해저작업 로봇 매니퓰레이터를 위한 신경회로망을 이용한 슬라이딩 모드 제어기

A Sliding Mode Controller Using Neural Network for Underwater Robot Manipulator

이 민 호, 최 형 식
(Minho Lee and Hyung-Sik Choi)

Abstract : This paper presents a new control scheme using a sliding mode controller with 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 using the error back propagation learning algorithm acts as a compensator of the conventional sliding mode controller to improve the control performance when the initial assumptions of uncertainty bounds are not valid. Computer simulation results show that the proposed control scheme gives an effective path way to cope with the unexpected large uncertainties in the underwater robot manipulator.

Keywords : underwater robot manipulator, sliding mode controller, compensator, neural network

I. 서론

해양의 자원 탐사나 발굴을 위한 원격 조정 로봇이나 해저 작업 매니퓰레이터 로봇에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 해저 작업에 사용되는 로봇 매니퓰레이터의 경우 산업용 로봇 매니퓰레이터와 그 구조는 유사하나 운동방정식은 판이하다. 해저 작업 로봇 매니퓰레이터를 모델링할 경우는, 각 관절의 실링 등으로 인한 정적 및 동적 마찰력의 증가와 부가질량, 부가관성모멘트, 그리고 로봇 매니퓰레이터의 자체 속도로 인해 발생하는 해류와 파도에 대한 항력의 작용 등에 의해 운동방정식은 보다 복잡해진다. 그리고 이러한 부가질량, 부가관성 모멘트, 마찰력 및 항력에 대한 정확한 모델링은 매우 어렵고 복잡하여 불확실한 변수로 존재하므로 이로 인하여 정밀한 경로제어가 어렵게 된다[1-3]. Filaretov 의 논문에서 로봇 매니퓰레이터와 운동방정식에 대한 연구가 있었으나 여기에서는 단지 항력만을 고려한 정도이다[3].

본 논문에서는 부가질량, 부가관성 모멘트, 마찰력 및 항력과 같은 불확실한 변수들을 고려한 해저 작업 로봇 매니퓰레이터의 새로운 모델링을 소개하고, 불확실한 시스템의 제어를 위해 기존의 슬라이딩 모드 제어기와 다층 구조 신경회로망을 함께 이용하는 새로운 제어기를 제안한다. 일반적으로, 해저 작업 로봇 매니퓰레이터의 동작 환경은 매우 큰 불확실 정보를 갖고 있으며, 따라서 불확실 정보의 크기 한계를 정확히 예측하기란 매우 어렵다. 한편, 외부 외란이나 시스템 변수의 변동을 갖는 시스템의 견실한 제어를 위해 슬라이딩 모드 제어기가 많이 이용되고 있으며, 해저 작업용 로봇 매니퓰레이터의 제어기로도 많이 사용되고 있다[2,4]. 시스템 변수의 변동 및 외부 외란의 크기에 대한 추정치 없이 제어기를 설계하는 적응적 제어기 설계 방법들이 소개되었지만[5,6,7,8], 견실한 제어 성능을 갖는 슬라이딩 모드 제어기를 설계할 때에는 아직도 불확실한 정보양에 대한 최대 크기의 초기 추정치를 필요로 한다. 최근에, 신경회로망의 적응 학습 기능과 슬라이딩 모드 제어기의 견실성을 함께 이용하여 보다 효과적인 제어기를 설계하고자 하는 시도가 있어 왔다[9,10]. 하지만, 이들 연구들은 슬라이딩 모드 제어기 설계에서 발생하는 제어 입력의 고주파수 떨림 현상을 개선하고자 하는 시도[9]와 신경회로망 제어기의 안정도를 확보하기 위해 신경회로망의 연결 강도 학습 법칙에 슬라이딩 모드 제어기 설계 방법을 이용하는 연구들이다[10]. 본 논문에서 제안하는 제어기는 슬라이딩 모드 제어기를 설계할 때 미리 정해 주어야 하는 외부 외란이나 시스템 변수 변동의 불확실 정보양의 최대치에 대한 초기 가정이 실제 시스템 동작 상황에서 만족되지 않을 때, 신경회로망의 적응 학습 기능에 의해 슬라이딩 모드의 존재 조건을 만족하는 추가적인 제어 입력을 적절히 만들어 기대 이상의 외부 외란을 적절히 대처할 수 있도록 한다. 한편, 불확실한 정보양의 크기에 대한 초기 가정 값이 지나치게 큰 경우에는 과도한 제어 입력 값이 사용될 수 있으며, 설계된 제어 입력보다 큰 외부 외란이나 변수 변동이 있을 경우에는 슬라이딩 모드의 존재 조건이 깨지게 되어 제어 성능을 보장할 수가 없다. 실제로, 해저 작업을 위한 로봇 매니퓰레이터는 모델링 과정에서 고려하기 어려운 외부 외란이나 시스템 변수의 변동등이 존재하므로, 시스템의 불확실 정보양의 크기 값을 적절히 추정하기가 어렵다. 시스템 변수의 변동이나 외부 외란의 크기가 초기에 정한 추정치의 한계를 벗어나는 경우 기존의 슬라이딩 모드 제어기만으로는 해저 작업 로봇 매니퓰레이터를 효과적으로 제어할 수가 없다. 따라서, 본 논문에서는 불확실한 정보양의 크기에 대한 임의의 초기 가정에 의해 설계된 해저 작업 로봇 매니퓰레이터가 동작 중에 예상하지 못했던 과도한 외부 외란이나 시스템 변수 변동 등에 불확실한 양의 크기에 대한 초기 가정이 만족되지 않

