

해저작업 로봇 매니플레이터의 강건한 신경망 제어기

A Robust Neural Control of Robot Manipulator Operated Under the Sea

박예구(한국해양대 대학원), 최 형식(기계.냉동.자동차공학과), 이 민호(전기공학과)

Abstract

This paper presents a robust control scheme using a multilayer neural network for the robot manipulator operating under the sea which has large uncertainties such as the buoyancy and the added mass/moment of inertia. The multilayer neural network acts as a compensator of the conventional sliding mode controller to maintain the control performance when the initial assumptions of uncertainty bounds are not valid. By the computer simulation results, the proposed control scheme does not effectively compensate large uncertainties, but also reduces the steady state error of the conventional sliding mode controller.

1. 서론

해저 작업에 사용되는 로봇 매니플레이터의 경우 산업용 로봇 매니플레이터와 구조는 유사하나 운동방정식은 판이하다. 해저 로봇 매니플레이터의 모델링에서 부가질량 및 부가관성모멘트 그리고 각 관절의 실링 등으로 인한 정적 및 동적 마찰력의 증가와 해류와 파도에 대한 로봇 매니플레이터 자체 속도로 인한 항력도 작용하므로 운동방정식은 보다 복잡하다. 그리고 이러한 부가질량, 부가관성 모멘트, 마찰력 및 항력의 정확한 모델링은 매우 어렵고 복잡하여 불확실한 변수로 존재하므로 이로 인하여 정밀한 경로제어가 어렵게 된다[1-4].

본 논문에서는 부가질량, 부가관성 모멘트, 마찰력 및 항력과 같은 불확실한 변수들을 갖는 해저 작업 로봇 매니플레이터의 모델링을 살펴보고 이를 강건하게 제어하기 위하여 다층구조의 신경망 제어를 슬라이딩모드 제어기[5]와 함께 적용하였다. 신경망제어기는 오차역전과 학습 방법으로 구성되었으며 초기 추정치가 만족되지 않는 슬라이딩모드 제어를 보상하는 다층구조 신경망을 이용한다. 신경망의 학습은 슬라이딩면과 현 상태(present state) 사이의 거리를 최소화하도록 학습하여 슬라이딩 조건과 reaching 조건이 만족되도록한다.

2. 해저 로봇 매니플레이터의 운동방정식

해저에서 로봇 매니플레이터의 운동은 부력, 부가질량 및 부가관성모멘트, 항력과 같은 요인에 의하여 많은 영향을 받는다. 해저에서 매니플레이터에 작용하는 중력은 i 번째 링크의 체적 V_i 에 비례하

는 부력에 의해 감소되며 따라서 매니플레이터의 링크에 걸리는 중력 방향의 힘은 다음과 같다.

$$m_i^0 g = (m_i - \rho_s V_i) g \tag{1}$$

여기에서 ρ_s 는 해수의 밀도이다. 로봇 매니플레이터가 가속될 때 링크의 질량과 관성모멘트는 부가질량과 부가관성모멘트에 의하여 증가된다. 따라서 부가질량 m_i 와 부가관성모멘트 I_i 를 포함하는 실제 운동에 고려하여야 할 질량 m^* 와 관성모멘트 I^* 는 각각 다음과 같다.

$$m_i^* = m_i + m_i, \quad I_i^* = I_i + I_i \tag{2}$$

여기에서 $m_i = C_A \rho_s A_i l_i$, C_A : 부가질량계수, A_i : i 번째 링크의 운동 방향의 수직면에 대한 i 번째 링크의 투사 면적, l_i : i 번째 링크의 길이이다. A_i 는 정확히 측정하기 어렵지만 i 번째 링크의 실제 단면적 A_i 에 비해 $A_i \leq A_i'$ 과 같이 유계됨을 알 수있다. I_i 는 링크의 형상에 따라 결정되어 정확한 수학적 모델링은 어렵다. 부가질량과 관성 모멘트를 고려한 매니플레이터의 운동을 오일러-뉴턴 방정식을 이용하여 폐형식(closed form) 운동방정식으로 나타내면 다음의 n -자유도 매니플레이터의 식으로 표현된다.

