

신경회로망 기반의 적응제어기를 이용한 AUV의 운동 제어

이계홍* · 이판목* · 이상정**

*한국해양연구소 선박해양공학분소 해양개발시스템연구본부 **충남대학교 전자공학과

Motion Control of an AUV Using a Neural-Net Based Adaptive Controller

Ji-Hong Li*, Pan-Mook Lee* AND Sang-Jeong Lee**

*Korea Research Institute of Ships & Ocean Engineering, KORDI

**Department of Electronics Engineering, Chungnam National University

KEY WORDS: Adaptive Control 적응제어, Sliding Mode Control 슬라이딩 모드 제어, Neural Network 신경회로망, Functional Approximation 함수 모사, Underwater Robotic Vehicle 수중로봇, AUV 자율무인잠수정

ABSTRACT: This paper presents a neural net based nonlinear adaptive controller for an autonomous underwater vehicle (AUV). AUV's dynamics are highly nonlinear and their hydrodynamic coefficients vary with different operational conditions, so it is necessary for the high performance control system of an AUV to have the capacities of learning and adapting to the change of the AUV's dynamics. In this paper a linearly parameterized neural network is used to approximate the uncertainties of the AUV's dynamics, and a sliding mode control is introduced to attenuate the effects of the neural network's reconstruction errors and the disturbances of AUV's dynamics. The presented controller is consist of three parallel schemes; linear feedback control, sliding mode control and neural network. Lyapunov theory is used to guarantee the asymptotic convergence of trajectory tracking errors and the neural network's weights errors. Numerical simulations for motion control of an AUV are performed to illustrate the effectiveness of the proposed techniques.

1. 서 론

최근 들어 심해탐사, 해저지도 제작, 해저 파이프라인 및 광케이블 설치 등 많은 응용분야에서의 수요급증으로 인하여 수중로봇(underwater robotic vehicle)은 해양연구분야에서의 중요한 과제로 대두하고 있다. 여러 가지 수행작업에 대한 요구가 높아짐에 따라 수중로봇의 자율화에 대한 요구도 점점 높아지고 있으며 이러한 자율화 향상에서 중요한 일환으로 수중로봇에 대한 고성능 제어기 설계가 필요하다(Choi and Yuh, 1996).

수중로봇은 유체 및 추진기 동력학적인 비선형성으로 인하여 동작특성이 강한 비선형성을 가지며 또한 로봇의 운항조건 및 해류의 영향에 따라 유체역학 계수가 변하여 정확한 계수추정이 어렵다. 이와 같은 수중로봇의 동적특성으로 인하여 PID와 같은 간단한 선형 제어기법으로는 만족스러운 결과를 얻을 수 없다. 따라서 수중로봇의 동적특성 및 작업환경의 변화에 대비하여 학습 및 적응능력을 가지는 제어시스템이 필요하다. 지난 십여년 동안 많은 사람들이 수중로봇에 대한 여러 가지 비선형 제어기법들을 제시하였다. Yoerger and Slotine(1985)은 슬라이딩 모드 제어기법을 ROV(remotely operated vehicle)에 적용하였으며 Healey and Lienard(1993)는 다 변수 슬라이딩 모드 제어기

법을 UUV(unmanned underwater vehicle)의 다이빙 및 방향 키제어에 적용하였으며 Lee et al.(1998, 1999)는 이산형 의사 슬라이딩 모드제어기법을 긴 샘플링주기를 갖는 AUV의 운동제어에 적용하였다. Yuh(1993)는 이산형 적응제어기법을 수중로봇 제어에 도입하였으며 Cristi et al.(1990)은 슬라이딩 모드 제어기법에 적응제어기법을 결합하여 AUV의 다이빙제어에 적용하였다.

최근 들어 비선형 함수에 대한 신경회로망의 모사 능력과 학습특성에 기초하여 신경회로망 기술을 이용한 수중로봇 제어기법들이 많이 나오고 있다(이판목과 이종식, 1994; Yuh, 1994; Fujii and Ura, 1990; Ishii et al., 1995). 문헌(이판목과 이종식, 1994)에서는 제어기신경회로망과 동정화신경회로망 두 개의 신경회로망을 이용하여 후자가 충분히 수렴한 후의 출력값이 AUV의 출력과 같다는 전제하에, 동정화신경회로망의 출력값을 이용하여 역전파(back propagation)알고리즘을 이용한 제어기신경회로망의 가중치 갱신에 필요한 자코비안을 계산하였다. Yuh(1994)는 신경회로망의 출력을 직접 수중로봇의 제어입력으로 하고, 신경회로망의 출력오차가 수중로봇의 속도오차에 정비례한다고 가정하고 역전파알고리즘을 사용하여 신경회로망의 각층 사이의 가중치 값들을 갱신하였으며, 신경회로망의 수렴성능을 개선하기 위하여 역전파알고리즘에 회귀예측