접수일자 : 1999. 6. 24., 수정완료 : 2000. 1. 27.
이민호 : 경북대학교 센서공학과 센서기술연구소
최형식 : 한국해양대학교 기계정보공학과
※이 연구는 뇌과학연구산업의 지원으로 수행되었음

을 때에도, 제어 성능을 개선할 수 있도록 하기 위해 다층 구조 신경회로망을 보상기로 사용하는 새로운 방법을 제안한다. 오차 역전파 학습 알고리즘에 의해 실시간으로 학습하는 신경회로망 제어기는 슬라이딩 면과 현재의 시스템 상태 변수 사이의 거리를 최소화하도록 학습함으로써, 슬라이딩 모드의 존재 조건과 도달 조건이 외부 환경의 변화에도 만족될 수 있도록 하는 새로운 제어 입력 값을 적응적으로 만들게 된다.

다음 장에서는 부가질량, 부가관성 모멘트, 마찰력 및 항력과 같은 불확실한 변수들을 갖는 해저 작업 로봇 매니퓰레이터의 모델을 설명한다. 여기서는 마찰력과 파도 및 해류가 항력으로 정의된다. 3장에서는 다층구조의 신경회로망 제어기와 슬라이딩모드 제어기가 결합된 새로운 제어기를 소개하고, 컴퓨터를 이용한 모의 실험으로 제안한 제어기의 성능을 4장에서 보인다. 마지막 장에서는 연구결과에 대해 분석하고 향후 이어질 연구를 소개한다.

II. 해저 로봇 매니퓰레이터의 운동방정식

해저에서 로봇 매니퓰레이터의 운동은 부력, 마찰력, 부가질량 및 부가관성모멘트, 항력과 같은 요인들에 의하여 많은 영향을 받는다. 해저에서 매니퓰레이터에 작용하는 중력은 i번째 링크의 체적 V_i에 비례하는 부력에 의해 감소되며 따라서 매니퓰레이터의 링크에 걸리는 중력 방향의 힘은 다음과 같다.

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

여기에서 ρ_s는 해수의 밀도이다. 로봇 매니퓰레이터가 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: i번째 링크의 운동 방향의 수직면에 대한 i번째 링크의 투사 면적, l_i: i번째 링크의 길이이다. A_i는 정확히 측정하기 어렵지만 i번째 링크의 실제 투사 단면적 A_i'에 비해 $A_i \le A_i'$과 같이 유계됨을 알 수 있다. I_i'는 링크의 형상에 따라 결정되어 정확한 수학적 모델링은 어렵다. 부가질량과 관성 모멘트를 고려한 매니퓰레이터의 운동을 오일러-뉴턴 방정식을 이용하여 폐형(closed form) 운동방정식으로 나타내면 다음의 n-자유도 매니퓰레이터의 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. 부가질량과 부가관성모멘트는 유체 속에서 매니퓰레이터가 운동할 때 운동방향으로 유체를 밀어내는 양에 대하여 상대적으로 매니퓰레이터에 가해지는 질량과 부가관성모멘트를 의미한다. $C^*(q, \dot{q})$는 $n \times 1$ 부가질량을 포함하는 코리올리력, 원심력인 비선형 힘 벡터이다. $G^*(q)$는 부력을 포함하는 $n \times 1$ 중력벡터이다.

해저에서는 부가질량, 부가관성 모멘트, 및 부력 외에도 로봇 매니퓰레이터의 운동을 방해하는 항력이 존재한다. 본 논문에서는 항력을 사인함수의 형태라고 가정하였다. 항력은 파도와 해류의 운동에 대한 매니퓰레이터의 상대속도의 제곱근에 비례한다. 항력을 야기하는 파도로 인한 속도 및 가속도 방정식은 각각 아래와 같이 표현된다 [11,12].

$$\begin{aligned} u &= \xi_a v_w k \frac{\cosh k(-z+h)}{\sinh kh} \cos k(x - v_w t) \\ w &= \xi_a v_w k \frac{\cosh k(-z+h)}{\sinh kh} \sin k(x - v_w t) \\ \dot{u} &= \xi_a v_w^2 k^2 \frac{\cosh k(h-z)}{\sinh kh} \sin k(x - v_w t) \end{aligned} \tag{4}$$

$$\dot{w} = -\xi_a v_w^2 k^2 \frac{\cosh k(h-z)}{\sinh kh} \cos k(x - v_w t) \tag{5}$$

여기에서 ξ_a는 파도의 진폭, $k = \frac{2\pi}{L_w}$는 파수, L_w는 파장이다. z는 기준 점이 해수면인 깊이 방향의 좌표로 해수면을 기준 점으로 하여 파도가 영향을 미치는 깊이다. 물깊이 h는 양의 성분이다. u와 w는 각각 수평과 수직 파속을 나타내므로 파속벡터 $u_w = [u^T v^T]^T$로 정의된다. 또한 파형의 속도 v_w는 다음과 같이 결정된다.

