

신경회로망을 이용한 자율무인잠수정의 적응제어

Adaptive Neural Network Control for an Autonomous Underwater Vehicle

이 계 흥, 이 판 목, 이 상 정
(Ji-Hong Li, Pan-Mook Lee and Sang-Jeong Lee)

Abstract : Since the dynamics of autonomous underwater vehicles (AUVs) are highly nonlinear and their hydrodynamic coefficients vary with different vehicle's operating conditions, high performance control systems of AUVs are needed to have the capacities of learning and adapting to the variations of the vehicle's dynamics. In this paper, a linearly parameterized neural network (LPNN) is used to approximate the uncertainties of the vehicle dynamics, where the basis function vector of the network is constructed according to the vehicle's physical properties. The network's reconstruction errors and the disturbances in the vehicle dynamics are assumed be bounded although the bound may be unknown. To attenuate this unknown bounded uncertainty, a certain estimation scheme for this unknown bound is introduced combined with a sliding mode scheme. The proposed controller is proven to guarantee that all signals in the closed-loop system are uniformly ultimately bounded (UUB). Numerical simulation studies are performed to illustrate the effectiveness of the proposed control scheme.

Keywords : adaptive control, sliding mode control, neural network, functional approximation, AUV

I. 서론

수중로봇(underwater robotic vehicles)은 최근 들어 심해탐사, 해저지도 제작, 해저 파이프라인 및 광케이블 설치 등 많은 응용분야에서의 수요급증으로 인하여 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 제어기설계가 필요하다[1]. 수중로봇제어에서의 어려운 문제점은 유체 및 추진기 동적특성의 비선형성으로 인하여 수중로봇의 동적특성이 강한 비선형성을 가지며 또한 로봇의 운항조건 및 해류의 영향에 따라 유체 역학계수가 변하여 정확한 계수추정이 어렵다. 이와 같은 수중로봇의 동적특성으로 인하여 PID 와 같은 간단한 선형 제어기법으로는 만족스러운 결과를 얻을 수 없으며 따라서 수중로봇의 동적특성 및 작업환경의 변화에 대비하여 학습 및 적응능력을 가지는 제어시스템이 필요하다.

최근 들어 임의의 비선형 함수에 대한 신경회로망의 모사 능력[2]-[5]과 학습특성에 기초하여 신경회로망 기술을 이용한 수중로봇 제어기법들이 많이 나오고 있다[6]-[9]. 이 문헌들의 공통점은 모두 다층(multi-layer) 신경회로망을 이용하여 수중로봇의 비선형 동적특성을 모사하였으며 신경회로망의 가중치값들은 역전파(back propagation) 알고리즘에 근거하여 갱신하였다. 역전파 알고리즘은 그레디언트 감소(gradient descent)기법의 일종으로 신경회로망의 가중치 갱신에 널리 사용해왔으며 그 유효성도 증명이 되었다. 그러나 역전파 알고리즘을 사용할 경우 신경회로망을 포함한 전체 시스템의 수렴성 및 안정성에 관하여 분석적인 결과를 얻기 힘들다

[10]. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 사람들은 Lyapunov 안정성이론에 기초한 신경회로망의 여러 가지 학습방법에 대한 설계 및 분석에 노력을 기울여왔다[10]-[15]. 위 문헌들에서 저자들은 신경회로망의 가중치 추정오차와 궤적추적오차가 바운드됨을 증명하기 위하여 다양한 학습방법을 제안하였다. Kosmatopoulos *et al.*[10]은 귀환형 고차 신경회로망 모델에 대하여 그레디언트 기법을 적용하여 전체시스템의 안정성을 분석하였다. Sannar and Slotine[12]은 radial basis Gaussian network 을 이용한 비선형 적응제어기를 설계하였으며, 신경회로망 가중치의 수렴은 신호행렬이 persistency excitation 조건을 만족할 때만 보장된다. 문헌[11][13][14]에서 저자들은 linearly parameterized neural network (LPNN)을 사용하여 안정한 비선형 적응제어기를 설계하였으며 신경회로망의 가중치 갱신법칙은 Lyapunov 이론에 근거하여 유출하였다. 신경회로망의 가중치 추정오차가 바운드됨을 보장하기 위하여 Gong and Yao [15]는 일반적인 다층 신경회로망구조에 projection 알고리즘을 적용하였다.