오차기법을 병행하였다. Fujii and Ura(1990)는 두 개의 연결된 신경회로망을 이용하여 하나는 제어기로 사용하고 다른 하나는 수중로봇의 동적모델을 모사하게 하였으며, 이 신경회로망이 충분히 수렴한 후의 출력값이 수중로봇의 상태값과 동일하다고 가정하고 역전파알고리즘을 이용하여 제어기신경회로망의 가중치 값들을 갱신하였다. Ishii et al.(1995)은 (Fujii and Ura, 1990)의 기초상에서 신경회로망을 하나 더 사용하여 전체 구조를 실제시스템부분과 가상시스템부분으로 나누고 후자를 전자와 무관하게 작동시키며, 작동과정에서 주어진 성능지수를 최소화하는 제어기신경회로망의 각층사이의 가중치 값들을 역전파알고리즘을 이용하여 획득하고, 이 가중치 값들을 실제시스템부분의 제어기 신경회로망에 복사하는 기법을 제안하였다.

역전파알고리즘은 실제적으로 널리 사용되고 있는 파라미터 조절기법으로 많은 실제 응용을 통하여 그 유효성도 증명이 되었다. 그러나 이 알고리즘을 사용할 경우 신경회로망을 포함한 전체 시스템의 수렴, 안정성 및 강인성 등을 이론적으로 담보하기가 상당히 어렵다 (Kosmatopoulos et al., 1995). 이와 같은 문제점들을 극복하기 위하여 신경회로망을 이용한 안정한 적응제어기법에 대한 많은 연구가 이루어 졌다(Polycarpou and Ioannou, 1992; Sannar and Slotine, 1992; Lewis et al., 1995; Polycarpou, 1996). 위 문헌들에서 저자들은 여러 가지 신경회로망 구조들을 제안하였는데 그 공통적인 특징이 곧 선형적으로 매개변수화가 가능하다는 것이다. LPNN(linearly parameterized neural network)이란 개념은 제일 처음 문헌(Polycarpou, 1992)에서 사용하여 안정한 비선형 시스템의 동정화 및 제어기법에 도입하였다.

본 논문에서는 LPNN을 이용한 AUV의 안정한 비선형 적응제어 기법을 제안하였다. 사용한 신경회로망은 문헌(Lewis et al., 1995)에서 제시한 구조와 유사한 특성을 가진다. 실제적으로 신경회로망의 입력층과 은닉층사이의 최적의 가중치 값들(Polycarpou and Ioannou, 1992; Sannar and Slotine, 1992; Polycarpou, 1996) 또는 기함수(basis functions)(Lewis et al., 1995)를 모른다. 따라서 신경회로망을 이용하여 시스템의 동적모델을 모사할 경우 항상 재구성오차(reconstruction error)가 존재하게 된다. 본 논문에서는 이러한 신경회로망의 재구성오차 및 시스템의 동적모델에 존재하는 외란성분의 영향을 보상하기 위하여 슬라이딩 모드 제어를 신경회로망과 병행시켰다. 제안된 제어기 구조는 선형퍼드백, 슬라이딩 모드 및 신경회로망 3자의 병렬구조를 가지며, Lyapunov 법을 이용하여 제안된 제어기의 안정성을 보장하였고 궤적추적오차와 LPNN 가중치오차 값들이 점근적으로 수렴함을 증명하였다. 설계된 제어기를 이용하여 비선형 불확실성을 갖는 AUV의 운동 제어에 대해 수치 모의실험을 수행하여 설계된 제어기법의 성능을 평가하였다.

2. 신경회로망 기반의 적응제어기

AUV의 운동해석모델은 다음과 같은 6자유도의 비선형

방정식으로 표시할 수 있다(Fossen, 1994).

$$M(q) \ddot{q} + C_D(q, \dot{q}) \dot{q} + g(q) + u_d = u \quad (1)$$

여기서 $q \in R^6$ 는 위치 및 자세각벡터이고, $M \in R^{6 \times 6}$ 는 부가질량을 포함하는 질량행렬이고, $C_D \in R^{6 \times 6}$ 는 항력, 원심력 및 Coriolis힘을 포함하는 행렬이고, $g \in R^6$ 는 중력 및 부력 벡터이고 $u \in R^6$ 는 제어입력토크이다. u_d 는 모델링하지 않은 유체 외력 등에 기인하는 외란 벡터이다.