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

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_{ci}로 정의하고 그것의 정확한 모델링은 정의되어 있지 않으나, 방향과 크기의 상한은 존재한다. 주위의 유체에 대한 매니퓰레이터의 상대 속도 v_{ri}는 매니퓰레이터 그 자체의 속도 v_{mi}, 파도의 속도 u_{wi} 및 해류의 속도 v_{ci}로 구성되어 다음과 같이 표현된다.

$$v_{ri} = v_{mi} - u_{wi} - v_{ci} \tag{6}$$

매니퓰레이터의 i번째 링크에 가해지는 항력은 다음과 같다.

$$D_{fi} = -C_D (1/2) \rho v_{ri} |v_{ri}| A_i \tag{7}$$

여기에서 A_i은 v_{ri}의 수직방향으로 i번째 링크가 유계된 단면적이다. 항력 계수 C_D는 레이놀즈수와 로봇 링크의 거칠기에 따라서 변한다. 매니퓰레이터의 상대속도를 $1(m/s)$ 이하로 가정하고 해수 밀도 $\rho_s = 1025(kg/m^3)$로

가정하면 C_D의 상한 치는 원통실린더의 경우 다음의 조건하에서 레이놀즈수에 따른 C_D의 값을 정의한 표를 이용하여 상한치를 구할 수 있다[13].

$$10^3<\mathrm{Re}<10^5\text{의 경우: } C_D\le 1.3, R_e=\frac{\rho_s|v|l_i}{\mu} \tag{8}$$

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

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

(9)를 $i=1,\ldots,n$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 $D(q,\dot{q})=[D_{d1}, D_{d2},\ldots,D_{dn}]^T$와 같은 관절각과 각속도의 함수 벡터로 표현된다.

매니퓰레이터가 물깊이가 얕은 지역에서 작동한다면 가속화된 파도의 영향을 강하게 받게 되는데 이로 인하여 매니퓰레이터에 가해지는 외력은

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

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

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

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

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

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

(12)는 부가질량, 부가관성모멘트, 부력, 관절간의 마찰력, 및 항력을 포함하여 모델링 된 해저 로봇 매니퓰레이터의 운동방정식이다.

Ⅲ. 신경회로망을 이용한 견실한 제어기의 설계

2장에서 나타낸 것과 같이 해저 작업 로봇 매니퓰레이터 운동방정식의 구조(structure)는 모델링이 가능하나 운동방정식은 매우 복잡하고 변수들은 불확실한 정보를 많이 갖고 있다. 본 논문에서는 이러한 불확실한 정보가 많은 동작 환경의 해저 작업 로봇 매니퓰레이터의 효율적인 제어를 위해 계산토크 형태의 제어기를 적용하고, 이들의 추정오차는 슬라이딩모드 제어기로 제어한다. 한편, 기존의 슬라이딩모드 제어기를 설계할 때, 불확실한 항의 최대 유계치의 크기에 대한 사전 지식이 요구되나, 해저에서 작업하는 로봇 매니퓰레이터의 경우 이의 추정은 매우 어렵다. 변수 변동이나 외부 외란의 크기에 대한 초기 추정치가 만족되지 않으면 슬라이딩모드 제어기의 성능 및 안정도는 보장되지 않는다[9,10,14]. 본 논문에서는 불확실한 양의 크기에 대한 초기 추정치가 만족되지 않는 해저 작업 로봇 매니퓰레이터에 대해 기존의 슬라이딩모드 제어기의 제어 오차를 보상할 수 있도록 하기 위해 다층구조 신경회로망을 부가적인 제어기로 이용하는 새로운 방법을 제안한다. 다음 그림 1은 제안한 제어기의 구조를 나타낸다. 그림 1에서 제안된 제어기의 제어 입력은 다음과 같다.

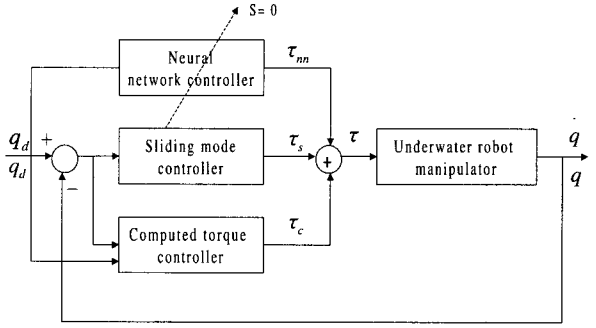


그림 1. 제안한 제어기의 구조.

