 입력하는 피드포워드 NNC를 설계하여 추종오차와 정상오차를 크게 축소시켰다. Takahashi^[2]는 1관절 유연링크로봇의 상태공간모형을 이용한 적응형직접 NNC를 설계하고 실험을 통해 고체마찰과 같은 비선형외란하에서도 NNC의 학습 능력에 의한 제어 성능이 우수함을 보였다. Lee^[3]는 진동에 취약한 질량평형 3축유연관절 로봇을 대상으로 피드포워드

NNC를 설계했다. NNC 제어시스템의 안정 강인성 확보를 위한 연구가 이루어지고 있는데, Kwan^[5]은 2관절 유연관절로봇을 대상으로 강인한 NNC를 설계했다.

본 연구에서는 유연관절로봇의 안정한 제어기 구성이 가능한 적응-신경망 제어기를 설계하고자 한다. 이를 위해 특이섭동 이론^[5]에 의거해서 유연관절 시스템의 동역학을 빠른부시스템과 느린 부시스템으로 분리한다. 빠른 부시스템은 미분제어를 통해 안정화시키고, 느린부시스템 제어를 위해 Lyapunov 안정성을 만족하는 적응신경망 제어기를 도입한다. 수치실험을 통해 설계된 NNC 성능을 기존 수학알고리즘적 제어이론에 의한 적응제어기의^[6] 성능과 비교 확인했다.

2. 유연관절로봇의 동적 모델링

그림 2.1은 평면에서 모터 구동되는 유연 n관절로

봇의 i 번째 링크부를 보여준다. 여기서 n 차원 벡터 \vec{q}_1, \vec{q}_2 를
 $\vec{q}_1 = (q_1, q_3, \dots, q_{2n-1})^T$,
 $\vec{q}_2 = (q_2, q_4, \dots, q_{2n})^T$ (2.1)
 로 놓는다.

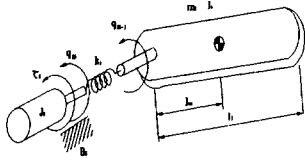


Fig. 2.1 Model for joint flexibility

Lagrange 식을 이용하여 다음 운동방정식을 구할 수 있다.

$$D(\vec{q}_1) \ddot{\vec{q}}_1 + C(\vec{q}_1, \dot{\vec{q}}_1) \dot{\vec{q}}_1 + G(\vec{q}_1) + K(\vec{q}_1 - \vec{q}_2) = 0 \quad (2.2a)$$

$$J \ddot{\vec{q}}_2 + B \dot{\vec{q}}_2 - K(\vec{q}_1 - \vec{q}_2) = \vec{u} \quad (2.2b)$$

이하 표기에서는 편의를 위해 벡터변수위의 벡터 표시 (\rightarrow)를 생략한다.

2.2 특이 섭동 모델링

식(2.9b)에서 제어기는 아래와 같이 설계된다.

$$\vec{u} = \vec{u}_s(q_1, \dot{q}_1) - K_V(\dot{q}_2 - \dot{q}_1) \quad (2.3)$$

여기서 \vec{u}_s 는 링크 변수 q_1, \dot{q}_1 의 함수로된 제어 입력이고, 두 번째항은 진동을 감쇠시키기 위한 제어 입력이다. K_V 의 원소들은, ϵ 을 작은값을 갖는 변수로할 때, $1/\epsilon$ 에 대한 1차 이상의 고차항들로 이루어진 상수 대각 행렬이다. 강성 행렬 K 를 $O(1/\epsilon^2)$ 이라 가정하면,

$$K = K_1/\epsilon^2, \quad B + K_V = K_2/\epsilon \quad (2.4)$$

이 된다. 여기서, K_1 과 K_2 는 $O(1)$ 이다. 여기서 $e = q_2 - q_1$, $z = Ke$ 로 하면, 식(2.2)를 다음과 같이 특이 섭동식으로 표현할 수 있다.

