

적응-뉴럴 제어 기법에 의한 로봇 매니플레이터의 건설 제어

차보남*, 한성현**, 이만형#, 김성권#

* 경남대학교 대학원, ** 경남대 기계설계학과, # 부산대학교 제어기계공학과, 삼성전자

The Robust Control of Robot Manipulator using Adaptive-Neuro Control Method

Bo-Nam Cha*, Sung-Hyun Han**, Man-Hyung Lee#, Sung-Kwon Kim#

Abstract

This paper presents a new adaptive-neuro control scheme to control the velocity and position of SCARA robot with parameter uncertainties. The adaptive control of linear system found widely in many areas of control applications. While techniques for the adaptive control of linear systems have been well-established in the literature, there are a few corresponding techniques for nonlinear systems. In this paper an attempt is made to present a new control scheme for the adaptive control of nonlinear robot based on a feedforward neural network. The proposed approach incorporates a neuro controller used within a reinforcement learning framework, which reduces the problem to one of learning a stochastic approximation of an unknown average error surface. Emphasis is focused on the fact that the adaptive-neuro controller dose not need any input/output information about the controlled system. The simulation result illustrates the effectiveness of the proposed adaptive-neuro control scheme.

1. 서 론

선형 시스템의 적응제어에 필요한 정밀 이론과는 달리 비선형 시스템의 적응제어에 대한 일반적인 이론은 상대적으로 적은 실정이며 몇몇 성공적인 적응제어 알고리즘이 비선형 시스템의 적응제어에 가끔 적용되어지고 있다.

적응제어 기법은 전 범위의 응용에서 안정하고 건설한 제어 성능을 제공하는 것이 중요하다. 모델 기준 제어 알고리즘은 비선형 상태의 시스템에 대한 안정한 적응 제어기 개발에 폭넓게 이용되어 왔다. 모델 기준 적응제어 알고리즘의 목적은 시스템의 파라미터를 추정하여 적절한 설계 방법으로 제어 기법을 계산하도록 추정치를 사용하는 것이다. 모델 기준 적응제어 기법의 경우에 만약 시스템에 대한 완전한 동적 모델링이 가능하다면 제어기의 효율성은 기존의 제어기에 비해 큰 특성을 보여주지 못한다. 그러나 실제로 매개변수와 미지외란의 불확실성 때문에 모델과 시스템은 두 가지로 분류된다. 예를들어 모델링 되지 않은 동역학과 그리고 측정 노이즈 및 계산 오차로 인하여 발생하는 외란으로 분류될 수 있다. 최근에 활발한 연구와 다양한 범위에 인공 지능망(ANNs)을 도입 적용함으로써 적응제어 문제를 더욱

더 효율적으로 해결하고자 하는 연구가 수행되고 있다. 자동 조절 시스템은 작업환경에서 많은 변동을 처리할 수 있는 유연성이 요구된다는 것이 아주 중요한 사실이다. 하지만 이러한 변동은 예상하기 어렵고, 전통적인 수학적 방법으로 공식화하기 힘들다. 비선형 시스템에서 NNs는 기술기법 혹은 백프로퍼게이션(BP) 알고리즘을 사용하여 모델링과 추정에 이용되어져 왔다. 피이드포워드 다층 NNs는 일반적으로 추정자료써 적용될 수 있는 능력이 매우 큰 것으로 알려져 있다. 이러한 특성은 본 연구에서 비선형 시스템에 대한 기존의 적응제어 기법을 더욱더 세련되게 하는데 이용된다. 제한된 제어구조에서는 네트워크의 파라미터가 실제시스템과 수학적 모델 사이의 차이로 인해 유발되는 오차신호에 의해 조절되는 NNs의 출력이 제어신호가 된다.