Fig. 1. Proposed control architecture.

$$\tau=\tau_c+\tau_s+\tau_{nn} \tag{13}$$

여기서,

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

$$\tau_s=\{\Phi_1,\Phi_2,\cdots,\Phi_n\} \tag{15}$$

$$\tau_{nn}=\{\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_n\} \tag{16}$$

여기서, $\tau_c\in R^{n\times 1}$는 계산토크입력을 나타내며, $\dot{u}_r=\dot{q}_d-\Lambda e$, $\ddot{u}_r=\ddot{q}_d-\Lambda\dot{e}$ 이다. 추적 오차 $e\in R^{n\times 1}$는 원하는 시스템의 상태 변수 q_d와 실제 시스템 변수들 q와의 차이를 나타내며, $\dot{e}\in R^{n\times 1}$는 그 미분치를 나타낸다. $\hat{H}^*(q)$와 $\hat{C}^*(q,\dot{q})$은 각각 부가질량과 부가관성 모멘트를 포함하는 실제 값 $H^*(q)$와 $C^*(q,\dot{q})$의 추정 값들을 나타낸다. $\hat{F}(q,\dot{q}),\hat{D}(q,\dot{q})$는 각각 마찰력과 항력의 추정치이며, 부력항 G^*는 유체의 비중과 매니퓰레이터의 형상과 치수에 관계됨으로 비교적 정확히 측정할 수 있다고 가정한다. (15)에서 Φ_i의 정의는 다음과 같다.

$$\begin{cases}\Phi_i=\gamma_i & \text{if } s_i>0 \quad i=1,2,\cdots,n\\ \Phi_i=\delta_i & \text{if } s_i<0 \quad i=1,2,\cdots,n\end{cases} \tag{17}$$

여기서, $s=\dot{e}+\Lambda e$이고, s와 e는 $n\times 1$벡터이고,

Λ는 $n\times n$ 행렬이다. (16)은 신경회로망 제어기의 출력을 나타내며, n개의 출력 노드들 중 i-번째 노드의 출력은 다음 (18)에 의해 구해진다. 은닉층 j번째 뉴런의 출력값

h_j는 $f(\sum_{k=1}^{N_1} w_{jk}x_k^d)$로 구해진다.

$$\tau_i = \sum_{j=1}^{N_2} w_{ij}h_j = \sum_{j=1}^{N_2} w_{ij} f(\sum_{k=1}^{N_1} w_{jk}x_k^d) \tag{18}$$

여기서 $f(\cdot)$는 시그모이드 함수를 나타내고, x_k^d는 k-번째 링크의 원하는 상태 변수 값 q_d와 그 미분값 $\dot{q}_d$이다. 또한, N_1과 N_2는 각각 입력층과 은닉층 뉴런수를 나타내고, w_{ij}는 은닉층의 j번째 뉴런과 출력층 i번째 뉴런 사이의 연결 강도를 나타낸다. 또한 w_{jk}는 입력층 k번째 뉴런과 은닉층 j번째 뉴런 사이의 연결 강도를 나타낸다. 신경회로망 제어기의 출력 τ_i는 오차함수 $E_i = s_i^2$을 감소시키기 위하여 오차 역전파 학습 알고리즘(error backpropagation learning algorithm)에 의해 실시간으로 구해진다[15]. 여기서, s_i는 슬라이딩 라인 $s \in R^{n\times 1}$의 i-번째 요소를 나타낸다. 신경망 제어기의 두 번째 층 가중치는 다음과 같이 갱신된다.

$$\triangle w_{ij} = -\eta s_i h_j \tag{19}$$

또한, 첫 번째 층의 가중치 갱신 방법은 다음과 같다.

$$\triangle w_{jk} = -\eta s_i \sum_{i=1}^{n} w_{ij} f(\sum_{k=1}^{N_1} w_{jk}x_k^d)x_k^d \tag{20}$$

여기에서 $f'(\cdot)$는 시그모이드 함수 $f(\cdot)$의 미분을 나타낸다. 해저 작업 로봇 매니퓰레이터의 상태 변수들이 초기 가정이상의 외부 외란이나 시스템 변수의 변동등에 의해 슬라이딩 표면을 벗어나면, 시스템의 상태 변수들이 미리 정한 슬라이딩 표면에 도달할 수 있도록 하기 위한 적응적인 제어 입력이 (19)와 (20)에서 나타낸 신경회로망 제어기의 실시간 학습 작용에 의해 실시간으로 구해지게 된다.

로봇 매니퓰레이터에 (13)의 제어 입력을 적용하여 정리하면 다음과 같은 식이 유도된다.

$$\begin{aligned} H^*\dot{s} = {} & \tilde{H}^*\ddot{u}_r + \tilde{C}^*\dot{u}_r - C^*s \\ & + \tilde{F} + \tilde{D} - D_w + \tau_s + \tau_{nn} \end{aligned} \tag{21}$$

여기서, $\tilde{H}^* = \hat{H}^* - H^*$, $\tilde{C}^* = \hat{C}^* - C^*$,
$\tilde{D} = \hat{D} - D$, $\tilde{F} = \hat{F} - F$ 이다.