$$H^*(q) \ddot{q} + C^*(q, \dot{q}) \dot{q} + G^*(q) = \tau \tag{3}$$

여기에서 $H^*(q)$ 는 부가질량 및 부가관성모멘트를 포함하는 링크의 질량과 관성모멘트로 구성된 $n \times n$ 관성 행렬이다. $C^*(q, \dot{q})$ 는 $n \times 1$ 부가질량을 포함하는 코리올리력, 원심력인 비선형 힘 벡터이다. $G^*(q)$ 는 부력을 포함하는 $n \times 1$ 중력벡터이다.

해저에서 부가질량, 부가관성 모멘트, 및 부력의 예로 로봇 매니퓰레이터의 운동을 방해하는 항력이 존재한다. 항력은 파도와 해류의 운동에 대한 매니퓰레이터의 상대 속도의 제곱근에 비례한다. 항력을 야기하는 파도로 인한 속도 및 가속도 방정식은 각각 아래와 같이 표현된다[8].

$$\begin{aligned} u &= \xi_a v_w k \frac{\cosh k(-z+h)}{\sinh kh} \cos k(x-v_w t) \\ w &= \xi_a v_w k \frac{\cosh k(-z+h)}{\sinh kh} \sin k(x-v_w t) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \dot{u} &= \xi_a v_w^2 k^2 \frac{\cosh k(h-z)}{\sinh kh} \sin k(x-v_w t) \\ \dot{w} &= -\xi_a v_w^2 k^2 \frac{\cosh k(h-z)}{\sinh kh} \cos k(x-v_w t) \end{aligned} \quad (5)$$

여기에서 ξ_a 는 파도의 진폭, $k = \frac{2\pi}{L_w}$ 는 파수, L_w 는 파장이다. z 는 기준 점이 해수면인 깊이 방향의 좌표이다. 물깊이 h 는 양의 성분이다. u 와 w 는 각각 수평과 수직 파속을 나타내므로 파속벡터 $u_w = [u^T w^T]^T$ 로 정의된다. 또한 파형의 속도 v_w 는 다음과 같이 결정된다.

$$\text{물깊이가 얇을 경우: } (h < L_w/20): v_w = \sqrt{gh}$$

$$\text{물깊이가 깊을 경우: } (h > L_w/20): v_w = (gL_w/2\pi)^{(1/2)}$$

로봇 매니퓰레이터의 운동을 방해하는 항력에 영향을 미치는 다른 한 요소는 해류이다. 해류의 속도는 v_c 로 정의하고 그것의 정확한 모델링은 정의되어 있지 않으나 방향과 크기의 상한은 존재한다. 주위의 유체에 대한 매니퓰레이터의 상대 속도 v_n 는 매니퓰레이터 그 자체의 속도 v_m , 파도의 속도 u_w 및 해류의 속도 v_c 로 구성되어 다음과 같이 표현된다.

$$v_n = v_m - u_w - v_c \quad (6)$$

매니퓰레이터의 i 번째 링크에 가해지는 항력은 다음과 같다.

$$D_{fi} = -C_D(1/2)\rho v_n |v_n| A_i \quad (7)$$

항력 계수 C_D 는 레이놀즈수와 로봇 링크의 거칠기에 따라서 변한다. 매니퓰레이터의 상대속도를 $1(m/s)$ 이하로 가정하고 해수 밀도 $\rho_s = 1025(kg/m^3)$ 로 가정하면 C_D 의 상한치는 원통 실린더의 경우 다음의 조건 하에서 레이놀즈수에 따른 C_D 의 값을 정의한 표를 이용하여 상한치를 구할 수 있다[7].

$$10^3 < Re < 10^5 \text{의 경우: } C_D \leq 1.3, R_e = \frac{\rho_s |v_n| l_i}{\mu} \quad (8)$$