2. 뉴로-적응 제어기 설계

2-1 백프로퍼게이션 알고리즘

다층 피이드포워드 NNs의 가장 두드러진 특징은 어떤 임의의 평방 적분 함수를 보간 하거나 근사화 시키는 것이다. 이러한 특징은 본 연구에서 모델과 시스템 사이의 오차와 편차를 보상한다는 것과 중요하게 연관된 특징 중의 하나이다. 본 논문에서 BP 알고리즘은 미지 오차 공간을 형상화하는데 이용된다. 경계되어 있는 부조합 R^m 의 X에서 부터 R^m 의 $\psi(X)$ 까지의 함수 $\psi: X \subset R^n \rightarrow R^m$ 을 생각해 보자. 그러한 함수는 알 수 없지만 L_2 라고 가정하자. 이러한 미지 함수를 정의하기 위하여, 입력과 출력 데이터의 조합이 $\{(u_t, X_t), t=1, \dots, N\}$ 로 발생된다. 여기서 $\psi(X_t) = u_t$ 이다. 입력 데이터 $\{u_t, t=1, \dots, N\}$ 의 조합은 미지이나 고정된 확률 밀도 함수 $\rho(u)$ 에 따라 무작위로 선택된다. 여기서, 근사 함수 $\hat{\psi}(x, W, V)$ 는 확률 밀도 함수 $\rho(u)$ 에 따라 평방 오차 $S = E \|\hat{\psi}(x, W, V) - u\|^2$ 가 파라미터 행렬 $W = \{W^1, W^2, \dots, W^K\}$ 와 $V = \{V^1, V^2, \dots, V^K\}$ 의 조합에 대하여 최소화됨으로써 결정된다. (K+1)층 네트워크에서, 출력이 $z^k = u^k$ 가 되는 동안 네트워크 입력은 $z^0 = x$ 이다. 입출력 관계는 $j=1, 2, \dots, K$ 에 대하여 회귀적인 관계로 다음과 같이

나타낸다.

$$y^j = W^j z^{j-1} + V^j \quad (1)$$

$$z^j = f_j(y^j) \quad (2)$$

파라미터 행렬 W 와 시냅스 가중치 벡터 V^j 는 독립 차원이다. 여기서, $j=1, 2, \dots, K$ 에 대한 스칼라 함수 $f_j(\cdot)$ 는 발단이 비선형 ($f_k(\cdot)$ 는 가능한 한 선형)이거나 시그모이드 함수로 선택된 함수이다. 출력층에 대하여 선형 함수라고 가정하는 반면, 본 연구에서는 $f_j(t) = \tanh(t)$ 형태의 시그모이드 함수는 NNs의 은닉 층에서의 모든 결에 사용된다. 식(2)는 다음과 같이 해석된다.

$$z^j = f_j(y^j) = [f_j(y^j_1), f_j(y^j_2), \dots, f_j(y^j_{n_j})]^T \quad (3)$$

여기서, n_j 는 y^j 와 z^j 의 차원이고, 근사함수는 다음 식과 같이 표현된다.

$$\tilde{\psi}(x, W, V) = f_K [W^K f_{K-1} (W^{K-1} f_{K-2} (\dots W^2 f_1 (W^1 x + V^1) + V^2) + \dots + V^{K-1}) + V^K] \quad (4)$$

실제로 S의 최소화는 직접적으로 수행될 수 없고, 백프로퍼게이션 알고리즘으로 순간적인 경사 정보를 이용하여 반복적으로 시냅스 가중치 행렬을 갱신해 그 목적이 있다. 순간적인 노름 자승 오차는 다음과 같이 정의된다.

$$S(t) = \| \tilde{\psi}(x_t, W, V) - u_t \|^2 \quad (5)$$

가중치 갱신은 또한 다음과 같이 정의된다.

$$W^k(t+1) = W^k(t) - \eta \frac{\partial S(t)}{\partial W^k} \quad (6)$$

$$V^k(t+1) = V^k(t) - \eta \frac{\partial S(t)}{\partial V^k} \quad (7)$$

여기서, $k=1, 2, \dots, k$ 이면 η 는 갱신 비이고, 그 갱신 비는 고정되어 있거나, 시변($\eta(t)$)으로 정의 된다. 한 순간 구배율은 다음과 같다.

출력 층에 대하여는

$$\frac{\partial S(t)}{\partial W_j^K} = -2 \sigma_j^K z_j^{K-1} \quad (8)$$

$$\frac{\partial S(t)}{\partial V_j^K} = -2 \sigma_j^K \quad (9)$$

$$\sigma_j^K = (u_j - z_j^K) f_K'(y_j^K) \quad (10)$$

또한, k번째 은닉층 ($k=1, 2, \dots, K-1$)에 대한 구배율은 다음과 같다.

$$\frac{\partial S(t)}{\partial W_j^k} = -2 \sigma_j^k z_j^{k-1} \quad (11)$$

$$\frac{\partial S(t)}{\partial V_j^k} = -2 \sigma_j^k \quad (12)$$

$$\sigma_j^k = f_k'(y_j^k) \sum_l \sigma_l^{k+1} W_l^{k+1} \quad (13)$$

초기 시냅스 가중치 W 와 V^j 는 무작위 값으로 세트되고 식(6)과 식(7)에 따라 갱신된다.