(21)에 대해 폐루프 시스템의 안정도를 얻기 위해 다음 (22)와 같은 리아프노프함수를 정의한다.

$$V = (1/2)s^T H^* s \tag{22}$$

(22)가 안정하기 위해서는 $\dot{V} \le 0$ 이어야 한다. 이를 위하여 (22)를 시간에 대해서 미분하면

$$\begin{aligned} \dot{V} = {} & s^T(H^*\dot{s} + (1/2)\dot{H}^* s) \\ = {} & s^T(\tilde{H}^*\ddot{u}_r + \tilde{C}^*\dot{u}_r - C^*s + \tilde{D} + \tilde{F} \\ & - D_w + \tau_s + \tau_{nn} + (1/2)\dot{H}^* s) \end{aligned} \tag{23}$$

이 된다. 로봇 매니퓰레이터의 skew-symmetric 성질, 즉 $s^T(\dot{H} - 2C(q,\dot{q}))s = 0$을 이용할 때, 위 식은 다음 (24)와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} = {} & s^T[(\tilde{H}^*\ddot{u}_r + \tilde{C}^*\dot{u}_r - C_{ad}s + (1/2)\dot{H}_{ad} \\ & + \tilde{D} + \tilde{F} - D_w) + \tau_s + \tau_{nn}] \end{aligned} \tag{24}$$

여기에서 $H_{ad} = H^* - H$ 이고 $C_{ad} = C^* - C$이다. 단, H는 일반적으로 산업체에서 사용하는 로봇 매니퓰레이터의 관성행렬이고 C는 코리올리력, 원심력을 포함하는 비선형 행렬로 질량과 관성을 포함하는 파라미터들은 알고있다고 가정한다. (24)에서 불확실 정보의 크기를 다음 (25)와 같이 유계되었다고 가정하면,

$$\begin{aligned} \| & [\tilde{H}^*\ddot{u}_r + \tilde{C}^*\dot{u}_r - C_{ad}s + (1/2)\dot{H}_{ad} \\ & + \tilde{D} + \tilde{F} - D_w]_i \| < k_i \end{aligned} \tag{25}$$

여기서 k_i는 양의 값이고, $i = 1, \cdots, n$이다. 다음 (26)이 모든 시간 t에 대해 항상 음의 값이기 위해서 다음 (27)을 만족하는 Φ_i를 구할 수 있다.

$$\dot{V} < s^T[K + \tau_s + \tau_{nn}] \tag{26}$$

여기서 $K = \{k_1, k_2, \cdots, k_n\}$는 $R^{n\times 1}$인 양의 벡터이다.

$$\begin{cases} \gamma_i > \|k_i + \tau_i\| & \text{if } s_i > 0 \quad i = 1,2,\cdots,n \\ \delta_i < -\|k_i + \tau_i\| & \text{if } s_i < 0 \quad i = 1,2,\cdots,n \end{cases} \tag{27}$$

(27)에서 나타낸 제어 입력 Φ_i를 적용하면, 해저 작업로봇 매니퓰레이터는 점근적으로 안정(asymptotically stable)한 성질을 가지며 원하는 궤적을 추적할 수 있다. (27)에서 보는 것처럼, 떨림 제어 입력 Φ_i의 크기가 오차함수 $E_i = s_i^2$을 최소화하도록 학습하는 신경회로망 제어기의 출력에 의해 적응적으로 변한다. 불확실한 양의 크기에 대한 초기 가정치 K가 실제의 값인 K'값보다 작은 경우에 기존의 슬라이딩 모드 제어기로는 슬라이딩 모드의 존재 및 도달 조건을 완전히 잃어버리게 되지만, 제안된 방법에서는 신경회로망 제어기의 온라인 학습을 통하여 $K' + \tau_{nn}$의 크기를 리아프노프 함수의 미분치 $\dot{V}$가 음의 값이 되도록 하기 위한 값 $K + \tau_{nn}$로 변화시키게 된다.

Ⅳ. 컴퓨터 시뮬레이션

2축 수평 관절 매니퓰레이터의 시뮬레이션에 사용된 수치는 다음 표 1과 같다.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[Nm], c_2 =1.5[Nm], v_1=1.5[Ns], v_2=1.5[Ns]로 가정하였다. 부가질량과 부가관성 모멘트의 실제치는 다음과 같이 가정되었다.

$$m_{ad1} = 2[kg],\ m_{ad2} = 1.5\cos(q_2)[kg],$$

$I_{ad1}=0.1[kgm^2]$, $I_{ad2}=0.04\cos(q_2)[kgm^2]$.

또한, b_1, b_2는 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.

표 1. 컴퓨터 모의 실험을 위한 해저 작업 로봇의 각 링크 변수.

Table 1. Link parameters of the underwater robot manipulator for computer simulation.

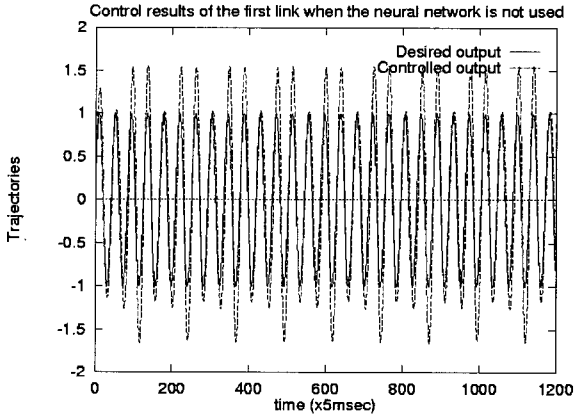
no. of link	mass m_i	moment of inertia I_i	radius r_i	length L_i	centroid L_{ci}
link 1	8 (kg)	0.172 (kg-mm)	0.05 (m)	0.5 (m)	0.25 (m)
link 2	5 (kg)	0.067 (kg-mm)	0.03 (m)	0.4 (m)	0.20 (m)

