

역전파 신경회로망에 의한 로봇 팔의 불확실성 보상

Compensation of Robot Manipulator Uncertainties Using Back Propagation Neural Network

이 상 재, 이 석 원, 남 부 희
(Sang Jae Lee, Seok Won Lee and Boo Hee Nam)

Abstract : This paper proposes a neural network controller with the computed torque method. The neural network is used not to learn the inverse dynamic model but to compensate the uncertainties of robotic manipulators. When training the neural network, we use the signals present in the proposed controller, which is simpler than that proposed by Ishiguro et al., whose teaching signals of the neural network come from the robot model.

Keywords: nonlinearity, uncertainty, computed torque method, neural network, robot manipulator

I. 서론

로봇의 다양한 능력중에서 제적 추적은 매우 중요하다. 그러나 로봇 시스템의 비선형성과 불확실성 및 외란 등으로 추적제어가 쉽지 않다. 로봇시스템이 가지고 있는 불확실성은 구조적 불확실성(structured uncertainty)과 비구조적 불확실성(unstructured uncertainty)으로 분류된다. 구조적 불확실성이란 모델링 잡음이라고도 하는데 이것은 정확히 추정할 수 없는 링크 파라미터, 부하 변동, 액츄에이터 토크 상수의 부정확 등에 기인하여 로봇의 운동방정식에 나타난다. 비구조적 불확실성이란 모델화되지 않은 운동방정식에 의해 나타나며 고주파 모드의 존재, 시간 지연의 무시, 비선형 마찰 등에서 비롯된다.

추적제어와 같은 로봇 팔의 운동제어로는 고전제어, 적응제어, 뉴로제어 등이 있다. 고전제어는 주로 로봇시스템의 비선형성을 보상하며 크게 관절좌표 공간에서의 제어(joint motion control)와 직교좌표 공간에서의 제어(resolved motion control)로 분류된다. 관절좌표 공간에서의 제어로는 관절 서보메카니즘, 토크계산제어, 최소시간 제어, 가변구조 제어, 비선형분리제어 등이 있다. Paul[1]이 제안한 토크계산제어(computed torque control)는 Lagrange-Euler 또는 Newton-Euler 운동방정식에 기초하고 앞먹임 부분과 뒤먹임 부분에 로봇 모델 요소가 있으며 앞먹임 제어기를 가진다. Kahn과 Roth[2]는 로봇 말단부가 초기 위치에서 지정된 위치까지 최소 시간으로 이동하도록 최소시간 제어(minimum time control)를 연구하였다. Young[3]은 스위칭 표면에 소위 슬라이딩 모드(sliding mode)를 가지는 불연속 궤환 제어기인 가변구조 제어(variable structure control)를 연구하였다. Hemami와 Camana[4]는 삼각함수와 같은 특별한 비선형성을 가지는 이동시스템에 대해 비선형분리 뒤먹임제어(nonlinear decoupled feedback control)를 연구하였다.

직교좌표 공간에서의 제어로는 분해운동속도제어(resolved motion rate control)[5], 분해운동가속도제어(resolved motion acceleration control)[6], 분해운동 힘제어(resolved motion force control)[7] 등이 있다.

적용제어는 구조적 불확실성이 있는 로봇 팔의 추적성능

을 유지하도록 제안되었다. 적용제어에는 기준모델 적용제어, 자기동조 적용제어, 선형섭동 적용제어, 분해운동 적용제어, 토크계산 적용제어 등이 있다[8]-[15]. Craig et al.[16]와 Liu[17]는 파라미터에 대해 동력학식의 선형성을 이용한 토크계산 적용제어(computed torque adaptive control)를 제안하였다.

신경회로망제어기는 기존 제어기의 일부 기능을 대신하거나 보완한다. 또한 신경회로망 제어는 구조적 불확실성 뿐만 아니라 비구조적 불확실성도 극복할 수 있어서, 로봇시스템 제어에 적용되어 기존의 제어기로 해결하기 어려운 여러 문제에 대해 해결 가능한 새로운 도구로 평가 받고 있다 [18]-[27]. 신경회로망에 대한 개괄적 이해는 이정문[28]에 잘 나타나 있다. 그리고 신경회로망의 모델링과 제어는 최진영/박현주[29]에 정리가 잘 되어 있다.