$$D(q_1) \ddot{q}_1 + C(q_1, \dot{q}_1) \dot{q}_1 + G(q_1) + K(q_1 - q_2) = 0 \quad (2.5a)$$

$$\epsilon^2 J \ddot{z} + \epsilon K_2 \dot{z} + K_1 z$$

$$= K_1(u_s - J \ddot{q}_1 - B \dot{q}_1) \quad (2.5b)$$

여기서 변수 z, \dot{z} 는 “빠른” 변수가 되고 링크 변수 q_1, \dot{q}_1 는 “느린” 변수가 된다. $\epsilon = 0$ 으로 놓으면, 식(2.5b)는 아래와 같이 표현되고 변수 위에 (-)를 붙인 것은 $\epsilon = 0$ 에서 정의된 변수임을 뜻한다.

$$\bar{z} = \bar{u}_s - J \bar{q}_1 \quad (2.6)$$

식(2.6)를 (2.5a)에 대입하면 아래식을 얻는다.

$$[D(\bar{q}_1) + J] \bar{q}_1 + [C(\bar{q}_1, \dot{\bar{q}}_1) + B] \dot{\bar{q}}_1 + G(\bar{q}_1) = \bar{u}_s \quad (2.7)$$

식(2.7)을 일반적으로 의사-정상-상태 시스템(quasi-steady-state system)이라 한다.

Tikhonov 정리^[5]에 의해, 변수 z 와 q_1 은 아래 식을 만족한다.

$$z(t) = \bar{z}(t) + \eta(\tau) + O(\epsilon) \quad (2.8a)$$

$$q(t) = \bar{q}(t) + O(\epsilon) \quad (2.8b)$$

$t \geq 0$ 에 대해서, $\tau = t/\epsilon$ 은 빠른 시간 척도이고, $O(\epsilon)$ 은 ϵ 에 대한 1차 이상의 고차항들을 의미한다. η 는 아래의 경계층 방정식을 성립시킨다.

$$J \frac{d^2 \eta}{d\tau^2} + K_2 \frac{d\eta}{d\tau} + K_1 \eta = 0 \quad (2.9)$$

따라서, 식(2.5a), (2.7) 및 식(2.8), (2.9)의 관계로부터 식(2.2)를 아래와 같이 다시 쓸 수 있다.

$$[D(q_1) + J] \ddot{q}_1 + [C(q_1, \dot{q}_1) + B] \dot{q}_1 + G(q_1) = u_s + \eta(t/\epsilon) \quad (2.10a)$$

$$J \frac{d^2 \eta}{d\tau^2} + K_2 \frac{d\eta}{d\tau} + K_1 \eta = 0 \quad (2.10b)$$

여기서 K_2 는 경계층 방정식 식(2.10b)의 점근적 안정도를 보장해 줌으로서 관절진동을 줄여 주는 역할을 하게 된다. 식(2.10a)를 안정화하는 제어입력 u_s 를 설계하면, 식(2.10b)에 의해 η 는 점근적으로 원점으로 수렴하게 되어 전체 폐루프 시스템을 안정하게 만드는 제어기의 설계가 가능하다.

3. 제어기 설계

3.1 제어기 구성

본 연구에서 제시된 제어기는 식(2.3)과 같이 의사-정상-상태 시스템에 대한 제어기 u_s 와 경계층방정식에 대한 제어기 $K_V(\dot{q}_2 - \dot{q}_1)$ 로 구성된다. 의사-정상-상태 시스템에 대한 제어기는 아래와 같이

구성된다.

$$u_s = u_{sN} + u_{sPD} \quad (3.1)$$

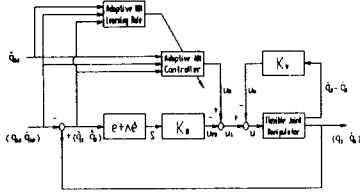


Fig. 3.1 The structure of the adaptive NN controller

식(3.1)에서 u_{sN} 은 적응-신경망 제어를 의미하고 u_{sPD} 는 비례-미분 제어를 의미한다. 경계층 방정식 제어를 위한 미분제어기로 구성된다. 그림 3.1은 제어시스템의 전체 구성을 보여준다.