항력으로 인하여 매니퓰레이터에 가해지는 토크는 오일러 방정식에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$D_{di} - D_{di+1} + r_{i,ci} \times D_{fi,i+1} - r_{i-1,ci} \times D_{fi-1,i} = 0 \quad (9)$$

식 (9)을 $i=1, \dots, n$ 에 대해 반복하여 계산하면 항력 $D_{fi,i+1}$ 와 $D_{fi-1,i}$ 로 인한 로봇 매니퓰레이터의 각 링크에 가해지는 토크를 산출할 수 있다. 이는 $D(q, \dot{q}) = [D_{d1}, D_{d2}, \dots, D_{dn}]^T$ 와 같은 관절 각과 각 속도의 함수인 벡터로 표현된다.

매니퓰레이터가 물깊이가 얇은 지역에서 작동한다면 가속화된 파도의 영향을 받고 이로 인하여 매니퓰레이터에 가해지는 외력은

$$D_{ai} = -(C_D + 1)\rho_s A_i l_i a_{wi} \quad (10)$$

이다. 여기서 $a_{wi} = [\dot{u}, \dot{w}]^T$ 이다. 식 (10)와 같이 오일러 식을 이용하여 D_{ai} 로 인한 토크벡터 D_{ai} 를 산출할 수가 있다. 해저 로봇에서 실링으로 인한 각 관절의 마찰력을 무시할 수가 없다. 정적 및 Coulomb 마찰력은 아래와 같다.

$$F(q, \dot{q}) = c \operatorname{sgn}(\dot{q}) + v \dot{q} \quad (11)$$

여기에서 $c \operatorname{sgn}(\dot{q})$ 는 $n \times 1$ Coulomb 마찰 벡터이고 $v \dot{q}$ 는 $n \times 1$ 점성 마찰 벡터이며 c 와 v 는 각각 Coulomb 마찰 계수와 점성 마찰 계수를 나타낸다.

항력과 가속화된 파도로 인한 토크 및 마찰력으로 인한 항을 식 (9)에 대입하면 다음의 행렬식을 구할 수 있다.

$$H^*(q) \ddot{q} + C^*(q, \dot{q}) \dot{q} + G^*(q) + F(q, \dot{q}) + D + D_w = \tau \quad (12)$$

식 (12)은 부가질량, 부가관성모멘트, 부력, 관절간의 마찰력, 및 항력을 포함하여 모델링 된 해저 로봇 매니플레이터의 운동방정식이다.

3. 강건한 신경 제어기의 설계

2장에서 나타난 것과 같이 해저 로봇 매니플레이터 운동방정식의 구조(structure)는 모델링이 가능하나 운동식은 매우 복잡하고 파라미터들은 불확실하다. 본 논문에서는 이러한 불확실한 해저 로봇 매니플레이터 파라미터들의 존재하에서 계산토크 형태의 제어기를 적용하고 이들의 추정오차는 슬라이딩모드 제어기로 제어한다. 슬라이딩모드 제어기의 실제에서 불확실한 항의 최대 유계치의 크기가 요구되나 이의 추정은 매우 어렵다. 이의 초기 추정치가 만족되지 않으면 슬라이딩모드 제어기의 성능 및 안정도는 보장되지 않는다[5][9]. 본 논문에서는 초기 추정치가 만족되지 않는 슬라이딩모드 제어기를 보상하는 다층구조 신경망을 이용한 제어기를 제안한다. 제안된 제어기의 구조는 다음과 같다.