이 논문은 Ishiguro et al.[26]을 근간으로 하여 제어구조만을 개선한 논문이다. 이 논문에서는 토크계산 제어기와 결합한 다층 신경회로망 제어기를 제안한다. 토크계산제어기는 로봇시스템의 비선형성을 보상하고 신경회로망은 로봇시스템의 불확실성을 보상한다. 신경회로망의 입력은 로봇시스템의 출력인 관절변수이고, 출력은 로봇시스템의 보상 입력으로 사용된다. II장에서는 로봇시스템의 토크계산제어 방법을 설명하고, III장에서는 기존의 신경회로망제어방법 중 이 논문과 관련된 내용을 소개하고 본 논문에서 제안하는 제어구조를 기술한다. IV장에는 시뮬레이션 결과가 나타나 있고 V장에 결론을 실었다.

II. 토크계산제어

제적 제어의 경우 제어 대상체인 로봇 팔의 근사화 모델링이 가능하므로 토크계산제어가 효과적이다. 제어기는 그림 1처럼 모델기준부분과 서보부분으로 분할된다. 모델기준부분은 제어대상 시스템을 단위 질량처럼 행하도록 하고 서보부분은 전체시스템의 동적 특성을 결정한다.

일반적으로 로봇 팔의 운동 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + N(\theta, \dot{\theta}) + F(\theta) \quad (1)$$

$$N(\theta, \dot{\theta}) = V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) \quad (2)$$

여기서, τ 는 액츄에이터에서 제공받는 팔의 관절 토크로 $n \times 1$ 벡터이고, M 은 로봇 팔의 $n \times n$ 관성행렬, V 는 $n \times 1$ 원심력과 코리올리스 벡터, G 는 $n \times 1$ 중력항 벡터이며 F 는 $n \times 1$ 비구조적 불확실성 벡터이다. $\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}$ 는 각각 $n \times 1$

접수일자 : 1996. 2. 8., 수정완료 : 1996. 10. 28.

이상재 : 현대중공업(주) 중전기사업본부

이석원, 남부희 : 강원대학교 제어계측공학과

* 이 연구는 한국과학재단/강원대학교 석재복합신소재제품연구센터의 연구비 지원으로 이루어졌음

벡터로 각, 각속도, 각가속도이며 n 은 로봇의 자유도이다.

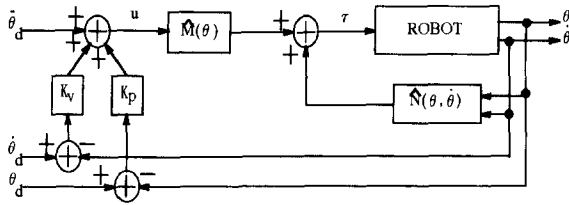


그림 1. 토크계산제어 구조.
Fig. 1. Computed torque control scheme.

제어기는 모델기준부분과 서보부분으로 분할하는데 모델 기준부분은

$$\tau_m = \hat{M}(\theta)u + \hat{N}(\theta, \dot{\theta}) \quad (3)$$

이고, 서보부분은

$$u = \ddot{\theta}_d + K_v \dot{e} + K_p e = (\ddot{e} + k_v \dot{e} + k_p e) + \ddot{\theta} \quad (4)$$

이다. 여기서 \hat{M}, \hat{N} 은 각각 실제 파라미터 M, N 의 추정치이다. 서보 오차 e 는 원하는 관절각 θ_d 에 대하여

$$e = \theta_d - \theta \quad (5)$$

와 같이 정의되고, K_p, K_v 는 각각 $n \times n$ 비례미분 이득 대각 행렬이며 양의 상수값을 가진다.

(1)-(5)를 이용하여 오차공간에서 로봇 팔의 운동방정식을 풀면 다음과 같다.

$$\hat{M}(\theta(t)) (\ddot{e}(t) + K_v \dot{e}(t) + K_p e(t)) = \Delta M(\theta(t)) \ddot{\theta}(t) + \Delta N(\theta(t), \dot{\theta}(t)) + F(\theta(t)) \quad (6)$$

여기서

$$\Delta M = M - \hat{M} \quad (7)$$

$$\Delta N = N - \hat{N} \quad (8)$$

만일, 구조적 불확실성 (ΔM 과 ΔN)과 비구조적 불확실성 (F)이 존재하지 않는다면 (6)의 우변항은 영이 된다.