3.2 적응신경망제어기 설계

신경망제어기 구조로 두 개의 은닉층과 입,출력층을 갖는 다층신경망을 사용한다. 은닉층 활성화함수로는 tan-시그모이드함수를 사용하고 출력층의 활성화 함수로는 제어기의 출력 범위를 예측하지 못하므로 적당한 기울기를 갖는 선형 함수를 사용한다. 이후 W^1 , W^2 와 W^3 는 세개의 가중 행렬을 나타내고 G 와 F 는 동일한 활성화 함수 원소를 가진 대각 비선형 연산자이다. 3층 신경망의 입-출력 사상은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$y = N_f[u] \\ = W^3 F[W^2 G[W^1 u]] \quad (3.4)$$

식(2.7)의 의사-정상-상태 시스템의 운동방정식에서 제어력 u_s 는 다음과 같이 둔다.

$$u_s = [\hat{D}(q_1) + \hat{J}] \dot{q}_{1r} + [\hat{C}(q_1, \dot{q}_1) + \hat{B}] q_{1r} \\ + \hat{G}(q_1) - K_D(\dot{q}_1 - \dot{q}_{1d}) \quad (3.5)$$

식(3.5)에서 q_{1r} 은 다음과 같다

$$q_{1r} = \dot{q}_{1d} - \Lambda(q_1 - q_{1d}) \\ = \dot{q}_{1d} - \Lambda \tilde{q}_{1d} \quad (3.6)$$

여기서 Λ 는 양의 이득을 가진 대각행렬이다. 식(3.6)에서 식(3.5)의 마지막 항인 $K_D(\dot{q}_1 - \dot{q}_{1d})$ 가 비례-미분 제어기임을 알 수 있다.

$$[M(q_1) + J] \dot{q}_{1r} \\ + [C(q_1, \dot{q}_1) + B] q_{1r} + G(q_1) \\ = N_f(W, X) + \varepsilon_N \\ = W^3 f[W^2 g(W^1 X)] + \varepsilon_N \quad (3.7a)$$

식 (3.7a)에서 $X = [\ddot{q}_1, \dot{q}_1, q_1, \tilde{q}_1, \tilde{\dot{q}}_1]^T$ 이고, ε_N 은 임의의 다항식 함수를 신경망 함수로 매핑할 때 발생하는 오차로 $\|\varepsilon_N\| \leq \varepsilon_{Nmax}$ 의 경계를 가지는 것으로 가정한다. 또한, 식 (3.7a)에 대한 추정함수는 아래와 같이 표현 할 수 있다.

$$[\hat{M}(q_1) + \hat{J}] \dot{q}_{1r} + [\hat{C}(q_1, \dot{q}_1) + \hat{B}] q_{1r} \\ + \hat{G}(q_1) = N_f(\hat{W}, X) \\ = \hat{W}^3 f[\hat{W}^2 g(\hat{W}^1 X)] \quad (3.7b)$$

식(3.7a)를 이용하여 식(3.5)을 표현하면 아래와 같이 적응-신경망 제어기와 비례-미분 적분 제어기가 결합된 의사-정상-상태 시스템에 대한 제어기를 구할 수 있다.

$$u_s = \\ \hat{W}^3 f[\hat{W}^2 g(\hat{W}^1 X)] - K_D(\dot{q}_1 - \dot{q}_{1d}) \quad (3.8)$$

식(3.5)을 식(2.10a)에 대입하면 아래와 같다.

$$[D(q_1) + J] \dot{q}_1 + [C(q_1, \dot{q}_1) + B] q_1 \\ + G(q_1) = [\hat{D}(q_1) + \hat{J}] \dot{q}_{1r} \\ + [\hat{C}(q_1, \dot{q}_1) + \hat{B}] q_{1r} + \hat{G}(q_1) \\ - K_D(\dot{q}_1 - \dot{q}_{1d}) + \eta \quad (3.9)$$

식(3.9)에서 $\dot{q}_1 - \dot{q}_{1d}$ 을 아래와 같이 둔다.

$$s = (\dot{q}_1 - \dot{q}_{1d}) + \Lambda(q_1 - q_{1d}) \\ = \dot{q}_1 - \dot{q}_{1r} \quad (3.10)$$

식(3.9)의 양변에 아래의 식을 빼면,

$$[D(q_1) + J] \dot{q}_{1r} + [C(q_1, \dot{q}_1) + B] q_{1r} \\ + G(q_1) \quad (3.11)$$

다음과 같이 표현된다.

$$[D(q_1) + J] \dot{s} + [C(q_1, \dot{q}_1) + B] s + K_{Ds} \\ = [\hat{D}(q_1) + \hat{J}] \dot{q}_{1r} + [\hat{C}(q_1, \dot{q}_1) + \hat{B}] q_{1r} \\ + \hat{G}(q_1) + \eta \quad (3.12)$$

식(3.12)에서 $\hat{M} = \hat{M} - M$, $\hat{J} = \hat{J} - J$, $\hat{C} = \hat{C} - C$, $\hat{B} = \hat{B} - B$, $\hat{G} = \hat{G} - G$ 이다.