원하는 궤적 $q_d \in R^6$ 에 대하여 궤적추적오차는 다음과 같으며

$$e(t) = q(t) - q_d(t) \quad (2)$$

조합오차를 다음과 같이 정의한다.

$$s(t) = \dot{e}(t) + \Lambda e(t) \quad (3)$$

여기서 Λ 는 strictly positive definite한 상수 대각행렬이다.

(2)식과 (3)식을 (1)식에 대입하면 다음과 같은 조합오차에 관한 동적 상태방정식을 얻을 수 있다.

$$M \dot{s} = (M\Lambda - C_D)s - f - u_d + u \quad (4)$$

여기서 $f = M \ddot{q}_d - C_D \dot{q}_d + (M\Lambda - C_D)\Lambda e + g$.

본 논문에서는 f 를 모른다고 가정하고 LPNN을 이용하여 이 미지의 방정식을 모사하였다. 문헌(Lewis et al., 1995)에 근거하여 임의의 방정식 $f(x) \in C^6(K)$ 는 다음과 같은 형태로 표시 가능하다.

$$f(x) = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon(x) \quad (6)$$

여기서 $C^6(K)$ 는 어떤 compact set K 에서 정의된 모든 실수 값을 갖는 연속적인 방정식들로 구성된 Banach space 이고 W 와 V 는 신경회로망의 "이상적인" 가중치 값으로 상수 값을 갖는다. $\sigma(\cdot)$ 는 basis function 벡터로 모든 $x \in K$ 에 대하여 신경회로망의 재구성오차 $\varepsilon(x)$ 는 바운드 되어 있다.

(6)식을 이용하여 (4)식을 다음과 같이 표시한다.

$$M \dot{s} = (M\Lambda - C_D)s - W^T \sigma(V^T X) - \varepsilon - u_d + u \quad (7)$$

여기서 X 는 신경회로망의 입력벡터이다.

AUV에 대한 안정한 비선형 제어를 설계하기 위하여 우리는 AUV의 동적모델 (1)과 신경회로망의 재구성 오차에 대하여 다음과 같은 몇 가지 가정을 설정한다.

가정 1: $M(q) > 0$, 즉 $M(q)$ 는 strictly positive definite한 행렬이다.

가정 2: $(M\Lambda - C_D + \frac{1}{2} \dot{M}) \leq m_1 I$, 여기서 m_1 은 기지의 상수이다.

가정 3: $\|u_d\| \leq m_2$, 여기서 $\|u_d\|_{\max} = \sup |u_{di}|$, $i=1, \dots, 6$, m_2 는 기지의 양의 상수이다.

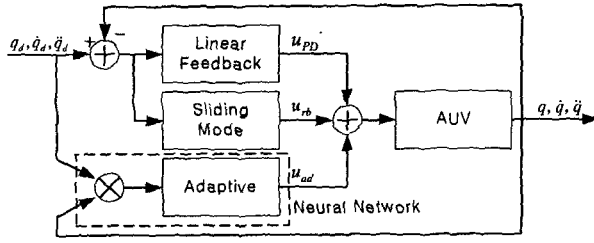


Fig. 1 The structure of the neural-net based nonlinear adaptive controller

가정 4: $f \in C^6(K)$.

가정 5: $\|e\|_{\max} \leq \epsilon_{\max}$, 여기서 ϵ_{\max} 는 기지의 양의 상수이다.

수식 (6)에서 신경회로망의 기반함수 벡터 $\sigma(V^T X)$ 를 알고 있다면 신경회로망의 출력값은 다음과 같이 된다.

$$\hat{f} = \hat{W}^T \sigma(V^T X) \quad (8)$$

여기서 \hat{W} 는 신경회로망의 "이상적인" 가중치 값에 대한 추정치다.

제안된 제어기 구조는 Fig. 1에 표시된 것과 같으며 AUV에 대한 제어입력은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$u = u_{PD} + u_{rb} + u_{ad} = -K_{PD}s - K_{rb}S + \hat{W}^T \sigma(V^T X) \quad (9)$$

여기서 $s = [s_1, \dots, s_6]^T$, $S = [\text{sgn}(s_1), \dots, \text{sgn}(s_6)]^T$.