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = 0 \quad (9)$$

그래서 K_p 와 K_v 를 잘 선택하면 오차가 점근적으로 영이 되어 로봇시스템은 정확히 원하는 궤적을 따를 것이다. 그러나 일반적으로 불확실성은 항상 존재하므로 정확히 원하는 궤적을 추적하기가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 (6)의 우변항이 0이 되도록 제어구조를 소개한다.

III. 신경회로망 제어

본 논문과 유사한 제어구조로 그림 2와 그림 3 등이 있다. 그림 2는 Miyamoto et al.[22]가 제안한 제어구조로 선형(비례미분) 되먹임 제어기의 출력을 줄이는 방향으로 신경회로망을 학습시켰다.

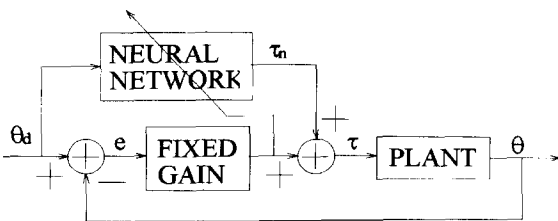


그림 2. Miyamoto et al.[22]의 제어구조.
Fig. 2. Feedback error learning neural network proposed in [22].

토크계산제어와 신경회로망을 결합하여 로봇시스템의 불확실성을 보상하기 위한 제어구조의 입력은 다음의 형태로 할 수 있다.

$$\tau = \hat{M}u + \hat{N} + \tau_n \quad (10)$$

여기서 u 는 그림 1에서 (4)로 표현되는 서보부분의 출력이고, τ_n 은 로봇시스템의 불확실성을 보상하는 토크이다. (1), (3), (4)와 (10)을 이용하면, 우리는 다음의 오차방정식을 얻게 되며, 이것이 안정하도록 제어를 한다.

$$E = \hat{M}(\theta) (\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e) = (\Delta M \ddot{\theta} + \Delta N + F) - \tau_n \quad (11)$$

그림 3은 김성우/이주장[27]의 제어구조를 나타낸다. [27]에서는 오차방정식(11)에서 \ddot{e} 항을 우변으로 이항하여 다음과 같은 오차방정식으로 바꾸어, 이것이 안정하도록 신경회로제어를 하였다.

$$\hat{M}(\theta) (K_v \dot{e} + K_p e) = M \ddot{\theta} - \hat{M} \ddot{\theta}_d + (N - \hat{N}) + F - \tau_n = \Psi - \tau_n \quad (12)$$

여기서 $\Psi = M \ddot{\theta} - \hat{M} \ddot{\theta}_d + (N - \hat{N}) + F$. (12)에서 $\|\Psi - \tau_n\| \rightarrow 0$ 이 되도록 신경회로를 학습시켜 제어하였다. 이 신경회로망은 목표신호 ($\theta_d, \dot{\theta}_d, \ddot{\theta}_d$)와 $\hat{M}(k_v \dot{e} + k_p e)$ 를 입력으로하여 로봇시스템의 불확실성의 역모델을 학습하여 출력으로 τ_n 을 계산해 낸다. 따라서 로봇시스템의 입력은 다음과 같이 된다.

$$\tau = \tau_n + \hat{M}(u = \ddot{\theta}_d + k_v \dot{e} + k_p e) + \hat{N} \quad (13)$$

이 제어방법은 $\ddot{\theta}$ 신호를 직접 이용하지 않는 장점이 있다. 그림 4는 Ishiguro et al.[26]이 제안한 신경회로망 제어구조이다. 이 신경회로망 보상기의 출력을 τ_n 이라 하면 오차방정식은 다음 (14)와 같다.