식(3.7)을 식(3.12)에 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & [D(q_1) + J]\dot{s} + [C(q_1, \dot{q}_1) + B]s + K_D s \\ & = \hat{N}_f(\hat{W}, X) - \varepsilon_N + \eta \end{aligned} \quad (3.13)$$

식(3.7a)에서의 가중 행렬 W 의 값이 \hat{W} 의 추정 가중 행렬 \hat{W} 의 값과 많은 차이가 없다고 가정하면 W 는 아래와 같이 표현된다.

$$W = \hat{W} + \delta W \quad (3.14)$$

식(3.13)의 우변의 $\hat{N}_f(\hat{W}, X)$ 항에 식(3.14)을 대입하면 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} & \hat{N}_f(\hat{W}, X) \\ & = \hat{N}_f(\hat{W}, X) - N_f(\delta W + W, X) \end{aligned} \quad (3.15)$$

식(3.15)의 두번째 항을 테일러 급수전개를 이용하면 식(3.15)는 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} & \hat{N}_f(\hat{W}, X) = N_f(\hat{W}, X) \\ & - \left\{ N_f(\hat{W}, X) + \frac{\partial N_f(\hat{W}, X)}{\partial \hat{W}} \delta W \right. \\ & \left. + \frac{1}{2!} \frac{\partial^2 N_f(\hat{W}, X)}{\partial \hat{W}^2} \delta W^2 + \dots \right\} \end{aligned} \quad (3.16)$$

식(3.16)에서 2차 편미분 이상의 고차항등을 ε_H 라 하고 1차 편미분을 전개하면 식(3.16)는 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} & \hat{N}_f(\hat{W}, X) = -\frac{\partial N_f(\hat{W}, X)}{\partial \hat{W}} \delta W - \varepsilon_H \\ & = \{\delta W^3 F[W^2 G[W^1 X]] \\ & + W^3 F'[W^2 G[W^1 X]]\delta W^2 G[W^1 X] \\ & + W^3 F'[W^2 G[W^1 X]]W^2 G'[W^1 X]\delta W^1 X\} \\ & - \varepsilon_H \end{aligned} \quad (3.17)$$

식(3.17)에서 $\delta W \approx \hat{W} - W$ 이므로, 식(3.17)은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} & \hat{N}_f(\hat{W}, X) = \hat{W}^3 F[W^2 G[W^1 X]] \\ & + W^3 F'[W^2 G[W^1 X]]\hat{W}^2 G[W^1 X] \\ & + W^3 F'[W^2 G[W^1 X]]W^2 G'[W^1 X]\hat{W}^1 X \\ & - \varepsilon_H \end{aligned} \quad (3.18)$$

3.3 안정도 해석 및 학습 규칙

적용-신경망 제어기의 학습 규칙을 안정도 이론 중의 하나인 Lyapunov 함수에 의한 방법을 이용해서 설계한다. 식의 간편화를 위해 식(2.10a) 항의 일부를 다음과 같이 둔다.

$$D_s = D(q_1) + J \quad (3.19a)$$

$$C_s = C(q_1, \dot{q}_1) + B \quad (3.19b)$$

원하는 제적 $q_1, \dot{q}_1, \ddot{q}_1$ 이 유계되어 있다고 가정하고, 아래와 같이 Lyapunov 함수후보를 선정한다.

$$\begin{aligned} V & = \frac{1}{2} s^T D_s s + \frac{1}{2} \text{tr}(\hat{W}^1 T \Gamma_1^{-1} \hat{W}^1) \\ & + \frac{1}{2} \text{tr}(\hat{W}^2 T \Gamma_2^{-1} \hat{W}^2) \\ & + \frac{1}{2} \text{tr}(\hat{W}^3 T \Gamma_3^{-1} \hat{W}^3) \end{aligned} \quad (3.20)$$

식 (3.20)에서 $\Gamma_1^{-1}, \Gamma_2^{-1}, \Gamma_3^{-1}$ 은 모두 양의 한정인 행렬이다.