선형피드백 게인 행렬 K_{PD} 와 슬라이딩 모드 전환 게인 행렬 K_{rb} 는 다음과 같이 선택한다.

$$K_{PD} = \text{diag}\{a_1, \dots, a_6\}, \quad K_{rb} = \text{diag}\{b_1, \dots, b_6\} \quad (10)$$

여기서 $\min a_i \geq m_1 + c_1$, $\min b_i \geq m_2 + \epsilon_{\max} + c_2$, c_1, c_2 는 임의의 양의 상수이고 m_1, m_2 는 가정 2, 3에서 정의한바와 같다.

수식 (9)을 이용하여 AUV의 오차 동적 상태방정식 (6)식을 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$M\dot{s} = -[K_{PD} - (M\Lambda - C_D)]s - \hat{W}^T \sigma(V^T X) - \epsilon - u_d - K_{rb}S \quad (11)$$

여기서 $\hat{W} = W - \hat{W}$ 는 신경회로망 가중치에 대한 추정오차 행렬이다.

정리: (1)식으로 표시되는 비선형 시스템에 대하여 가정 1-5가 성립하고, (9)식과 같은 제어법칙에 대하여 게인 행렬 K_{PD} , K_{rb} 를 (10)식과 같이 선정하고, 신경회로망의 가중치 갱신이 다음과 같은 적응법칙을 따르면

$$\dot{\hat{w}}_{ij} = s_i \sigma_j(V^T X), \quad i = 1, \dots, 6, \quad j = 1, \dots, n, \quad (12)$$

여기서 n 은 $\sigma(V^T X)$ 의 차원이다.

신경회로망 가중치 추정오차 \hat{w}_{ij} 는 점근적으로 수렴하며

궤적추적오차 s 는 점근적으로 0으로 수렴한다.

증명: 궤적추적오차와 신경회로망 가중치 추정오차의 수렴성을 증명하기 위하여 Lyapunov 함수를 다음과 같이 설정한다.

$$V = \frac{1}{2} s^T M s + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^n \tilde{w}_{ij}^2 \quad (13)$$

(13)식을 미분하면

$$\dot{V} = s^T M \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s + \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^n \tilde{w}_{ij} \dot{\tilde{w}}_{ij} \quad (14)$$

(11)식과 (12)식을 (14)식에 대입하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -s^T [K_{PD} - (M\Lambda - C_D) - \frac{1}{2} \dot{M}] s - s^T \hat{W}^T \sigma(V^T X) \\ &\quad - s^T (\epsilon + u_d + K_{rb}S) + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s + \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^n \tilde{w}_{ij} \dot{\tilde{w}}_{ij} \\ &= -s^T [K_{PD} - (M\Lambda - C_D) - \frac{1}{2} \dot{M}] s - s^T \hat{W}^T \sigma(V^T X) \\ &\quad - s^T (\epsilon + u_d + K_{rb}S) + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s \\ &\quad + \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^n \tilde{w}_{ij} s_i \sigma_j(V^T X) \\ &= -s^T [K_{PD} - (M\Lambda - C_D) - \frac{1}{2} \dot{M}] s \\ &\quad - s^T (\epsilon + u_d + K_{rb}S) \end{aligned} \quad (15)$$

(10)식과 가정 2에 근거하여 다음과 같은 부등식이 성립함을 알 수 있다.

$$K_{PD} - (M\Lambda - C_D + \frac{1}{2} \dot{M}) \geq (m_1 + c_1)I - m_1 I \geq c_1 I > 0 \quad (16)$$

따라서 (15)식은 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -s^T (\epsilon + u_d + K_{rb}S) \\ &= -[s_1 \dots s_6] \left(\begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{d1} \\ \vdots \\ u_{d6} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \text{sgn}(s_1) \\ \vdots \\ b_6 \text{sgn}(s_6) \end{bmatrix} \right) \\ &= -[s_1 \dots s_6] \begin{bmatrix} \epsilon_1 + u_{d1} + b_1 \text{sgn}(s_1) \\ \vdots \\ \epsilon_6 + u_{d6} + b_6 \text{sgn}(s_6) \end{bmatrix} \\ &= - \sum_{i=1}^6 s_i [\epsilon_i + u_{di} + b_i \text{sgn}(s_i)] \end{aligned} \quad (17)$$

(17)식에서 등호는 $s=0$ 일 때만 성립한다.