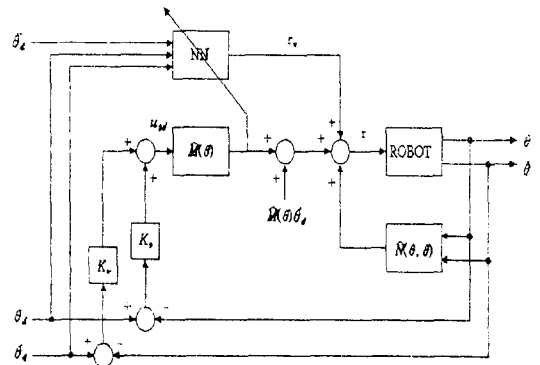


그림 3. 김성우/이주장[27]의 제어구조.
Fig. 3. Control scheme in [27].

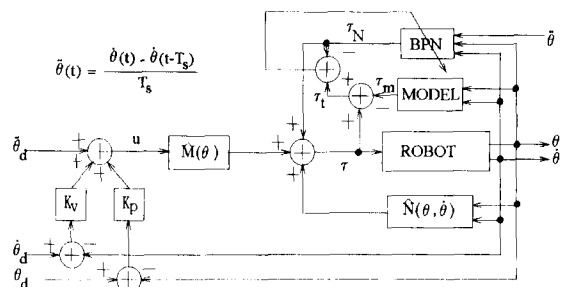


그림 4. Ishiguro et al.[26]이 제안한 제어구조.
Fig. 4. Ishiguro et al.[26]'s control scheme.

$$\begin{aligned}
 E &= \hat{M}(\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e) \\
 &= (M - \hat{M})\ddot{\theta} + (N - \hat{N}) + F - \tau_n \\
 &= \tau - \tau_m - \tau_n = \tau_l - \tau_n
 \end{aligned} \tag{14}$$

여기서

$$\tau_l = \Delta M \ddot{\theta} + \Delta N + F = \tau - \tau_m \tag{15}$$

신경회로망이 (15)와 같은 학습신호 τ_l 를 잘 학습한다면 시스템의 추적 오차는 점근적으로 영이 된다. Ishiguro *et al.*은 학습신호로 $\tau_l = \tau - \tau_m$ 를 사용하여 신경회로망을 역전파 학습시키는 제어구조를 사용하였다.

Ishiguro *et al.*의 방법은 로봇의 모델수식

$\tau_m = \hat{M}(\theta)\ddot{\theta} + \hat{N}(\theta, \dot{\theta})$ 을 계산하여야 하는 복잡성이 있다. 본 논문에서는 역전파시킬 오차 E 를 제어 시스템의 전체 운동방정식에서 유도하여 학습신호를 달리 구할 필요가 없는 새로운 구조를 제안한다. 역전파 시킬 오차는 τ_l 와 τ_n 의 차이므로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}
 E &= \tau_l - \tau_n = \hat{M}(\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e) \\
 &= \hat{M}(u - \ddot{\theta}) = \hat{M}u - \hat{M}\ddot{\theta}
 \end{aligned} \tag{16}$$

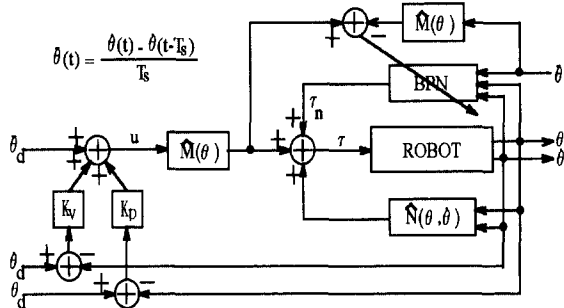


그림 5. 제안한 신경회로망 제어구조.
Fig. 5. Control scheme proposed in this paper.

이렇게 하면 제어 시스템에서 보상기로 사용되는 신경회로망의 학습에 있어서 필요한 학습신호와 실제출력의 오차가 (16)과 같이 제어구조에서 직접 구해지므로, τ_m 을 계산할 필요가 없이 전체 시스템의 제어구조가 Ishiguro *et al.*의 경우보다 간소화된다. 즉, 제어에 필요한 계산 시간이 단축된다. 그러나 신경회로망을 학습시킬 때 필요한 $\ddot{\theta}$ 의 신호를 제어구조에서 얻을 때 발생하는 문제가 있을 수 있다.

IV. 모의실험

그림 6과 같은 2축 스카라형 로봇 팔을 대상으로 MATLAB 프로그램으로 모의실험하였다. 미분방정식은 4차 Runge-Kutta방식을, 그리고 신경회로의 학습은 MATLAB에서 제공되는 전형적인 오차역전파 방식을 사용하였다.