식(3.20)를 미분하면 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} & = s^T D_s \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{D}_s s \\ & + \text{tr}(\hat{W}^1 T \Gamma_1^{-1} \dot{\hat{W}}^1) + \text{tr}(\dot{\hat{W}}^2 T \Gamma_2^{-1} \hat{W}^2) \\ & + \text{tr}(\dot{\hat{W}}^3 T \Gamma_3^{-1} \hat{W}^3) \end{aligned} \quad (3.21)$$

$\dot{D}_s - 2C_s$ 가 왜 대칭 행렬이고 C_s 는 대칭 행렬이므로 식(3.21)에서 \dot{D}_s 는 아래와 같이 표현된다.

$$\dot{D}_s = C_s + C_s^T = 2C_s \quad (3.22)$$

식(3.10)과 식(3.22)를 식(3.21)에 대입하면 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} & = s^T (D_s \dot{q}_1 - D_s \dot{q}_{1r}) + s^T C_s (\dot{q}_1 - q_{1r}) \\ & + \text{tr}(\hat{W}^1 T \Gamma_1^{-1} \dot{\hat{W}}^1) + \text{tr}(\dot{\hat{W}}^2 T \Gamma_2^{-1} \hat{W}^2) \\ & + \text{tr}(\dot{\hat{W}}^3 T \Gamma_3^{-1} \hat{W}^3) \end{aligned} \quad (3.23)$$

식(2.10a)에서 $\eta(t/\varepsilon)$ 은 시간이 지남에 따라 점근적으로 0에 수렴하므로 항 $\eta(t/\varepsilon)$ 을 생략한 식(2.10a)를 식(3.23)에 대입하고, 식(3.7), (3.18)을 이용하여 정리하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} & = s^T \{ \hat{W}^3 F[W^2 G[W^1 X]] \\ & + W^3 F'[W^2 G[W^1 X]]W^2 G'[W^1 X]\hat{W}^1 X \\ & - \varepsilon_H \} - \varepsilon_N - s^T K_D s \\ & + \text{tr}(\hat{W}^1 T \Gamma_1^{-1} \dot{\hat{W}}^1) + \text{tr}(\dot{\hat{W}}^2 T \Gamma_2^{-1} \hat{W}^2) \\ & + \text{tr}(\dot{\hat{W}}^3 T \Gamma_3^{-1} \hat{W}^3) \end{aligned} \quad (3.24)$$

임의 두 $(n \times 1)$ 행렬 A, B 에 대한 $A^T B = \text{tr}(B A^T)$ 관계식을 이용하고, $\varepsilon = \varepsilon_H + \varepsilon_N$ 이라 놓으면, 식(3.24)는 다음식으로 표현할 수 있다.

$$\dot{V} = \text{tr}(\hat{W}^1 T \Gamma_1^{-1} \dot{\hat{W}}^1$$

$$\begin{aligned}
& + X_s^T \hat{W}_3 F' [\hat{W}^2 G [\hat{W}^1 X]] \hat{W}^2 G' [\hat{W}^1 X] \hat{W}^1 \\
& + \text{tr} (\hat{W}^3 T \Gamma_3^{-1} \hat{W}^3 + \beta [\hat{W}^2 g (\hat{W}^1 X)] s^T \hat{W}^3) \\
& - s^T K_D s - s^T \varepsilon + \text{tr} (\hat{W}^2 T \Gamma_1^{-1} \hat{W}^2 \\
& + g (\hat{W}^1 X) s^T \hat{W}^3 f_a' [\hat{W}^2 g (\hat{W}^1 X)] \hat{W}^2) \quad (3.25)
\end{aligned}$$