신경회로망의 응용에 있어서 다른 하나의 중요한 이슈는 신경회로망을 포함한 설계된 전체 제어시스템의 강인성문제다. 신경회로망을 이용하여 미지의 비선형 함수를 모사할 경우, 모사할 함수에 대한 불충분한 정보로 인하여 구축할 신경회로망의 은닉노드의 개수[10][12][15] 또는 기반함수 벡터의 차수[13][14]를 사전에 정확하게 결정할 수 없다. 따라서 실제적으로 신경회로망을 이용하여 주어진 시스템의 미지의 동적특성을 모사할 경우 항상 재구성 오차(reconstruction error)가 존재하게 되며 결과적으로 설계한 전체 제어시스템의 강인성에 대한 토론이 필요하게 된다. 기존의 많은 연구 [7][9][10][12]들에서 이 재구성 오차의 크기범위를 안다고 가정하고 안정한 비선형 제어기를 설계하였으며 문헌[13]-[15]에서 비록 이 오차의 크기를 모른다고 가정했지만 [15]에서만 이 미지의 오차에 대하여 일종의 추정기법을 도입하였다.

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 자율무인잠수정의 비

논문접수 : 2002. 4. 29., 채택확정 : 2002. 11. 12.

이계흥 : 한국해양연구원 (ghlee@kriso.re.kr)

이판목 : 한국해양연구원 (pmlcc@kriso.re.kr)

이상정 : 충남대학교 (eesj@cslab.cnu.ac.kr)

* 본 연구는 해양수산부 "차세대 심해용 무인잠수정 개발(II)"연구과제(UCM0250-2368)의 지원으로 연구되었습니다.

선형 적응제어기법을 제안하였다. 신경회로망을 이용하여 자율무인잠수정의 동적특성에 존재하는 비선형 불확실성을 모사하였으며 구축한 신경회로망은 문헌[13]에서 제안한 구조와 유사한 두 층(two-layer) 구조를 가지며 신경회로망의 기반함수는 잠수정의 물리적 성질[16]에 근거하여 구성하였다. 신경회로망의 재구성오차와 잠수정의 동적특성에 존재하는 외란 크기가 미지의 상수값에 의하여 바운드 되었다고 가정하고, 이 미지의 바운드 된 불확실성의 영향을 줄이기 위하여 일종의 추정기법을 슬라이딩 모드 제어기법과 결합하여 사용하였다. 이 경우 잠수정의 궤적추적오차와 신경회로망의 가중치 추정오차 및 미지의 상수 바운드에 대한 추정오차가 모두 UUB 됨을 증명하였으며 이 신호들의 바운드에 대한 수식표현을 유출하여 제어기성능과 각 설계계수들 사이의 관계를 진일보로 밝혔다. 자율무인잠수정의 운동 제어에 대한 수치 모의실험을 수행하여 제안한 제어기법의 성능을 평가하였다.

II. AUV 운동모델

1. 신경회로망의 모사능력

일반적인 다층 신경회로망의 출력은 다음과 같이 표시할 수 있으며

$$y = W^{*T} \sigma(V^T x + \theta), \tag{1}$$

여기서 $x \in \mathcal{R}^n, y \in \mathcal{R}^m, V \in \mathcal{R}^{n \times n}, W^* \in \mathcal{R}^{N \times m}, \theta \in \mathcal{R}^N$ 이고, N 은 은닉노드 개수를 표시하며, $\sigma(\cdot)$ 는 활성화함수 벡터로 임의의 주어진 벡터 $\beta = [\beta_1, \dots, \beta_N]^T$ 에 대하여 $\sigma(\beta) = [\sigma(\beta_1), \dots, \sigma(\beta_N)]^T$.