매니퓰레이터 주위의 상태는 다음과 같다. 해류의 속도는 0.1[m/s]로 가정되고 파도에 기인하는 해수의 속도는

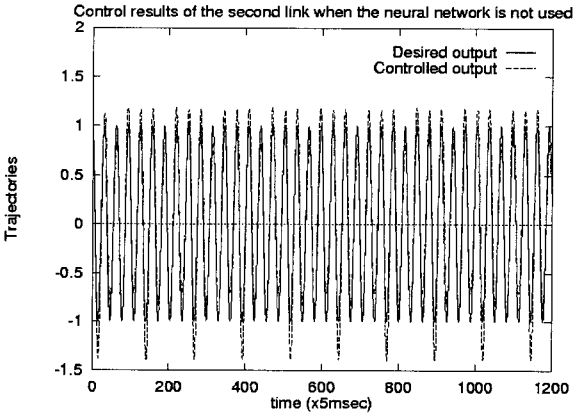
$$L_w=10[m],\ k=2\pi/L_w=0.628[rad/m],$$
$$h_w=1[m],\ h(\text{수심})=5[m]\ \text{로 가정된다.}$$

이 수치를 파도 속도의 정의에 적용하면 심해 파도로 정의되고, 따라서 $v_w=(gL_w/2\pi)^{(1/2)}$ =3.949[m/s] 또한 파도의 진폭 $\xi_a=0.5$ 이고 매니퓰레이터는 $z+h=0$ 인 바닥에서 작동한다고 가정한다. 위의 모든 가정에 의하여 5[m]의 수심에서 수평 방향의 유속의 상한 유계치는 $\xi_a v_w k\cosh k(-z+h)\ \sinh kh=0.107[m/s]$이다. 또한, (13)의 제어기에 사용된 이득은 각 각 Λ_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 해저 작업 로봇 매니퓰레이터의 두 개의 Joint각과 각속도의 원하는 값인 $q_{d1}, \dot{q}_{d1}, q_{d2}, \dot{q}_{d2}$의 4개, 출력층 뉴런으로는 각 링크의 토오크 보상값으로 2개를 사용하였으며, 연결 강도 학습을 위한 학습율은 10^{-2}로 하였다. 시그모이드 함수인 $f(\cdot)$는 바이폴러 시그모이드 함수인 tanh(x)를 사용하였다. 매니퓰레이터의 첫 번째 링트의 원하는 경로는 sin(3t)로 설정하고 두 번째 링크의 원하는 경로는 cos(4t)로 설정하였다. Sampling time은 5[msec]으로 하였다. 그림 2의 (a)와 (b)는 불확실 정보의 크기에 대한 초기 가정이 만족되지 않은 경우 슬라이딩 모드 제어기를 적용했을 때의 링크 1과 링크 2의 궤적을 각 각 나타낸 것이다. 실선은 원하는 2축 해저 작업 로봇 매니퓰레이터의 각각 Joint각의 경로 궤적을 나타내고 있으며, 점선은 슬라이딩 모드 제어기만 적용하였을 경우 각 링크의 제어된 결과를 나타낸다. 그림 3의 (a)와 (b)는 슬라이딩 모드 제어기와 신경회로망 제어기를 함께 사용하였을 때, 링크 1과 링크 2의 Joint 각의 궤적을 각 각 나타낸 것이다. 실선은 원하는 경로 궤적을 나타내고, 점선은 제안한 제어기에 의해 제어된 각 링크의 Joint 각의 궤적을 나타낸다. 제안한 방법에 의해 제어 성능이 상당히 개선됨을 알 수 있다. 그림 4는 신경회로망 제어기를 이용하지 않았을 때 각 링크를 위한 제어 입력 토크를 나타낸다. 실선은 첫 번째 링크의 제어 입력 토크값을 나타내고, 점선은 두 번째 링크의 제어 입력 토크 값을 나타낸다. 그림 5는 실시간 학습에 의해 출력되는 신경회로망 제어기의 출력 값을 나타내며, 그림 6은 신경회로망 제어기를 함께 이용하였을 경우 각 링크의 제어 입력 토크를 나타낸다. 또한, 그림 7과 8은 각각 신경회로망 제어기를 이용하지 않은 경우와, 신경회로망 제어기를 이용한 경우의 각 링크에 대한 슬라이딩 라인을 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 신경회로망 제어기에 의해 제어 오차가 상당히 개선 될 수 있음을 알 수 있다.