로봇의 기구학과 역기구학은 다음과 같다.

$${}^{base}A_{tool} = \begin{bmatrix} C_{12} & -S_{12} & 0 & a_1 C_1 + a_2 C_{12} \\ S_{12} & C_{12} & 0 & a_1 S_1 + a_2 S_{12} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{17}$$

여기서, $C_1 = \cos(\theta_1)$, $S_1 = \sin(\theta_1)$, $C_{12} = \cos(\theta_1 + \theta_2)$, $S_{12} = \sin(\theta_1 + \theta_2)$ 이고, ${}^{base}A_{tool}$ 는 기저계에서 로봇 말단부의 위치와 자세를 표현한 행렬이다.

$$C_2 = \cos(\theta_2) = (p_x^2 + p_y^2 - a_1^2 - a_2^2) / (2a_1 a_2)$$

$$S_2 = \sin(\theta_2) = \pm \sqrt{1 - C_2}$$

$$\theta_2 = \text{atan2}(S_2, C_2) \tag{18}$$

$$k_1 = a_1 + a_2 C_2$$

$$k_2 = a_2 S_2$$

$$\theta_1 = \text{atan2}(p_y, p_x) - \text{atan2}(k_2, k_1) \tag{19}$$

여기서 a_1, a_2 는 링크의 길이이고 p_x, p_y 는 기저계에서 로봇 말단부의 위치를 나타낸다.

직교좌표에서 로봇 말단부의 바람직한 궤적은 다음과 같이 주어진다.

$${}^{base}P_{tool} = {}^0P_2 = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha x + r \cos(\omega t) \\ \alpha y + r \sin(\omega t) \\ 0 \end{bmatrix} \tag{20}$$

여기서, $\omega = 2\pi/T$ 는 각주파수, $T=3$ 은 주기, $\alpha x=0.2$ 와 $\alpha y=0.2$ 는 원의 중심좌표, $r=0.075$ 은 원의 반지름이다. (20)과 같이 바람직한 궤적이 주어지면 (18)과 (19)를

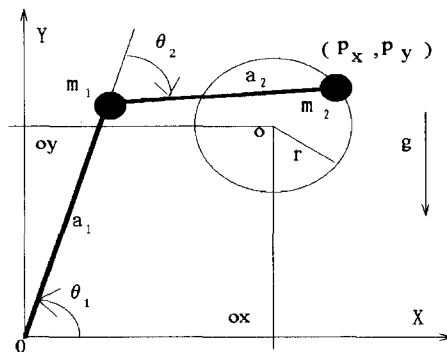


그림 6. 2축 로봇 팔.
Fig. 6. Two axis robotic manipulator.

이용하여 관절 각(θ_d)을 구한다. 관절 각속도 및 관절 각가속도($\dot{\theta}_d, \ddot{\theta}_d$)는 아래의 식을 이용하여 구한다. 이 논문에서는 제어의 목적이 로봇 이동의 시작과 끝이 아니므로 각속도는 생략한다.

$$\theta_d(t) = \frac{\theta_d(t) - \theta_d(t - T_s)}{T_s} \tag{21}$$

$$\begin{aligned}
 \dot{\theta}_d(t) &= \frac{\dot{\theta}_d(t) - \dot{\theta}_d(t - T_s)}{T_s} \\
 &= \frac{\theta_d(t) - 2\theta_d(t - T_s) + \theta_d(t - 2T_s)}{T_s^2}
 \end{aligned} \tag{22}$$

여기서 T_s 는 샘플링 간격, $\theta_d, \dot{\theta}_d, \ddot{\theta}_d$ 는 각각 관절각, 관절 각속도, 관절 각가속도이다.