활성화함수 $\sigma(\cdot)$ 에 대한 적절한 선정에 근거하여 (1)식으로 표시되는 함수형태는 어떤 주어진 콤팩트 셋(compact set) $K \subset \mathcal{R}^n$ 에서 정의된 연속함수 공간 $C(K)$ 에 밀집(dense)된다[2]-[5]. 다시 말하면, 주어진 $f(x) \in C(K)$ 및 $\forall \epsilon > 0$ 에 대하여 다음과 같은 수식을 만족하는 정수 N 과 상수 W^*, V 및 θ 가 항상 존재한다.

$$\|f(x) - y\| < \epsilon. \tag{2}$$

다른 한 방법으로, 주어진 $f(x) \in C(K), K \subset \mathcal{R}^n$ 에 대하여 항상 다음과 같이 표시할 수 있다[5].

$$f(x) = W^{*T} \phi^*(x), \tag{3}$$

여기서 $W^* \in \mathcal{R}^{N \times m}$ 은 상수행렬, $\phi^*(x) \in \mathcal{R}^N$ 는 $f(x)$ 의 기반함수 벡터다. 따라서 신경회로망을 이용한 함수 모사문제는 주어진 함수에 근거하여 $\sigma(\cdot) = \phi^*(x)$ 가 만족되게끔 적절한 활성화함수 σ 와 변수 V, θ 를 선정하는 문제로 귀결할 수 있다. 즉, 주어진 함수의 기반함수를 정확히 알 경우 함수 모사문제는 잘 알려진 변수추정문제로 전환된다. 그러

나 신경회로망의 응용에 있어서 (1)의 V, θ 및 N 에 대한 적절한 선정방법은 아직까지 해결되지 않은 문제점으로 남아 있다. 실제응용에서 주어진 미지의 함수를 모사하기 위하여, 신경회로망을 구축할 경우 주어진 함수에 대한 불충분한 정보로 인하여 항상 재구성오차가 존재하게 된다. 따라서 (3)은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$f(x) = W^T \phi(x) + \epsilon, \tag{4}$$

여기서 $W \in \mathcal{R}^{N \times m}$ 는 구축한 신경회로망의 이상적인 가중치 행렬, $\phi(x) \in \mathcal{R}^N$ 는 구축한 기반함수 벡터, N , 는 구축한 기반함수 벡터의 차수, ϵ , 는 신경회로망의 재구성오차다.

2. AUV 운동모델

AUV 의 6 자유도 운동방정식은 다음과 같이 표시할 수 있다[16].

$$M(q)\ddot{q} + C_D(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) + d = u, \tag{5}$$

여기서 $q \in \mathcal{R}^6$ 는 위치 및 자세각 벡터, $M \in \mathcal{R}^{6 \times 6}$ 은 부가 질량을 포함하는 질량행렬, $C_D \in \mathcal{R}^{6 \times 6}$ 는 항력, 원심력 및 Coriolis 힘을 포함하는 행렬, $g \in \mathcal{R}^6$ 는 중력 및 부력 벡터, $u \in \mathcal{R}^6$ 은 제어입력토크, $d \in \mathcal{R}^6$ 는 모델링하지 않은 유체 외력 등에 기인하는 외란 벡터이다.

수식 (5)에서 질량행렬 $M(q)$ 는 다음과 같이 두 가지 성분으로 나눌 수 있다.

$$M(q) = M_{RB} + M_A(q), \tag{6}$$

여기서 $M_{RB} = m \cdot I > 0$ 은 AUV 의 강체질량행렬로 잠수정의 설계 및 조립이 끝나면 정확한 값을 알 수 있지만, 부가 질량행렬 M_A 는 잠수정의 작업조건 및 부기물 부착상태에 따라 변하므로 정확한 추정이 어렵다.

원하는 궤적 $q_d(t) \in \mathcal{R}^6$ 에 대하여 궤적추적오차는 다음과 같이 표시할 수 있으며

$$e(t) = q(t) - q_d(t). \tag{7}$$

조합오차를 다음과 같이 정의한다.

$$s(t) = \dot{e}(t) + \Lambda e(t). \tag{8}$$

여기서 $\Lambda : \Lambda = \Lambda^T > 0$ 는 positive definite 한 설계 대각행렬이다.

(6)-(8)을 (5)에 대입하면 다음과 같은 조합오차에 관한 동적방정식을 얻을 수 있다.

$$M_{RB} \dot{s} = -M_{RB} [\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] + f - d + u, \tag{9}$$

여기서

$$f(q, \dot{q}, \ddot{q}) = -M_A \ddot{q} - C_D \dot{q} - g. \tag{10}$$

AUV의 실제응용에 있어서 (10)의 M_a, C_d 및 g 성분은 잠수정의 강한 비선형 동적특성 및 바다환경의 불확실성으로 인하여 정확한 계수추정이 어렵다. 본 논문에서는 $f(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 를 모른다고 가정하고 신경회로망을 이용하여 이 비선형 불확실성을 모사하였다.