$$\tau = \tau_c + \tau_n + \tau_s \quad (13)$$

여기서

$$\tau_c = \hat{H}^*(q) \ddot{u}_r + \hat{C}^*(q, \dot{q}) \dot{u}_r + \hat{F}(q, \dot{q}) + \hat{D}(q, \dot{q}) + G^*(q) \quad (14)$$

$$\tau_n = \sum_{i=1}^n u_n a_i = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} h_j \right) a_i \quad (15)$$

$$\tau_s = \Phi \quad (16)$$

τ_c 는 계산토크입력이고, $s = \dot{e} + \Lambda e$, $e = q - q_d$,

$\dot{u}_r = \dot{q}_d - \Lambda e$, $\ddot{u}_r = \ddot{q}_d - \Lambda \dot{e}$ 이다. 또한 Φ 의 정의는 다음과 같다.

$$\begin{cases} \Phi = \gamma & \text{if } s > 0 \\ \Phi = \delta & \text{if } s < 0 \end{cases} \quad (17)$$

식 (14)에서 $\hat{H}^*(q)$, $\hat{C}^*(q, \dot{q})$ 는 각각 부가질량과 부가관성 모멘트를 포함하는 $H^*(q)$, $C^*(q, \dot{q})$ 의 추정치이고 $\hat{F}(q, \dot{q})$, $\hat{D}(q, \dot{q})$ 는 각각 마찰력과 항력의 추정치이며 부력항 G^* 는 유체의 비중과 매니플레이터의 형상과 치수에 관계됨으로 비교적 정확히 측정할 수 있다. 또한, a_i 는 원하는 관절 각이며 제어기 이득 Λ 는 $n \times n$ 행렬이다. 신경망 제어입력 τ_n 은 오차함수 $E^n = s^2$ [9]을 감소시키기 위하여 오차역전파

(error backward propagation learning) 방법에 의하여 온라인 학습으로 창출된다. τ_n 에서

$$h_j = f \left(\sum_{k=1}^{N_1} w_{jk} x_k^d \right) \quad (18)$$

이고, 여기에서 N_1 과 N_2 는 각각 신경망의 입력층 뉴런 수와 은닉층 뉴런의 수를 나타낸다. $f(\cdot)$ 는 sigmoid 함수이고 x_k^d 은 원하는 관절각 q_i^d 로 Feed-forward 신경망의 입력으로 사용된다. 신경망 제어기의 두번째 층의 가중치는 다음과 같이 갱신된다.

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial u_n}{\partial w_{ij}} s = -\eta s h_j a_i \quad (19)$$

첫번째 층의 가중치는 다음과 같이 갱신된다.

$$\Delta w_{jk} = -\eta s \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^d f' \left(\sum_{k=1}^{N_1} w_{jk} x_k^d \right) x_k^d \quad (20)$$

여기에서 $f(\cdot)$ '는 sigmode 함수 f 의 미분을 나타낸다. 해저로봇 매니플레이터가 슬라이딩면을 벗어나면 위의 알고리즘에 의하여 오차 E_n 에 따라 학습하도록 되어있다.

로봇 매니플레이터에 식 (13)의 제어기를 적용하여 정리하면 다음과 같은 식이 유도된다.

$$H^* \dot{s} = \hat{H}^* \ddot{u}_r + \hat{C}^* \dot{u}_r - C^* s + \hat{F} + \hat{D} - D_w - \Phi - \tau_s \quad (21)$$

여기서

$$\hat{H}^* = \hat{H} - H^*, \hat{C}^* = \hat{C} - C^*, \hat{D} = \hat{D} - D, \hat{F} = \hat{F} - F$$

식 (21)을 이용하여 제어기의 안정도를 검사하기 위해 리야푸노프 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$V = (1/2) s^T H^* s \quad (22)$$

식 (21)이 안정하기 위해서는 $\dot{V} \leq 0$ 이어야 한다. 이를 위하여 식 (22)을 시간에 대해서 미분하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T (H^* \dot{s} + (1/2) \dot{H}^* s) \\ &= s^T (\hat{H}^* \ddot{u}_r + \hat{C}^* \dot{u}_r - C^* s + \hat{D} + \hat{F} \\ &\quad - D_w - \Phi - \tau_n + (1/2) \dot{H}^* s) \end{aligned} \quad (23)$$

일반적인 매니플레이터의 운동식에서 구조적으로 skew-symmetric 성분은 $s^T (\hat{H} - 2C(q, \dot{q})) s = 0$ 이다.