식(3.25)에 아래 식을 대입하면

$$\begin{aligned}
\dot{W}_1 = & -\Gamma_1 g_a^T (\hat{W}^1 X) \hat{W}^2 T f_a'^T \times \\
& [\hat{W}^2 g (\hat{W}^1 X)] W^{3T} s X^T \quad (3.26.a)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\dot{W}_2 = & -\Gamma_2 f_a^T [\hat{W}^2 g (\hat{W}^1 X)] \times \\
& W^{3T} s g^T (\hat{W}^1 X) \quad (3.26.b)
\end{aligned}$$

$$\dot{W}^3 = -\Gamma_3 s f^T [\hat{W}^2 g (\hat{W}^1 X)] \quad (3.26.c)$$

다음과 같은 식을 구할 수 있다.

$$\dot{V} = -s^T K_D s - s^T \varepsilon \quad (3.27)$$

식(3.27)에서 $\|s\|_2 \geq \frac{\varepsilon_{\max}}{\lambda_{K_{Dmin}}} (\lambda_{K_{Dmin}}$ 은 K_D 의 최소

고유값)이면, 식(3.27)는 아래의 식을 만족한다.

$$\dot{V} \leq 0 \quad (3.28)$$

식(3.20) ~ 식(3.28)은 식(3.20)에서 주어진 Lyapunov 함수 후보가 양이고, 0을 향해 아래로 유계인 증가하지 않는 함수임을 의미한다. 따라서 시스템은 대역적으로 안정하고, 신경망 제어기의 가중행렬 오차 $\hat{W}^1, \hat{W}^2, \hat{W}^3$ 와 s 는 0으로 수렴한다. 식(3.10)으로부터 s 가 0으로 수렴할 때 \hat{q}_1, \hat{q}_1 도 0으로 수렴한다는 것을 알 수 있다. 식(3.26)은 Lyapunov 안정성을 만족시키는 새로운 신경망 학습법칙으로 본 연구에서 적용된 적응-신경망의 학습법칙으로 이용한다.

4. 수치 실험 및 검토

본절에서는 설계된 적응-신경망 제어기의 성능을 2관절로봇을 대상으로, 기존의 수학적알고리즘적 적응 제어기^[6]의 성능과 비교 평가 한다.

Table 4.2 System parameters

Parameters	Link1	Link2
Joint Stiffness [N/rad]	100	100
Inertia of Link [Kgm ²]	0.052	0.052
Inertia of Motor Rotor [Kgm ²]	0.05	0.05
Length of Link [m]	0.5	0.5
Mass of Link [Kg]	2.5	2.5
Friction of Motor [N sec/rad]	0.05	0.05

운동 궤적은 원 궤적으로 (0.3m, 0.2m) 위치에 중심점과 0.1m의 반지름을 가지고 사다리꼴형 속도 분포를 운동하는 것으로 한다. 첫 번째 수치 실험은 링크에 부가 질량을 인가하지 않는 상태에서 원 궤적을 추종하는 것이다. 그림4.1-그림4.4에 수치실험 결과를 보여주고있다. 그림 4.1에서 적응-신경망 제어기가 학습을 함에 따라 추종 성능이 크게 개선되고 있음을 볼 수 있다. 그림 4.2는 적응 제어기와 200번째 학습을 한 적응-신경망 제어기의 추종 성능을 비교한 것이다. 적응-신경망 제어기의 최대 추정 오차는 joint 1에서 약 -0.0026과 0.0035 rad.이고 joint 2에서 약 -0.0039와 0.0017 rad.인데 반해 적응 제어기의 최대 오차는 joint 1에서 약 - 0.0075 와 0.0141rad.이고 joint 2에서 약 -0.0095 와 0.0040 rad.이다. 두 번째 수치 실험은 부하 질량에 대한 제어기의 강인성 테스트를 위해 두 번째 링크 질량의 0.5배에 해당하는 1.5Kg의 질점 질량을 링크의 끝점에 인가했다. 적응 제어기와 적응-신경망 제어기의 제어 계인은 첫 번째 수치 실험의 것과 동일하다. 수치실험결과는 그림 4.3, 그림4.4에서 나타내고 있다. 그림 4.3과 4.4를 통해서 적응-신경망 제어기가 학습을 함에 따라 추종 성능이 크게 개선되고 있음을 볼 수 있다. 그림 4.16은 적응 제어기와 250번째 학습을 한 적응-신경망 제어기의 추종 성능을 비교한 것이다. 적응-신경망 제어기의 최대 추정 오차는 joint 1에서 약 -0.0065과 0.0044 rad.이고 joint 2에서 약 -0.0042와 0.0024 rad.인데 반해 적응제어기의 최대 오차는 joint 1에서 약 -0.0128과 0.0181rad.이고 joint 2에서 약 -0.0106과 0.0070 rad.이다.