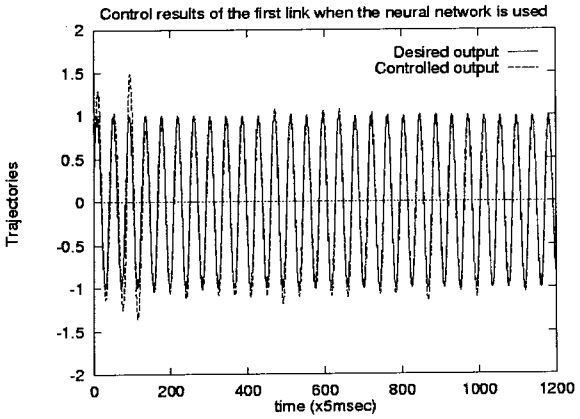
(a) 로봇 매니퓰레이터의 첫 번째 링크



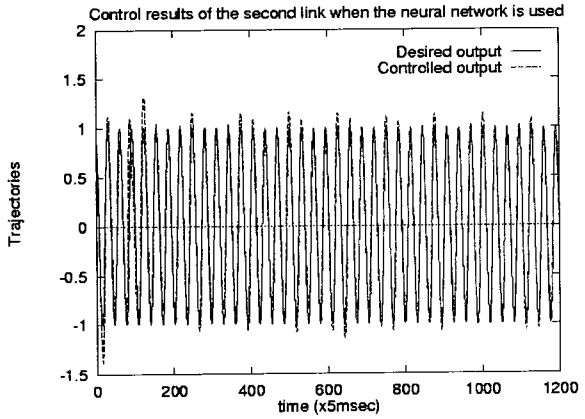
(b) 로봇 매니퓰레이터의 두 번째 링크

그림 2. 신경회로망 제어기가 사용되지 않으며, 불확실 정보의 크기에 대한 초기 가정이 외부 외란에 의해 깨어졌을 때 해저 작업 로봇의 제어 결과.

Fig. 2. Control results of an underwater robot manipulator when the initial assumptions of disturbances bound are violated in case that the neural controller is not used.



(a) 로봇 매니퓰레이터의 첫번째 링크



(b) 로봇 매니퓰레이터의 두번째 링크

그림 3. 신경회로망 제어기가 사용되며, 불확실 정보의 크기에 대한 초기 가정이 외부 외란에 의해 깨어졌을때 해저 작업 로봇의 제어 결과.

Fig. 3. Control results of an underwater robot manipulator when the initial assumptions of disturbances bound are violated in case that the neural controller is used.

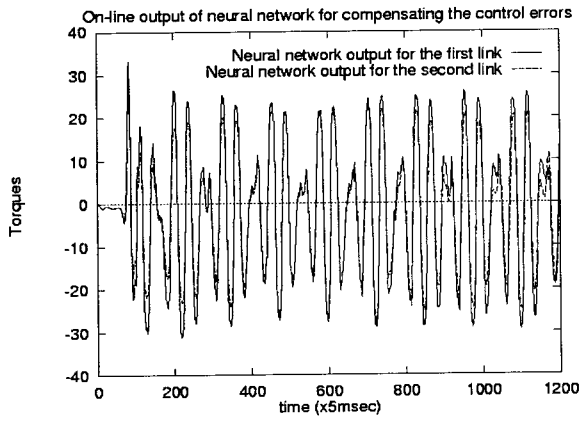


그림 4. 신경회로망을 사용하지 않는 슬라이딩 모드 제어기의 제어 입력.

Fig. 4. Control inputs of the sliding mode controller without neural network.

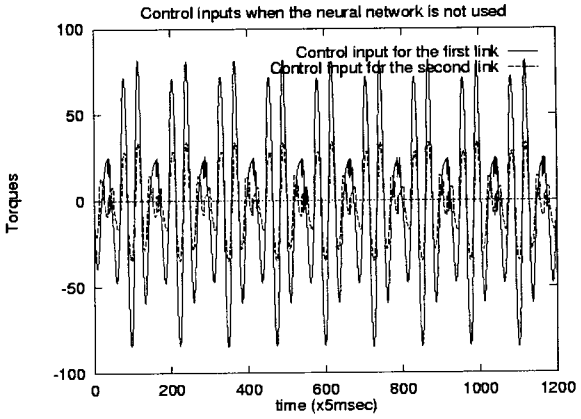


그림 5. 실시간 학습 작용에 의한 신경회로망 제어기의 출력.

Fig. 5. Control output of neural network using on-line learning algorithm.

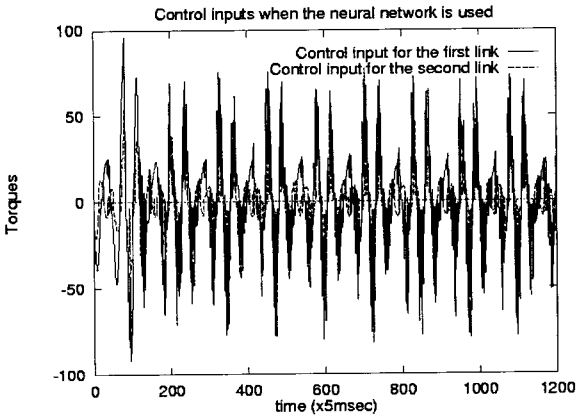


그림 6. 신경회로망을 사용하는 슬라이딩 모드 제어기의 제어 입력.

Fig. 6. Control inputs of the sliding mode controller with neural network.