이를 이용하면 식 (23)은 다음과 같다.

$$\dot{V} = s^T [M - \Phi - \tau_n] \quad (24)$$

여기에서

$$M = \dot{H}^* \ddot{u}_r + \dot{C}^* \dot{u}_r - C_{ad} \delta + (1/2) \dot{H}_{ad} + \dot{D} + \dot{F} - D_w,$$

$$H_{ad} = H^* - H \text{ 이고 } C_{ad} = C^* - C \text{이다. 식 (24)에서}$$

$$\|M\|_\infty < M \quad (25)$$

식 (25)의 조건을 이용하면 다음의 식이 유도된다.

$$\dot{V} < s^T [M - \Phi - \tau_n] \quad (26)$$

슬라이딩 모드제어기의 이득 Φ 는 다음의 조건에 따라 음의 정의를 가질 수 있다.

$$\begin{aligned} \gamma &> \|M - \tau_n\|_\infty \text{ if } s > 0 \\ \delta &> \|M - \tau_n\|_\infty \text{ if } s < 0 \end{aligned} \quad (27)$$

식 (27)에 나타난 바와 같이 불확실한 항 M 에 대한 추정치 보다 최대 추정치 M 이 잘못 선정되었을 때, 제어기 이득 Φ 는 오차함수 $E_n = s^2$ 를 최소화하도록 학습하는 신경회로망 제어기 τ_n 에 의해 적응적으로 변한다. 따라서 부등식 (26)의 우변은 항상 음의 값이 되어 시스템은 안정하게 되고 해저 로봇 매니플레이터는 원하는 궤적을 추종하게 된다.

4. 컴퓨터 시뮬레이션

2축 수평 관절 매니플레이터의 시뮬레이션에 사용된 수치는 다음과 같다.

no. of link	mass m_i	moment of inertia I_i	radius r_i	length L_i	centroid L_{ci}
link 1	8(kg)	0.172(kg-mm)	0.05(m)	0.5(m)	0.25(m)
link 2	5(kg)	0.067(kg-mm)	0.03(m)	0.4(m)	0.20(m)

Table 1. Link Parameter for Simulation

링크의 형상은 원통 실린더이며 따라서 관성은 $I_1 = (1/12)m_1(r_1^2 + 3L_1^2)$ 와 $I_2 = (1/12)m_2(r_2^2 + 3L_2^2)$ 를 사용하여 계산되었다. 링크에 점성 마찰력이 존재한다고 가정하였고 각 링크의 계수는 $c_1 = 1.5(\text{Nm})$, $c_2 = 1.5(\text{Nm})$, $v_1 = 1.5(\text{Ns})$, $v_2 = 1.5(\text{Ns})$ 로 가정하였다. 부가질량과 부가관성 모멘트의 실제치는 다음과 같이 가정되었다: $m_{ad1} = 2(\text{kg})$, $m_{ad2} = 1.5 \cos(q_2)(\text{kg})$,