(10)식과 가정 3, 5에 근거하여 다음과 같은 부등식이 성립함을 알 수 있다.

$$\min b_i \geq \epsilon_{\max} + m_2 + c_2 > |\epsilon_i| + |u_{di}| \quad (18)$$

(18)식으로부터 $\text{sgn}[\epsilon_i + u_{di} + b_i \text{sgn}(s_i)] = \text{sgn}(s_i)$ 이 성립됨을 알 수 있고 결과적으로 다음과 같은 부등식이 성립된다.

$$s_i [\epsilon_i + u_{di} + b_i \text{sgn}(s_i)] \geq 0 \quad (19)$$

여기서 등호는 $s=0$ 일 때만 성립한다.

(19)식을 (17)식에 대입하면

$$\dot{V} \leq - \sum_{i=1}^6 s_i [\varepsilon_i + u_{d_i} + a_i \text{sgn}(s_i)] \leq 0 \quad (20)$$

위 분석을 통하여 (20)식에서 $\dot{V}=0$ 인 충분 필요조건은 $s=0$ 임을 알 수 있다. 결과적으로 Lyapunov 안정성 이론에 근거하여 제안된 제어기는 항상 안정하며, 신경회로망 가중치 추정오차 \tilde{w}_{ij} 는 항상 점근적으로 수렴하고 궤적 추적오차 s 는 점근적으로 0으로 수렴함을 알 수 있다.

Remark 1: 일반적인 시스템의 운동모델에는 항상 불확실성이 존재하며 이 불확실성은 일반적으로 구조적 불확실성(structured uncertainties)과 비구조적 불확실성(unstructured uncertainties)으로 나뉜다. 본 논문의 경우, (6)식의 오른쪽 첫 번째 항이 구조적 불확실성에 해당하며 두 번째 항 즉 신경회로망 재구성오차가 비구조적 불확실성에 해당한다. 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 AUV의 구조적 불확실성을 모사하였으며 슬라이딩 모드 제어기법을 병행하여 바운드된 비구조적 불확실성의 영향을 보상하였다.

Remark 2: 적응제어이론에서 잘 알려진바와 같이 만약에 기반함수들이 충분히 활성화되지 않으면 즉 persistently exciting(PE) 조건을 만족하지 못하면 신경회로망의 가중치 값들은 “이상적인” 가중치 값으로 수렴하지 못한다. 따라서 실제응용에 있어서 특정된 TASK의 설계가 필요하다. 이 TASK에서 특정된 궤적 또는 제어입력토크를 사용하므로 AUV의 운동모델에 대한 더욱 많은 정보를 얻을 수 있다.

3. AUV의 운동제어

3.1 기반함수 벡터의 구성

AUV의 6자유도 운동모델 (1)에서 위치 및 자세각벡터 q 는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$q = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi]^T \quad (21)$$

여기서 x, y, z 는 위치, ϕ, θ, ψ 는 무인잠수정의 Euler 각을 표시한다.

위치 및 자세각벡터 q 와 원하는 궤적 벡터 q_d 를 결합하여 다음과 같은 통합 벡터 q_e 를 구성한다.

$$q_e = [q^T \ q_d^T]^T \quad (22)$$

AUV의 운동모델의 물리적 성질(Fossen, 1994) 및 (4)식에 근거하여 기반함수 벡터를 다음과 같이 선정한다.

$$\alpha(\cdot) = \begin{bmatrix} q_e^T & (q_e \otimes q_e)^T & \dot{q}_e^T & (\dot{q}_e \otimes \dot{q}_e)^T \\ (\dot{q}_e \otimes \dot{q}_e \otimes \dot{q}_e)^T & \ddot{q}_e^T & (\ddot{q}_e \otimes \ddot{q}_e)^T \end{bmatrix}^T \quad (23)$$

여기서 기호 \otimes 는 Kronecker product를 표시한다.

본 시뮬레이션에서 사용한 AUV모델은 속도의 2차 성분, 가속도의 1차 성분까지만 고려하였다. 그러나 실제적

으로 AUV의 부동한 운행상황에 따라 속도 및 가속도 성분들의 고차성분도 존재하게 된다. 이러한 문제점에 대비하여 (23)식과 같이 기반함수는 속도의 3차 성분까지, 가속도의 2차 성분까지 고려하였다.