2-2. 적응-뉴로 제어 구조

제한된 적응-신경 제어기의 기본구조는 Fig. 1과 같이 구성되고 있다.

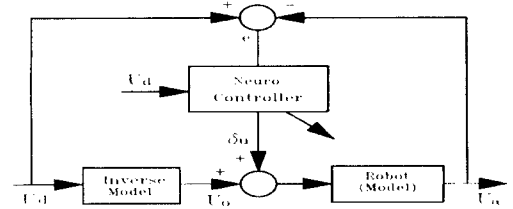


Fig. 1 The scheme of adaptive-neuro Controller.

적응-신경 제어기는 불확실한 파라미터에 대하여 건설한 성능을 유지하도록 학습 능력을 통한 가중치를 갱신할 수 있는 피이드백을 사용한다. Fig. 1에 나타나는 것은 적응-뉴로 제어기로 이러한 경우에 역전과 알고리즘은 고전적인 단계와는 다른 불연속적인 단계에서 이용된다. 비선형 최적화 이론으로 부터 역전과 알고리즘의 백 데이터 기법은 평균 자승 오차 공간의 국부적인 최소화로 수렴할 것이라는 사실은 잘 알려져 있다. BP는 시스템 정의에서 부드러운 확률적인 알고리즘의 최적적인 기법이다. 만약 학습비 η 는 시간에 의존하며, $t \rightarrow \infty$ 일 때 0으로 된다면, Ljung이 개발한 회귀 알고리즘의 수렴 분석의 방법이 적용될 수 있다. 이것의 의미는 식(7),(8)에서 파라미터 벡터 W 와 V 가 평균 자승 오차의 국부 최소화로 $t \rightarrow \infty$ 로 될 때 수렴될 것이다. Ljung의 주장에 근거한 회귀 방정식 (7)과 (8)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$W(t+1) = W(t) + \eta(t+1) \Gamma(t+1; W(t), \Omega(t+1)) \quad (14)$$

여기서, $W(\cdot)$ 는 최적값 W^* 으로 수렴되어야 하는 n차원의 가중치 벡터의 연속이다. 실제로, 그들 벡터는 적응 제어기의 파라미터(시냅스 가중치)로 여겨질 수 있다. p차원 벡터 $\Omega(t)$ 는 기본적으로 시간 t에서 얻어진 벡터이고, $W(t)$ 가 갱신되도록 하며, 식(7)에서 $\frac{\partial S(t)}{\partial W^k}$ 와 대응된다. 일반적인 경우에 대하여, Ω 는 노이

즈나 0 평균을 가진 랜덤 변수의 연속으로 표현되는 $\epsilon(\cdot)$ 에 좌우 된다. 그러므로, 맵핑 $\Gamma(\cdot, \cdot)$ 과 $\eta(\cdot)$ 의 특별한 선택은 전체적으로 알고리즘을 결정한다. Ljung의 증명을 일반화하기 위하여, $\Omega(t)$ 은 $W(\cdot)$ 뿐만 아니라, $\epsilon(\cdot)$ 에도 좌우된다고 가정하면 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\Omega(t+1) = \Lambda(W(t), \Omega(t)) + H(u(t)) \epsilon(t+1) \quad (15)$$

여기서, $\Lambda(\cdot)$ 와 $H(\cdot)$ 은 각각 $m \times m$ 와 $m \times r$ 행렬 함수이다. $\eta(t+1) \Gamma(t+1; W(t), \Omega(t+1))$ 는 $\Omega(t)$ 에 의한 이전의 모든 W 's에 좌우된다. 이것은 식(7)로 부터 알 수 있다. 방정식(14), (15)은 시변이고, 확률적이며, 비선형인 미분 방정식이기 때문에 분석하기가 복잡하다. 그러므로, Ljung은 방정식(14)가 미분 방정식과 관련되어 있다는 사실을 밝혀내었다. 이 미분 방정식(14)와 방정식(7.8)의 접근적인 특성을 연구하는데 사용할 수 있다. 따라서 관련 해석을 위해 다음 식을 고려해 보자.