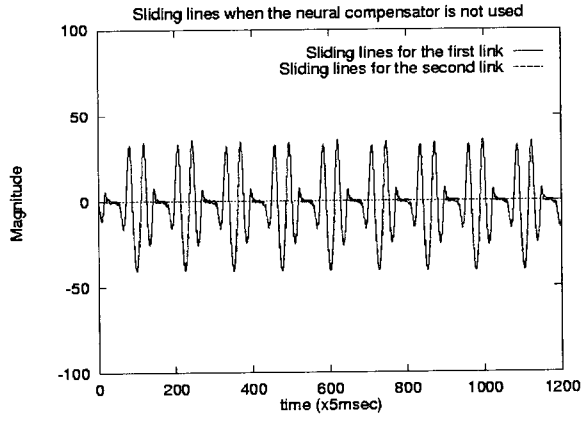


그림 7. 신회로망을 사용하지 않는 슬라이딩 모드 제어기의 슬라이딩 라인.

Fig. 7. Sliding line of sliding mode controller without neural network.

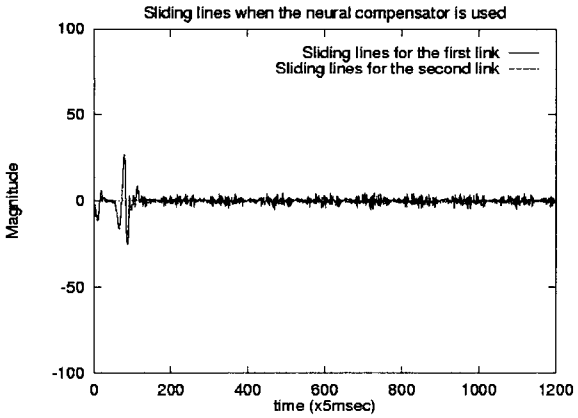


그림 8. 신경회로망을 이용하는 슬라이딩 모드 제어기의 슬라이딩 라인.

Fig. 8. Sliding line of sliding mode controller with neural network.

V. 결론

이 논문에서는 불확실한 정보양이 비교적 큰 해저 작업 로봇 매니퓰레이터에 대한 모델을 소개하였고, 외부 외란이나 시스템 변수의 변동등에 의해 시스템의 불확실한 정보의 크기에 대한 초기 가정이 만족되지 않을 때, 기존의 슬라이딩 모드 제어기의 제어 오차를 보상할 수 있도록 신경회로망 제어기를 이용하는 새로운 견실 제어기를 제안하였다. 컴퓨터를 이용한 모의 실험으로 제안한 제어기를 2축 수평 관절 해저 작업 로봇 매니퓰레이터에 적용하여 그 성능을 보였으며, 기대 이상의 큰 외란이나 변수 변동을 갖는 시스템의 제어에 효과적으로 사용될 수 있음을 확인하였다. 현재, 제안된 제어기의 성능을 실험적으로 보이기 위한 작업을 진행하고 있다.

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, pp. 382-388.

[4] D. N. Yoerger and J. E. Slotine, "Robust trajectory control of underwater vehicles," *IEEE J. Oceanic Eng.*, vol. OE-10, pp. 462-470, Oct. 1985.

[5] K.P. Goheen and E.R. Jefferys, "On adaptive control of remotely operated underwater vehicles," *Int. J. Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 4, pp. 287-297, 1990.

[6] J. Yuh and W. E. Holley, "Application of discrete-time model reference adaptive control to industrial robots: A computer simulation," *J. Manufactur. Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 47-56, 1988.

[7] 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.

[8] D. S. Yoo and M. J. Chung, "A variable structure control with simple adaptation laws for upper bounds on the norm of the uncertainties," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 37, no. 6, pp. 860-864, 1992.

[9] M. Lee, B. J. Choi, S. Y. Lee, C. H. Park and B. K. Kim, "A study on the design of optimal variable structure controller using multilayer neural inverse identifier," *J. of The Korea Institute of Telematics and Electronics*, vol. 32(B), no. 12, pp. 1670-1679, 1995.

[10] 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.

[11] R. Bhattacharyya, *Dynamics of Marine Vehicle*, John Willey & Sons, 1978.

[12] K. R. Goheen, "Modeling methods for underwater robotic vehicle dynamics", *J. of Robotic Systems* 8(3), 295-317, 1991.

[13] J. E. A. John and W. L. Haberman, *Fluid Mechanics*, Prentice Hall, 1980.

[14] U. Iktis, *Control Systems of Variable Structure*, John Wiley & Sons, New York, 1987.

[15] D. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, *Learning internal representation by error back propagation*, Parallel Distributed Processing, vol. 1, MIT Press, 1986.

이 민 호

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지 제3권, 제5호, 참조.

최 형 식

1983년 2월 고려대학교 기계공학과 졸업(공학사), 1989년 2월 Univ. of South Carolina 기계공학과 석사졸업(공학석사), 1993년 2월 North Carolina State Univ. 기계 및 항공공학과 박사졸업(공학박사), 1993년 KIMM Post doctor, 1993년 9월 - 현재 한국해양대학교 기계정보공학부 부교수. 관심분야는 협조로봇 시스템의 제어, 비선형 강인제어, 이족로봇의 제어 등.