3.2 시뮬레이션 결과

제안된 제어기의 성능을 평가하기 위하여 (1)식과 같이 표시되는 AUV의 운동모델에서 질량행렬 M , 항력, 원심력 및 Coriolis힘을 포함하는 행렬 C_D , 중력 및 부력 벡터 g 의 구조형태 및 크기를 모른다는 전제하에서 AUV의 궤적 추적제어에 대하여 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에서 사용한 모델은 한국해양연구원에서 연구개발중인 SAUV(semi-autonomous underwater vehicle)(홍석원 외, 2000)의 6자유도 비선형 운동모델을 그대로 적용하였다. SAUV의 구조특성상 제어입력토크는 다음과 같은 형태를 가진다.

$$\tau = [\tau_x \ 0 \ 0 \ 0 \ \tau_\theta \ \tau_\psi]^T \quad (24)$$

즉, y 축, z 축 방향의 추진력 및 롤 방향의 회전모멘트를 가할 수 없다. 그리고 본 시뮬레이션에서는 추진기의 동력학을 고려하지 않았으며, τ_x , τ_θ 및 τ_ψ 는 서로 독립적인 값을 가진다고 설정하였다. 실제적으로 위 세 개 제어입력토크는 추진기 회전속도를 매개변수로 서로 연성(coupling)되어 있다.

본 시뮬레이션의 목적은 제안된 제어기 구조의 비선형 불확실성에 대한 모사능력 및 적응능력에 초점을 맞췄다. 따라서 원하는 궤적은 다음과 같은 간단한 형태로 설정하였다.

$$x_d(t) = \int_0^t v_d(\tau) d\tau, \quad v_d(t) = 2.0 + \sin(t) \quad (25)$$

그리고 과도한 채터링을 방지하기 위하여 슬라이딩 모드 제어기출력을 $u_{rb} = K_{rb} \text{sgn}(s)$ 대신에 $\dot{u}_{rb} = K_{rb} \text{sat}(s/\Phi)$ 를 사용하였다. 모델링하지 않은 유체 외력 등에 기인하는 외란성분은 다음과 같이 모델링 하였다.

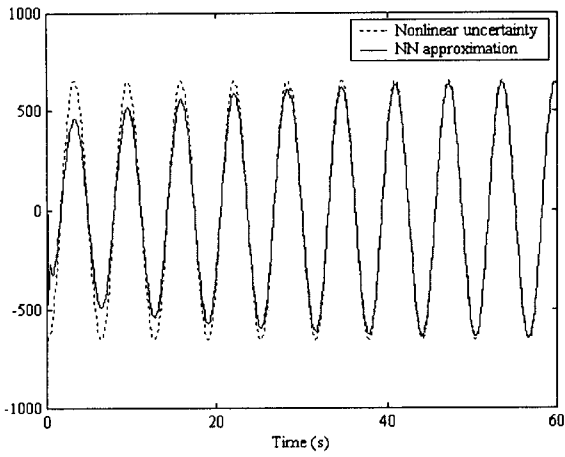
$$u_d = 5 \sin(0.1t) \quad (26)$$

시뮬레이션에서 사용한 파라미터 값들은 다음과 같다.

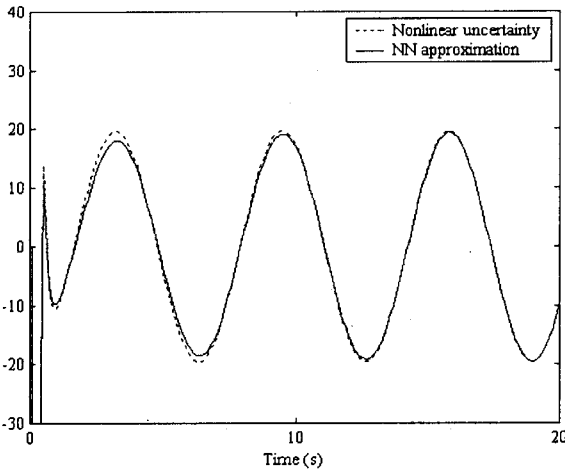
$$\begin{aligned} K_{PD} &= \text{diag}\{6000, 0, 0, 0, 8000, 8000\} \\ K_{rb} &= \text{diag}\{800, 0, 0, 0, 100, 100\} \\ \Phi_1 = \Phi_2 = \Phi_3 &= 0.05, \quad \Phi_4 = \Phi_5 = \Phi_6 = 0.005 \end{aligned}$$

실제적으로 가정 2, 3 및 5에서 정의된 상수값들은 SAUV 모델의 파라미터 값 및 수중로봇의 물리적 특성 그리고 해저환경에 대한 경험지식 등에 기초하여 대체적인 추측이 가능하다. 본 시뮬레이션에서는 이에 기초하여 수식 (10)을 이용하여 K_{PD} , K_{rb} 값들을 적절히 선택하였다.