$$W(t+1) = W(t) + \eta(t+1)\Gamma(W(t))\Omega(t+1) \quad (16)$$

여기서 Γ 는 단순성 때문에 시간에 좌우되지 않는다. 또한 $\Omega(t)$ 는 모든 이전의 Ω 's에 의해 좌우된다.

$$\Omega(t) = \prod_{j=1}^t \left[\prod_{i=j+1}^t A(W(i-1)) \right] H(W(j-1))\epsilon(j) \quad (17)$$

만약 식(15)가 지수적으로 안정하다면 (16)식의 첫 번째 항은 매우 작아지게 되어 ρ 에 대하여는 다음 식과 같이 된다.

$$\Omega(t) = \prod_{j=t-\rho}^t \left[\prod_{i=j+1}^t A(W(i-1)) \right] H(W(j-1))\epsilon(j) \quad (18)$$

여기서, t 가 0으로 수렴하는 경우 $\eta(t)$ 도 0으로 수렴하게 된다. 왜냐하면 $W(t)$ 의 이전의 값으로 이루어진다는 사실에 관심을 둘 필요가 별로 없기 때문이다. 이러한 사실과 방정식(16)으로부터 $W(t)-W(t-1)$ 의 차는 t 가 증가하는 만큼 작게 되어 결국에는 W^* 으로 된다. 계속해서 t 가 충분히 큰 경우인, $t \geq k \geq t-2\rho$ 인 조건에서는 $W(k) \approx W(t)$ 가 된다.

$$\begin{aligned} \Omega(t) &= \prod_{j=t-k-\rho}^k [A(W(t))]^{k-j} H(W(t))\epsilon(j) \\ \Omega(k) &= \prod_{j=1}^k [A(W(t))]^{k-j} H(W(t))\epsilon(j) = \hat{\Omega}(k, W(t)) \end{aligned} \quad (19)$$

또한, $t \geq k \geq t-2\rho$ 에 대하여, $\hat{\Omega}$ 는 식(15)에 주어진 동역학 시스템의 출력보다 훨씬 더 낮은 차원의 출력이다. 따라서 Γ 는 다음과 같이 정의 된다.

$$\begin{aligned} \Gamma(W(k-1), \Omega(k)) &= \Gamma(W(t), \hat{\Omega}(k, W(t))) \\ &= x(W(t)) + x(k) \end{aligned} \quad (20)$$

여기서, $x(W) = E\Gamma(W, \hat{\Omega}(k, W))$ 이고, $x(k)$ 는 0 평균을 가진 랜덤한 변수이다. 식(20)을 사용하여 다음과 같이 근사적으로 평가할 수 있다.

$$\begin{aligned} W(t+\nu) &= W(t) + \sum_{k=t+1}^{t+\nu} \eta(k)\Gamma(W(k-1), \Omega(k)) \\ &= W(t) + x(W(t)) \sum_{k=t+1}^{t+\nu} \eta(k) + \sum_{k=t+1}^{t+\nu} \eta(k)x(k) \\ &= W(t) + x(W(t)) \sum_{k=t+1}^{t+\nu} \eta(k) \end{aligned} \quad (21)$$

위의 식이 되는 것은 마지막 항이 두 번째 항으로 지배되는 0 평균 무작위 변수이기 때문이라는 것을 유의해야만 한다. 식 (21)은 일련의 W 's는 다음과 같은 미분 방정식으로 표현된다는 사실을 의미하고 있다.

$$W_d(\omega + \Delta\omega) = W_d(\omega) + \Delta\omega x(W_d(\omega)) \quad (22)$$

여기서, $\Delta\omega = \sum_{k=t+1}^{t+\nu} \eta(k)$ 으로 정의된다.

식(22)는 $\Delta\omega$ 가 작을 때 미분 방정식을 푸는 방법과 연관지우는데 유용하다.

$$\frac{d}{d\omega} W_d(\omega) = x(W_d(\omega)) \quad (23)$$

여기서 ω 는 식(16)에서 초기 시간 t 와 관련되어 있다.

$$\omega_t = \sum_{i=1}^t \eta(i) \quad (24)$$

그래서 일련의 W 's는 식(23)의 케쳐 $W_d(\cdot)$ 를 점근적으로 수행

한다. 또한 (21)식은 다음과 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$W_d(t+1) = W_d(t) + \eta(t+1)x(W_d(t)) \quad (25)$$

그러나, (23)에서의 미분 방정식은 시불변이므로 더욱더 쉽게 다룰 수 있다. 따라서 식(14-15)의 점근적인 특성으로 (23)에서의 미분 방정식의 항으로 발전될 수 있다는 사실로 귀착될 수 있다.