(4)를 이용하여 AUV의 조합오차 동적방정식 (9)는 다음과 같이 표시할 수 있으며

$$M_{RB}\dot{s} = -M_{RB}[\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] + W^T \phi(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \varepsilon_r - d + u, \quad (11)$$

여기서 $W \in \mathcal{R}^{N \times 6}$ 는 구축한 신경회로망의 이상적인 가중치 행렬, $\phi(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 는 구축한 기반함수 벡터, N 은 $\phi(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 의 차수다.

AUV에 대한 안정한 비선형 적응제어기를 설계하기 위하여 잠수정의 조합오차의 동적방정식 (9)와 신경회로망의 재구성오차 ε_r 에 대하여 다음과 같은 가정을 설정한다.

가정 1 : AUV의 동적특성에 내포된 (10)으로 표시되는 비선형 불확실성 $f(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 는 어떤 콤팩트 셋 $K \subset \mathcal{R}^6$ 에서 연속적인 함수다.

가정 2 : 신경회로망의 재구성오차와 AUV의 동적특성에 내포된 외란 성분의 크기는 미지의 상수값에 의하여 바운드된다. 즉, $\|\varepsilon_r - d\|_2 \leq \|\varepsilon_r\|_2 + \|d\|_2 \leq \varepsilon_{\min}$, 여기서 $\|\cdot\|_2$ 은 Euclidean norm을 의미하고 미지의 상수 ε_{\min} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\varepsilon_{\min} := \min_{\varepsilon \in \mathcal{R}} \{\varepsilon : \varepsilon \geq$$

$$\|\varepsilon_r(t)\|_2 + \|d(t)\|_2, \forall t > 0\}.$$

III. 신경회로망을 이용한 비선형 적응제어

AUV의 운동제어에서 가장 어려운 문제점은 AUV의 동적특성에 내포된 비선형 불확실성에서 야기된다. 본 논문에서는 신경회로망의 모사능력을 이용하여 이 비선형 불확실성을 모사한다.

(4)에 근거하여 구축한 신경회로망의 출력을 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\hat{f}(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \hat{W}^T \phi(q, \dot{q}, \ddot{q}), \quad (12)$$

여기서 \hat{W} 는 (4)에서 정의된 신경회로망의 가중치 W 의 추정 행렬이다. 비선형 불확실성 $f(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 를 모사하는 목적은 AUV의 조합오차 동적특성 (9)에서 이 성분을 제거하려는 데 있다. 따라서 제어입력을 다음과 같이 선정한다.

$$u = u_a - \hat{f}(q, \dot{q}, \ddot{q}), \quad (13)$$

여기서 제어입력의 부가성분 u_a 의 선정에 대해서는 다음에

토론한다. (12), (13)을 (11)에 대입하면

$$M_{RB}\dot{s} = -M_{RB}[\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] + \tilde{W}^T \phi(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \varepsilon_r - d + u_a, \quad (14)$$

여기서 $\tilde{W} = W - \hat{W}$ 는 신경회로망 가중치의 추정오차 행렬이다. (14)의 오른쪽 첫번째 항은 원하지 않는 동적특성으로 u_a 를 사용하여 이 성분을 소거한다. 미지의 상수에 의하여 바운드된 신경회로망 재구성 오차와 외란의 영향을 줄이기 위하여 u_a 는 또한 일정한 강인성을 가져야 한다. 결과적으로 u_a 는 다음과 같이 선정된다.

$$u_a = M_{RB}[\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] - u_{PD} - \hat{\varepsilon}_{\min} S', \quad (15)$$

여기서 선형피드백 제어성분 u_{PD} 는 다음과 같이 선정한다. $u_{PD} = K_{PD}s$, 여기서 $K_{PD} = \text{diag}\{a_1, \dots, a_6\}$ 이고 a_i 는 양의 설계계수다. 그리고

$$S' = \text{sat}(\|s\|_2 / \Phi) \cdot [\text{sgn}(s_1), \dots, \text{sgn}(s_6)]^T,$$

$$\text{sat}(\|s\|_2 / \Phi) = \begin{cases} 1, & \text{if } \|s\|_2 > \Phi \\ \|s\|_2 / \Phi, & \text{if } \|s\|_2 \leq \Phi \end{cases}$$

여기서 $\Phi > 0$ 는 슬라이딩모드 바운드층의 두께다[17].