로봇의 운동방정식은 다음과 같이 주어졌다.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} -m_2 a_1 a_2 (2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_2^2) S_2 \\ m_2 a_1 a_2 \dot{\theta}_1^2 S_2 \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} (m_1 + m_2) g a_1 C_2 + m_2 g a_2 C_{12} \\ m_2 g a_2 C_{12} \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} c_1 \text{sgn}(\dot{\theta}_1) \\ c_2 \text{sgn}(\dot{\theta}_2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \dot{\theta}_1 \\ v_2 \dot{\theta}_2 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{23}$$

여기서, $M_{11} = (m_1 + m_2) a_1^2 + m_2 a_2^2 + 2m_2 a_1 a_2 C_2$, $M_{12} = m_2 a_2^2 + m_2 a_1 a_2 C_2$, $M_{21} = M_{12}$, $M_{22} = m_2 a_2^2$ 이고, $C_1 =$

$\cos(\theta_1)$, $S_1 = \sin(\theta_1)$, $C_{12} = \cos(\theta_1 + \theta_2)$, $S_{12} = \sin(\theta_1 + \theta_2)$ 이며 g 는 중력 가속도이다. 링크의 길이는 각각 $a_1 = 0.25m$, $a_2 = 0.16m$ 이고 링크의 무게는 각각 $m_1 = 10.45kg$, $m_2 = 5.5kg$ 이다. 되먹임 이득 K_p 와 K_v 는 다음과 같은 값으로 설정하였다.

$$K_p = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}, K_v = \begin{bmatrix} 20 & 0 \\ 0 & 20 \end{bmatrix} \quad (24)$$

구조적 불확실성은 아래와 같이 정의되는 무게 측정 오차이고,

$$\hat{m}_i = m_i - 0.1m_i, \quad i=1,2 \quad (25)$$

비구조적 불확실성은 아래와 같이 정의되는 점성마찰 (viscous friction)과 쿨롱마찰(Coulomb friction)로 대신하였다.

$$F_i = c_i \text{sgn}(\dot{\theta}_i) + v_i \dot{\theta}_i, \quad i=1,2 \quad (26)$$

여기서 마찰 계수는 각각 $c_i = 0.2$, $v_i = 0.1$ 이다.

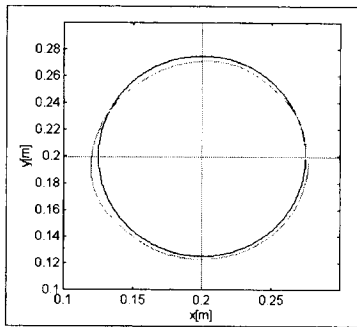


그림 7. 첫 번째 시행시의 궤적(점선).
Fig. 7. Trajectory of the first trial.

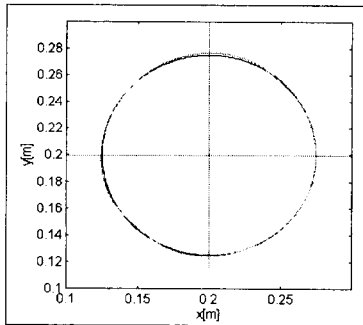
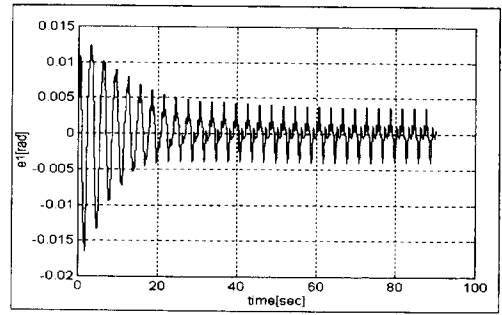


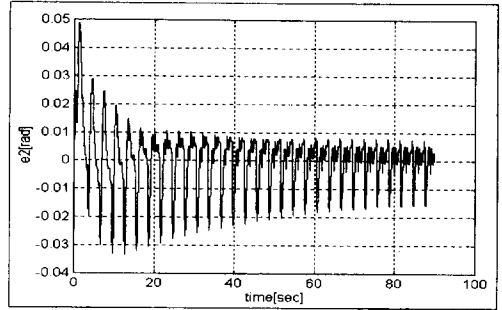
그림 8. 30번째 시행시의 궤적(점선).
Fig. 8. Trajectory of the 30th trial.