수행한 시뮬레이션 결과는 Fig. 2와 Fig. 3에서 표시한바와 같다. Fig. 2에서 (5)식으로 정의된 비선형 불확실성 f 의 실제값과 이 불확실성에 대한 신경회로망의 모사 값을 비

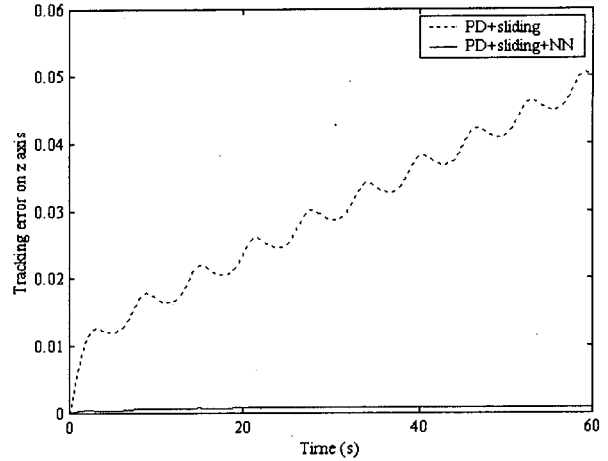


(a)

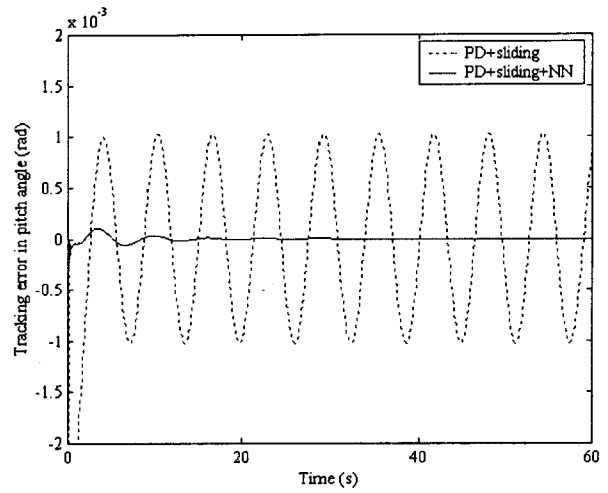


(b)

Fig. 2 Nonlinear uncertainties and their approximation by neural network. (a) case of uncertainty f_x , (b) case of uncertainty f_θ .

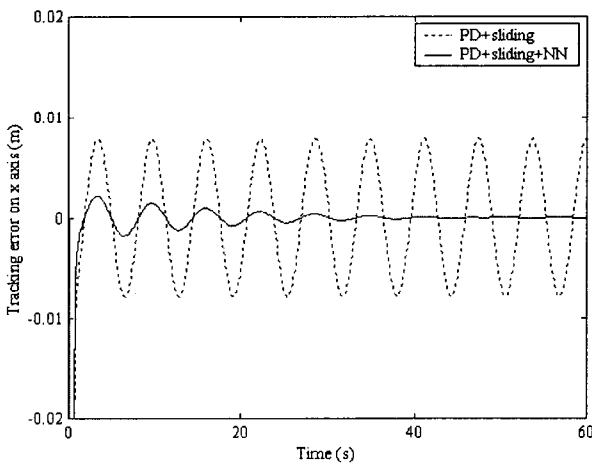


(b)



(c)

Fig. 3 Tracking performance comparison between PD+sliding and PD+sliding+NN. (a) along x axis, (b) along z axis, (c) in pitch angle.



(a)

교하였다. 실험결과로부터 위 시뮬레이션 조건하에서 신경 회로망은 정확하게 비선형 불확실성을 모사함을 알 수 있다. 제안된 제어기의 성능을 토론하기 위하여 두 가지 실험을 수행하여 비교 분석하였다. 하나는 제안된 제어기를 사용하고 다른 하나는 선형피드백제어와 슬라이딩 모드제어만 사용하여 SAUV의 운동을 제어하였다. Fig. 3에서 이 두 가지 경우에서의 x축, z축 및 피치각에 대한 추적오차를 비교하였다. 이 시뮬레이션 결과들을 통하여 제안된 제어기는 위에서 토론한 시뮬레이션 조건하에서 좋은 추적 성능을 나타냄을 알 수 있으며, 궤적추적오차는 신경회로망이 SAUV의 운동모델에 대한 정보를 더욱 많이 취득함에 따라 작아짐을 알 수 있다. 따라서 제안된 제어기는 좋은 적응능력과 학습능력이 있음을 보여준다.