$I_{ad1} = 0.1(\text{kgm}^2)$, $I_{ad2} = 0.04(\cos(q_2)(\text{kgm}^2))$. 또한, b_1, b_2 는 링크의 운동 방향에 따라서 투사 면적이 달라지므로 $b_1 = 1.17$, $b_2 = 0.34 \cos(q_2)$, $c_1 = c_2 = v_1 = v_2 = 5$ 로 가정하였다. 매니플레이터의 주위의 상태는 다음과 같다. 해류의 속도는 $0.1(\text{m/s})$ 로 가정되고 파도에 기인하는 해수의 속도는 다음 $L_w = 10(\text{m})$, $k = 2\pi/L_w = 0.628(\text{rad/m})$, $h_w = 1(\text{m})$, $h(\text{수심}) = 5(\text{m})$ 로 가정된다. 이 수치를 파도 속도의 정의에 적용하면 심해 파도로 정의되고 따라서 $v_w = (gL_w/2\pi)^{(1/2)} = 3.949(\text{m/s})$ 또한 파도의 진폭 $\xi_a = 0.5$ 이고 매니플레이터는 $z + h = 0$ 인 바닥에서 작동한다고 가정한다. 위의 모든 가정에 의하여 $5(\text{m})$ 의 수심에서 수평 방향의 유속의 상한 유계치는 $\xi_a v_w k \cosh k(-z+h) \sinh kh = 0.107(\text{m/s})$ 이다. 또한, 식 (13)의 제어기에 사용된 이득은 각각 $A_i = 30$ 이다. 불확실한 변수인 $a_1, a_2, a_3, b_1, b_2, v_1, v_2, c_1, c_2$ 의 추정치는 가정치의 70%로 가정하였다.

신경망 제어기에서 은닉층 뉴런의 수는 8개, 입력층 뉴런의 수는 $q_{a1}, \dot{q}_{a1}, q_{a2}, \dot{q}_{a2}$ 의 4개, 출력층 뉴런의 수는 2개로 사용하였으며 Learning Rate는 $10^{-4}(\text{sec})$ 로 하였다. 시그모이드 함수인 $f(\cdot)$ 는 바이폴러 시그모이드 함수인 $\tanh(x)$ 를 사용하였다.

매니플레이터의 원하는 경로는 $\sin(t)$ 으로 설정하였으며 Sampling Time은 $1(\text{msec})$ 로 하였다. 제어기의 작동 시간은 $10(\text{sec})$ 동안 작동되도록 하였다.

Fig. 1와 2는 Uncertainly Bound에 대한 초기 가정이 만족되지 않은 경우 슬라이딩모드제어기를 적용했을 때의 링크 1과 링크2의 궤적을 각각 나타낸 것이다. 실선은 원하는 경로 궤적을 나타내고 있으며 점선은 슬라이딩 모드 제어기만 적용하였을 경우이다. Fig. 3와 4는 신경망 제어기를 적용하였을 때 링크 1과 링크 2의 궤적을 각각 나타낸 것이다. 슬라이딩 모드 제어기와 제안된 제어기의 입력을 비교하면 신경망을 적용한 경우 원하는 궤적을 잘 추종함을 알 수 있다.

5. 결론

제안된 강건한 신경망 제어기는 모델링된 2축 수평 관절 해저 로봇 매니플레이터에 대한 수치 시뮬레이션을 통하여 그 성능을 살펴보았다. 불확실한 파라미터가 많이 존재하는 해저 로봇 매니플레이터의 불확실한 항들에 대한 추정오차의 유계에 대한 초기 가정이 성립하지 않을 경우에 신경망과 슬라이딩모드가 결합된 제

여기의 위치 추종 성능은 슬라이딩모드 제어를 단일로 사용하였을 경우 보다 현저하게 성능이 향상되었음을 알 수 있었다. 제안된 제어기의 실험적 연구를 향후 과제로 둔다.

참고문헌

[1] E. S. Kang, J. S. Song, J. H. Kim, and H. S. Cho, "Dynamic Characteristic and Control of Submerged Working Robot Manipulator", KSME, Vol. 5, 2, pp. 488-496, 1991.
 [2] H. S. Choi, "Modeling of robot manipulators working under the sea and the design of a robust controller," Int. J. Robotica, vol. 14, pp. 213-218, 1996.
 [3] V. F. Filaretov and E. V. Koval "Autonomous Stabilization of Underwater Robots in the Time Manipulation Operations", Proc. Int. O.P.E.C, Osaks, Japan, April 1994, pp382-388.
 [4] Inge Spangelo and Olav Egeland, "Generation of energy-optimal trajectories for an autonomous underwater vehicle". IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp. 2107-2112, 1992.
 [5] U. Iktis, "Control Systems of Variable Structure", John Wiley & Sons, New York, 1987.
 [6] K. R. Goheen, "Modeling Methods for Underwater Robotic Vehicle Dynamics", J. of Robotic Systems 8(3), 295-317, 1991.
 [7] J. E. A. John and W.L. Haberman, "Fluid Mechanics", Prentice Hall, 1980.
 [8] R. Bhattacharyya, "Dynamics of Marine Vehicles", John Willey & Sons, 1978.
 [9] R.M. Sanner and J.J.E. Slotine, "Gaussian networks for direct adaptive control," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 3, no. 6, pp. 837-863, 1992.
 [10] D. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams, "Learning internal representation by error back propagation," Parallel Distributed Processing, vol. 1, MIT Press, 1986.