3. 시뮬레이션 및 결과 검토

제안된 적응-신경제어기의 성능 실험을 위하여 4관절 로봇트인 스카라 로봇트 모델을 사용하였다. 스카라형 로봇트는 세계의 회전관절과 한개의 병진관절로 구성되어 있다. 운동방정식을 라그랑지법으로 유도하면 다음과 같다.

$$H(\theta)\ddot{\theta} + h(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) = \tau \quad (26)$$

여기서 왼쪽 첫번째항은 관성행렬, 두번째 항은 원심력과 코리올리력, 세번째 항은 중력항, 오른쪽 항은 토크값을 각각 나타낸다. 식 (26)를 각 링크에 대한 운동방정식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} H_{11}\ddot{\theta}_1 + H_{12}\ddot{\theta}_2 + H_{14}\ddot{\theta}_4 + h_{112}\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 + h_{122}\dot{\theta}_2^2 &= \tau_1 \\ H_{21}\dot{\theta}_1 + H_{22}\ddot{\theta}_2 + H_{24}\dot{\theta}_4 + h_{211}\dot{\theta}_1^2 &= \tau_2 \\ H_{33}\ddot{\theta}_3 + G_3 &= \tau_3 \\ H_{11}\ddot{\theta}_1 + H_{12}\ddot{\theta}_2 + H_{14}\ddot{\theta}_4 &= \tau_4 \end{aligned} \quad (27)$$

식 (27)에서 매니플레이터 관성행렬 (4X4)인 H 와 행렬의 각 요소를 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} H &= \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} & H_{14} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} & H_{24} \\ H_{31} & H_{32} & H_{33} & H_{34} \\ H_{41} & H_{42} & H_{43} & H_{44} \end{bmatrix} \\ H_{11} &= m_1L_{c1}^2 + I_1 + m_2(L_{c1}^2 + L_{c2}^2 + 2L_1L_{c2}\cos\theta_2) \\ &\quad + I_2 + (m_3 + m_4)(L_1^2 + L_2^2 + 2L_1L_2\cos\theta_2) + I_4 \\ H_{12} &= H_{21} = m_2(L_{c1}L_{c2}\cos\theta_2 + L_1L_{c2}\cos\theta_2) + I_2 \\ &\quad + (m_3 + m_4)(L_2^2 + 2L_1L_2\cos\theta_2) + I_4 \\ H_{22} &= m_2L_{c2}^2 + I_2 + m_3L_2^2 + m_4L_2^2 + I_4 \\ H_{41} &= H_{31} = H_{24} = H_{42} = -I_4 \\ H_{33} &= m_3 + m_4 \\ H_{41} &= -I_4 \\ H_{13} &= H_{31} = H_{23} = H_{32} = 0 \end{aligned} \quad (28)$$

코리올리력과 원심력은 앞의 관성행렬 H 를 이용하여 유도할 수 있으며, 먼저 코리올리력과 원심력항의 일반적인 식을 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} h_{112} &= -2m_2L_1L_{c2}\sin\theta_2 - 2(m_3 + m_4)L_1L_2\sin\theta_2 \\ h_{122} &= -m_2L_1L_{c2}\sin\theta_2 - (m_3 + m_4)L_1L_2\sin\theta_2 \\ h_{211} &= m_2L_1L_{c2}\sin\theta_2 + (m_3 + m_4)L_1L_2\sin\theta_2 \\ h_{212} &= -0.5[m_2L_1L_{c2}\sin\theta_2 + (m_3 + m_4)L_1L_2\sin\theta_2] \\ &= -h_{221} \end{aligned}$$

G 는 중력을 나타내는 항으로 식 (26)을 이용하여 스카라형 로

보트의 중력항에 대해 유도하면 다음과 같이 정의된다.

$$G = \sum_{i=1}^n m_i G^i J_i^{(p)}$$

여기서 링크 1,2,4의 운동방향이 중력 영향을 받지 않기 때문에 다음과 같이 영의 값을 가지며, 병진운동을 하는 링크 3만 이 중력항을 포함함을 알 수 있다.

$$G_1 = G_2 = G_4 = 0$$

$$G_3 = -g(m_3 + m_4)$$

시뮬레이션 방법은 볼랜드 C++ 프로그램을 통하여 샘플링 시간은 1(ms)로 하였으며, 각 관절은 기준 궤적변화에 대한 3초간 제속추적성능에 대하여, link1 과 link2는 시간 t에 대한 각(θ) 변화와 속도 변화에 대하여만의 궤적으로서 시뮬레이션하였다. 파라미터의 불확실성은 5%, 10%, 20%를 각각 고려하였고 또한 기준궤적은 일반적인 궤적을 사용하였다.