4. 결 론

본 논문에서는 AUV의 운동제어를 위하여 LPNN(linearly parameterized neural network)을 이용한 비선형 적응제어기를 설계하였다. 설계한 제어기는 선형피드백, 슬라이딩 모드 및 신경회로망으로 구성된 병렬구조를 가진다. 신경회로망을 이용하여 AUV의 운동모델의 불확실성을 모사하였으며, 신경회로망의 재구성오차와 외란에 대비하여 슬라이딩 모드 제어기법을 도입하므로 전체 시스템의 안정성을 보장할 수 있었으며, 궤적추적오차와 신경회로망의 가중치 오차 값들의 수렴성을 보장할 수 있었다. 제안된 제어기를 이용하여 AUV의 궤적추적제어에 대하여 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 결과에 대한 분석을 통하여 제안된 제어기법은 AUV의 운동제어에 적합함을 알 수 있으며, 선정된 각반함수 벡터의 차수는 신경회로망 기반의 AUV의 고. 등 제어기를 구성하는데 충분함을 알 수 있었다.

후 기

본 논문은 한국해양연구원이 해양수산부의 지원으로 수행중인 "차세대 심해용 무인잠수정 개발"과제 연구결과의 일부임을 밝히는 바이다.

참 고 문 헌

- 홍석원 외(2000) "무인잠수정의 운항제어 및 매니플레이터 기술개발", 한국해양연구원 보고서, 99-M-DU-21-C-01.
- 이판목, 이종식(1994) "신경회로망을 이용한 AUV의 시스템 동정화 및 응용", 한국해양공학회지, 제8권 2호, pp. 131-140.
- 이판목, 전봉환, 홍석원.(1998), "장주기 샘플링을 갖는 자율무인잠수정의 의사 슬라이딩모드 제어", 한국해양공학회지, 제12권 2호, pp. 130-138.
- Choi, S. K., Yuh, J. and Keevil, N.(1993). "Design of Advanced Underwater Robotic Vehicle and Graphic Workstation", *Proc. IEEE Oceans. 1993*.
- Choi, S. K. and Yuh, J.(1996). "Experimental Study on a Learning Control System with Bounded Estimation for Underwater Robots", *Int. J. of Autonomous Robots*, Vol. 3, pp. 187-194.
- Fossen, T. I.(1994). "Guidance and Control of Ocean Vehicles", John Wiley & Sons.
- Fujii, T. and Ura, T.(1990). "Development of Motion Control System for AUV Using Neural Nets", *Proc. IEEE AUV'90*, pp. 81-86.
- Healey, A. J. and Lienard, D.(1993). "Multivariable Sliding Mode Control for Autonomous Diving and Steering of Unmanned Underwater Vehicles", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 13, No. 3, July.
- Ishii, K., Fujii, T. and Ura, T.(1995), "An On-line Adaptation

- Method in a Neural Network Based Control System for AUV's", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 20, No. 3, July.
- Kosmatopoulos, E. B., Polycarpou, M. M., Christodoulou, M. A. and Ioannou, P. A.(1995). "High-Order Neural Network Structures for Identification of Dynamical Systems", *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 6, No. 2, March.
- Lee, P. M., Hong, S. W., Lim, Y. K., Lee, C. M., Jeon, B. H. and Park, J. W.(1999) "Discrete-Time Quasi-Sliding Mode Control of an Autonomous Underwater Vehicle", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 24, No. 3, July.
- Lewis, F. L., Liu, K. and Yesildirek, A.(1995). "Neural Net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance", *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 6, No. 3, May.
- Polycarpou, M. M. and Ioannou, P. A.(1992). "Neural Networks as On-Line Approximators of Nonlinear Systems", *Proc. 31th Conference on Decision and Control*.
- Polycarpou, M. M.(1996), "Stable Adaptive Neural Control Scheme for Nonlinear Systems", *IEEE Trans. on Autonomous Control*, Vol. 41, No. 3, March.
- Sanner, R. M. and Slotine, J. J. E.(1992). "Gaussian Networks for Direct Adaptive Control", *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 3, No. 6, November.
- Yoeger, D. R. and Slotine, J. J. E.(1985). "Robust Trajectory Control of Underwater Vehicles", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. OE-10, No. 4, October.
- Yuh, J.(1994). "Learning Control for Underwater Robotic Vehicles", *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 39-46.