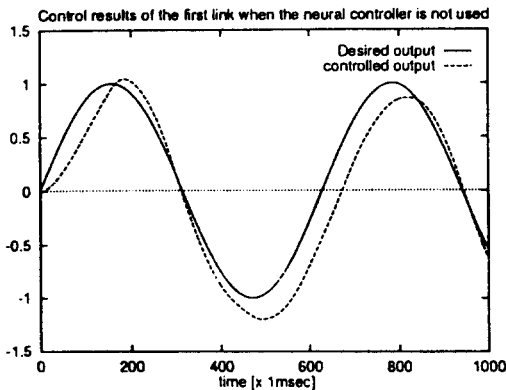


Fig. 1 Control results of the first link when the initial assumptions of disturbances bound are violated in case that neural controller is not used.

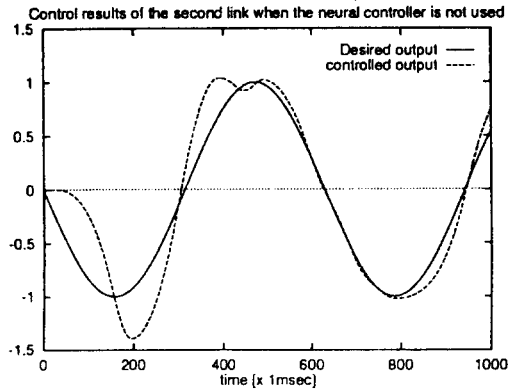


Fig. 2 Control results of the second link when the initial assumptions of disturbances bound are violated in case that neural controller is not used.

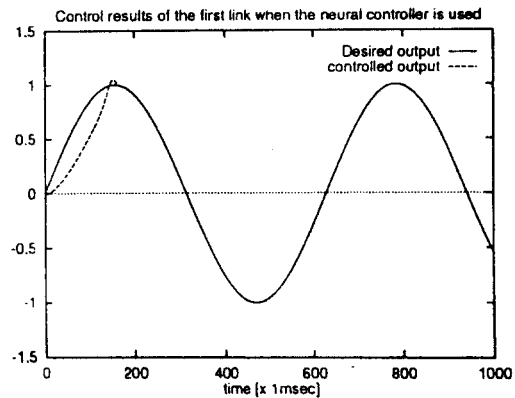


Fig. 3 Control results of the first link when the initial assumptions of disturbances bound are violated in case that neural controller is used.

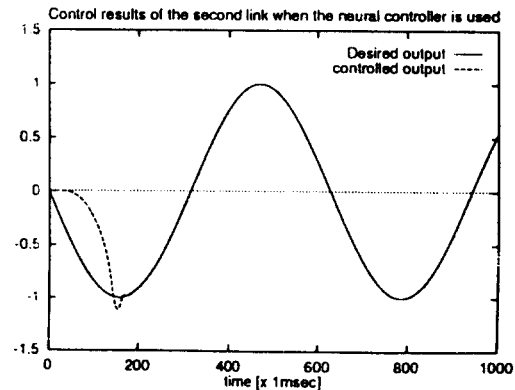


Fig. 4 Control results of the second link when the initial assumptions of disturbances bound are violated in case that neural controller is used.