V. 결론

본 논문에서는 로봇 팔의 궤적 제어에 새로운 신경회로망 제어기를 제안하였다. 신경회로망은 Ishiguro *et al.*이 제시한 것을 변형 발전시킨 형태로 로봇모델의 신호를 학습신호로서 이용하지 않고 제어구조 자체에서 주어지는 신호를 직접 온라인 이용하여 제어구조를 보다 간소화 시켰다. 사용된 신경회로망은 다층 신경회로망으로 입력은 관절변수이고 출력은 로봇의 보상 입력으로 사용된다. 모의실험 결과 구조적 불확실성 뿐만아니라 비구조적 불확실성도 잘 보상하였다. 그러나 Chan[30]은 Ishiguro *et al.*[26]의 제어구조에 대하여 IMC 제어구조는 불확실성을 보상하므로 신경회로 제어기가 중복의 제어구조가 될 수 있다고 지적하였다. 제어시스템의 안정도 해석 측면에서는 중복구조임이 인정되나 신경회로는 목표학습능력이 우수하므로 이 점에서 차이를 낼 수 있는가에 대한 연구가 더 요구된다.



(a)



(b)

그림 9. 관절 각의 오차. (a) 1축, (b) 2축.
Fig. 9. Error of joint angle. (a) joint 1, (b) joint 2.

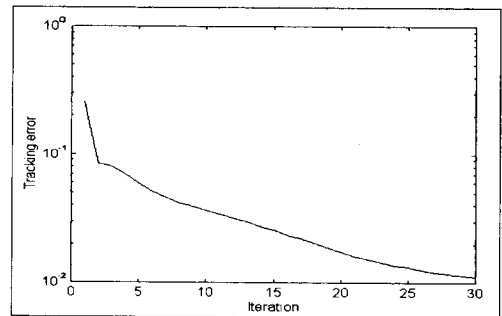


그림 10. RMS 오차.
Fig. 10. Root Mean Square Error.

참고문헌

- [1] R. P. Paul, "Modeling, trajectory calculation, and servoing of a computer controlled arm," Memo AIM-177; Stanford Artificial Intelligence Laboratory, Palo Alto, Calif, 1972.
- [2] M. E. Kahn and B. Roth, "The near minimum time control of open-loop articulated kinematic chains," *Trans. ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, vol. 93, pp. 164-172, 1972.
- [3] K. K. D. Young, "Controller design for a manipulator using theory of variable structure system," *IEEE Trans. Systems, Man, Cybern.*, vol. SMC-8, no. 2, pp. 101-109, 1978.
- [4] H. Jemami, P. C. Camana, "Nonlinear feedback in simple locomotion systems," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. AC-19, pp. 855-860, 1976.
- [5] D. E. Whitney, "Resolved motion rate control of manipulators and human prostheses," *IEEE Trans. Man Machine Systems*, vol. MMS-10, no. 2, pp. 47-53, 1969.
- [6] J. Y. S. Luh, M. W. Walker, R. P. Paul, "Re-