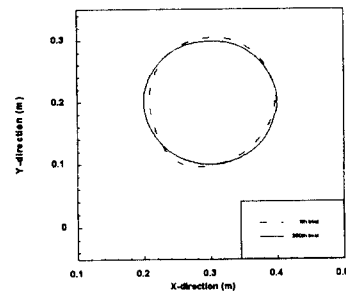


Fig. 4.1 Tracking performance for adaptive NN controller

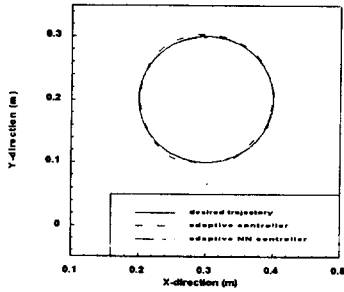


Fig. 4.2 Comparison of tracking performance for each controller

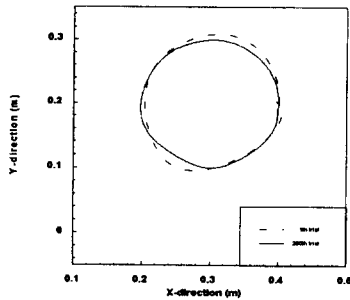
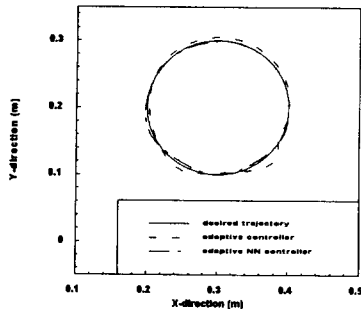


Fig. 4.3 Tracking performance for adaptive NN controller with 1.5Kg payload



ig. 4.4 Comparison of tracking performance for each controller with 1.5Kg payload

5. 결 론

본 연구에서는 학습을 통해 좋은 명령 추종 성능과 강인성을 구현 할 수 있는 적응 신경망 제어기를 구성하여 수치 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 성능을 평가한 결과 다음의 결론을 얻었다.

1. 본 연구에서 제시된 신경망 학습 규칙은 다층 신경망의 일반적인 학습 방법인 역전파법과는 달리 수치 실험시 전체 페루프 시스템의 안정성을 보장 할 수 있었다.

2. 제적 추종 수치 실험을 실시한 결과, 충분히 학습된 적응-신경망 제어기는 기존의 적응 제어기보다 더욱 우수한 성능을 보였다.

참고 문헌

- [1] Newton, R. and Xu, Y., "Neural Network Control of a Space Manipulator," IEEE Control System Magazine, 13(5), pp.14-22, Dec.1993
- [2] Takahashi, K. and Yamada, I., "Neural-Network Based Learning Control of Flexible Mechanism with Application to a Single-Link Flexible Arm," ASME J of DSMC, Vol.116, pp. 792-795, Dec. 1994.
- [3] Lee, S.B. and Cho, H.S., "Neural Network-based Control of Balanced Robotic Manipulators with Joint Flexibility," Mechatronics, Vol.1, No.4, pp.487-507, 1991
- [4] Kwan, C.M., Lewis, F.L., and Kim, Y.H., "Robust Neural Network Control of Flexible-Joint Robots," Proc. of the 34th Conference on Decision & Control, pp.1296.-1301, December 1995.
- [5] Kokotovic, P. V. , Khalil, H.K., and O'Reilly, J., Singular Perturbation Methods in Control: Analysis and Design, Academic Press, 1986
- [6] F.Ghorbel, J.Y.hung and M.W.Spong, "Adaptive Control of Flexible Joint Manipulators", IEEE Control Systems Magazine, pp.9-13 Dec. 1989