Table 1. Parameters of a SCARA robot arm.

● 첫 번째 링크의 길이(L_1) = 0.35 m
● 첫 번째 링크의 질량 중심까지의 거리(L_{c1}) = 0.175 m
● 두 번째 링크의 길이(L_2) = 0.3 m
● 두 번째 링크의 질량 중심까지의 거리(L_{c2}) = 0.15 m
● 네 번째 링크의 길이(L_4) = 0.07 m
● 첫 번째 링크의 질량(m_1) = 15.067 Kg
● 두 번째 링크의 질량(m_2) = 8.994 Kg
● 세 번째 링크의 질량(m_3) = 3.0 Kg
● 네 번째 링크의 질량(m_4) = 1.0 Kg
● 첫 번째 링크의 관성 모멘트(I_1) = 0.1538 $kg m^2$
● 두 번째 링크의 관성 모멘트(I_2) = 0.0674 $kg m^2$
● 네 번째 링크의 관성 모멘트(I_4) = 0.0016 $kg m^2$

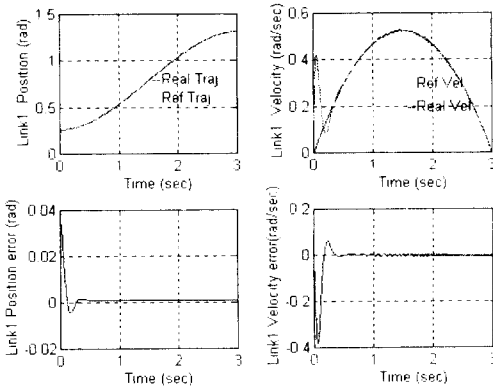


Fig. 2 Control performance of PD controller for the position and velocity trajectory with no load.

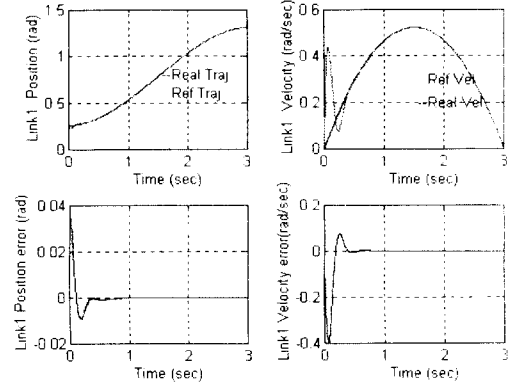


Fig. 3 Control performance of adaptive-neuro controller for the position and velocity trajectory with parameter uncertainties 5%.

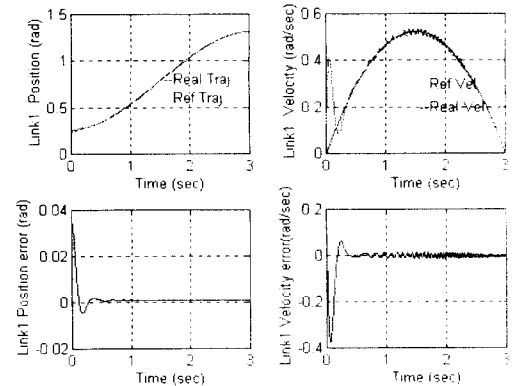


Fig. 4 Control performance of PD controller for the position and velocity trajectory with parameter uncertainties 50%.

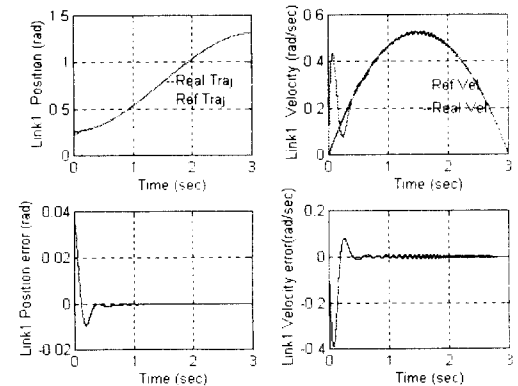


Fig. 5 Control performance of adaptive-neuro controller for the position and velocity trajectory with parameter uncertainties 10% and time delay (0.01sec).