- solved-acceleration control of mechanical manipulators," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. AC-25, no. 3, pp. 468-474, 1980.
- [7] C. H. Wu, R. P. Paul, "Resolved motion force control of robot manipulator," *IEEE Trans. System, Man, Cybern.*, vol. SMC-12, no. 3, pp. 266-275, 1982.
- [8] S. Dubowsky and D. T. DesForges, "The application of model reference adaptive control to robotic manipulators," *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, vol. 101, pp. 193-200, Sep., 1979.
- [9] H. Durrant-Whyte, "Practical adaptive control of actuated spatial mechanisms," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 650-655, 1985.
- [10] R. Horowitz, M. C. Tsai, G. Anwar, M. Tomizuka, "Model reference adaptive control of a two axis direct drive manipulator arm," *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1216-1222, 1987.
- [11] F. Pourboghra, "Adaptive learning control for robots," *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 862-866, 1988.
- [12] A. Koivo, T. H. Guo, "Adaptive linear controller for robotic manipulators," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. AC-28, no. 2, pp. 162-171, Feb., 1983.
- [13] N. Houshangi, A. J. Koivo, "Eigenvalue assignment and performance index based force-position control with self-tuning for robotic manipulators," *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1386-1391, 1987.
- [14] C. S. G. Lee, M. J. Chung, "An adaptive control strategy for mechanical manipulators," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. AC-29, no. 9, pp. 298-301, Sep. 1984.
- [15] C. S. G. Lee, B. H. Lee, "Resolved motion adaptive control for mechanical manipulators," *ASME Journal of Dynamic System, Measurement and Control*, vol. 106, pp. 302-310 Jun., 1984.
- [16] J. J. Craig, P. Hsu, and S. S. Sastry, "Adaptive control of mechanical manipulators," *IEEE Int. Conference on Robotics and Automation*, San Francisco, April, 1986.
- [17] M. Liu, "Computed torque scheme based adaptive tracking for robot manipulators," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 1995.
- [18] D. Psaltis, A. Sideris, A. A. Yamamura, "A multi-layered neural network controller," *IEEE Control Systems Mag.*, pp. 17-21, April, 1990.
- [19] T. Yabuta, T. Yamada, "Possibility of neural network controller for robot manipulators," *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1686-1691, 1990.
- [20] T. Yamada, T. Yabuta, "Neural network controller using autotuning method for nonlinear functions," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 4, July, 1992.
- [21] T. Yamada, T. Yabuta, "Remarks on a neural network controller which uses an auto-tuning method for nonlinear functions," *IJCNN*, pp. II:775 - II:780, 1992.
- [22] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama, and R. Suzuki, "Feedback-Error-Learning neural network for trajectory control of robotic manipulator," *Neural Networks*, vol. 1, pp. 251-265, 1988.
- [23] M. Tokita, T. Mitsuoka, T. Fukuda, T. Shibata, "Hybrid position/force control by neural network : Adaptive control of a robotic manipulator with 2 degree of freedom," *JRSJ*, vol. 9, no. 1, pp. 45-54, 1991.
- [24] T. Fukuda, T. Shibata, M. Tokita, T. Mitsuoka, "Neuromorphic control : Adaptation and learning," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 39, no. 6, pp. 497-503, Dec., 1992.
- [25] T. Fukuda, T. Shibata, "Theory and applications of neural networks for industrial control systems," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 39, no. 6, pp. 472-489, Dec., 1992.
- [26] A. Ishiguro, T. Furuhashi, S. Okuma, and Y. Uchikawa, "A neural network compensator for uncertainties of robotics manipulators," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 39, no. 6, pp. 565-570, Dec., 1992.
- [27] 김성우, 이주장 "불확실성이 있는 로봇시스템의 역모델 학습에 의한 신경회로망제어," 제어 · 자동화 · 시스템공학회 논문지, 제1권 제2호, pp. 88-93, 1995. 12.
- [28] 이정문, "신경회로망의 개괄적 이해," 제어 · 자동화 · 시스템공학회지, 제1권 제3호, pp. 22-38, 1995. 11.
- [29] 최진영, 박현주, "신경회로망의 개괄적 이해," 제어 · 자동화 · 시스템공학회지, 제1권 제3호, pp. 62-73, 1995. 11.
- [30] S. P. Chan, Comments on "A neural network compensator for uncertainties of robotics manipulators," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 42, no. 2, pp. 217-218, April, 1995.



이 상 재

1969년 3월 11일생. 1994년 2월 강원대학교 제어계측공학과 학사. 1996년 2월 동대학원 석사. 현재 현대중공업(주) 중전기사업본부 근무. 관심분야: 자동화통신네트워크, 로봇제어, 신경망제어.



이 석 원

1969년 4월 1일생. 1995년 2월 강원대학교 제어계측공학과 졸업(학사). 1995년 3월 ~ 현재 동대학원 석사과정. 관심분야: 자동화네트워크, 컴퓨터제어, 생산자동화, 신경회로.



남 부 회

1950년 12월 2일생. 1974년 2월 서울대학교 전기공학과 졸업(학사). 1976년 8월 동대학원 졸업(석사). 1976년 6월 ~ 1978년 2월 울산공대 조교 및 전임강사. 1978년 3월 ~ 1980년 2월 충남대학교 전임강사. 1983년 미국 Iowa

State University 전기공학과 졸업(Ph. D.). 1983년 9월 ~ 현재 강원대학교 제어계측공학과 교수. 1984년 IEEE Circuits and Systems Society Guillemin-Cauer Prize Paper Award(with A. N. Michel and R. K. Miller). 관심분야는 비선형시스템 안정도, 신경망제어, 자동화네트워크(필드버스), 이산사건시스템(페트리넷).