4. 결론

본 연구는 불확실성 시스템인 스카라 로봇에 대해 피이드 포워드 신경망 및 적응학습 능력을 갖는 적응-신경제어에 대한 새로운 제어 구조를 제시하였다. 적응-신경제어기의 입력과 파라미터의 적절한 선택이 빠르게 주어지지 않으면 빠르고 또한 높은 샘플링 속도로 온 라인 수행되도록 하는 분산 처리 시스템이라한 여러가지 효율적인 특징 때문에, 비선형 제어기의 실시간 제어에 많은 적용이 되기를 기대한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통한 제어 성능 시험 결과 불확실성 및 미지외란이 존재하는 경우에서도 양호한 제어 성능이 유지되었다. 향후 계획은 디지털 신호 처리기(TMS320C50)을 사용하여 설계된 제어기의 이득을 바탕으로 실시간 제어가 가능하고 미지 외란 및 파라미터의 불확실성에도 견실한 제어성능을 유지할 수 있는 제어기의 H/W를 구성하고 실제 실험을 통하여 제어성능을 입증할 것이다.

참고문헌

1. Parks,P.C. " Lyapunov Redesign of Model Reference Adaptive Control Systems," IEEE Trans. Auto. Contr., Vol. AC-11, No.3, pp.362-367, July 1966.
2. Dubowsky,S. and DesForges,D.T., " The Application of Model Reference Adaptation Control to Robot Manipulators," ASME J.Dyn.Syst., Meas., Contr., Vol.101, pp.193-200, 1979.
3. Choi,Y.K., Chang,M.J., and Bien,Z., " An Adaptive Control Scheme for Robot Manipulators," IEEE Trans. Auto. Contr., Vol.44, No.4, pp.1185-1191, 1986.
4. Psaltis,D., Sideris,A., and Yamamura,A., "A Multilayered Neural Network Controller", IEEE Control Systems Magazine, pp.17-21, April, 1988.
5. Watanabe,K. and Tzafestas,S.G., "Learning Algorithms for Neural Networks with the Kalman Filters", J. Intelligent and Robotic Systems, Vol.3, No.4, pp.303-319, 1990.
6. Gullpalli, V., "A Stochastic Reinforcement Learning Algorithm for Learning Real-Valued Functions," Neural Networks, vol. 3, pp. 671-682, 1990.

Fig. 6 Control performance of PD controller for the position and velocity trajectory with parameter uncertainties 5(%).

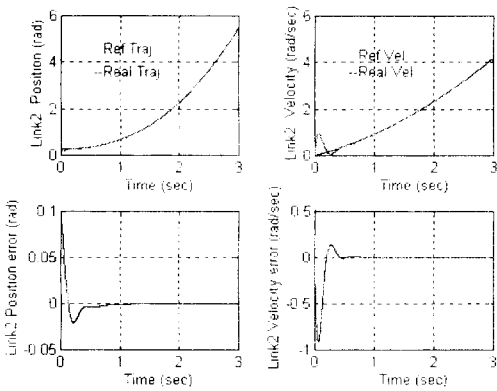


Fig. 7 Control performance of adaptive-neuro controller for the position and velocity trajectory with parameter uncertainties 5(%).

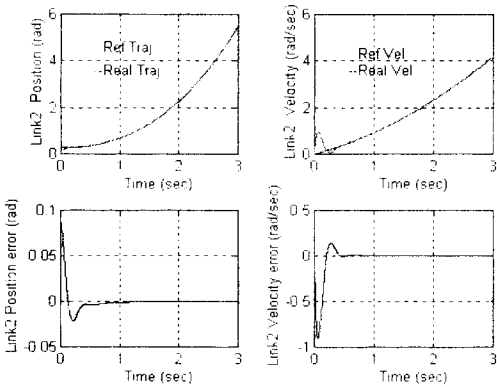


Fig. 8 Control performance of adaptive-neuro controller for the position and velocity trajectory with parameter uncertainties 20(%) and time delay (0.01sec).