(15)를 (14)에 대입하면 AUV의 조합오차 동적방정식은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$M_{RB}\dot{s} = -K_{PD}s + \tilde{W}^T \phi(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \varepsilon_r - d - \hat{\varepsilon}_{\min} S'. \quad (16)$$

정리 : (5)로 표시되는 비선형 시스템에 대하여 가정 1, 2가 성립하고 제어입력을 (13), (15)와 같이 선정하고 신경회로망의 가중치 및 미지의 상수 ε_{\min} 에 대한 추정치 갱신법칙을 다음과 같이 선정한다.

$$\dot{\hat{W}} = \phi(q, \dot{q}, \ddot{q})s^T - \alpha_1(\hat{W} - W_0), \quad (17)$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_{\min} = \|s\|_2^2 / \Phi - \alpha_2(\hat{\varepsilon}_{\min} - \varepsilon_0),$$

여기서 $\alpha_1, \alpha_2 > 0$ 및 W_0, ε_0 는 설계계수다. 이럴 경우 전체 시스템은 안정하며 아울러 조합오차 s 와 신경회로망의 가중치 추정오차 \tilde{W} 및 미지의 바운드에 대한 추정오차 $\tilde{\varepsilon}_{\min}$ 는 모두 UUB된다.

증명 : 다음과 같이 Lyapunov 함수를 선정한다.

$$V = 1/2 s^T M_{RB} s + 1/2 \text{tr}(\tilde{W}^T \tilde{W}) + 1/2 \tilde{\varepsilon}_{\min}^2, \quad (18)$$

여기서 $\tilde{\varepsilon}_{\min} = \varepsilon_{\min} - \hat{\varepsilon}_{\min}$ 은 바운드 ε_{\min} 에 대한 추정오차다. tr 은 행렬의 트레이스(trace)를 의미한다. (18)을 미분하고 (16)을 대입하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -s^T M_{RB} \dot{s} + tr(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \tilde{\epsilon}_{\min} \dot{\tilde{\epsilon}}_{\min} \\ &= -s^T K_{PD} s + s^T (\epsilon_r - d) - s^T \hat{\epsilon}_{\min} S' + \alpha_1 tr(\tilde{W}^T (\hat{W} - W_0)) \\ &\quad + s^T \tilde{W}^T \phi - tr(\tilde{W}^T \phi s^T) - \tilde{\epsilon}_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) \\ &\quad + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min} (\hat{\epsilon}_{\min} - \epsilon_0). \end{aligned} \tag{19}$$

임의의 벡터 $x, y \in \mathfrak{R}^n$ 에 대하여 $tr(xy^T) = x^T y = y^T x$ 이 항상 성립한다. 따라서 $s^T \tilde{W}^T \phi = tr(\tilde{W}^T \phi s^T)$, 결과적으로 (19)는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -s^T K_{PD} s + s^T (\epsilon_r - d) - s^T \hat{\epsilon}_{\min} S' + \alpha_1 tr(\tilde{W}^T (\hat{W} - W_0)) \\ &\quad - \tilde{\epsilon}_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min} (\hat{\epsilon}_{\min} - \epsilon_0) \\ &\leq -s^T K_{PD} s - \hat{\epsilon}_{\min} (\|s\|_2 / \Phi) \sum_{i=1}^6 |s_i| - \tilde{\epsilon}_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) \\ &\quad + \alpha_1 tr(\tilde{W}^T (\hat{W} - W_0)) + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min} (\hat{\epsilon}_{\min} - \epsilon_0) + \|s\|_2 \epsilon_{\min}, \\ &\leq -s^T K_{PD} s - \hat{\epsilon}_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) - \tilde{\epsilon}_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) \\ &\quad + \alpha_1 tr(\tilde{W}^T (\hat{W} - W_0)) + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min} (\hat{\epsilon}_{\min} - \epsilon_0) + \|s\|_2 \epsilon_{\min} \end{aligned}$$

위 부등식에서 $\|s\|_2 \leq \sum_i |s_i|$ 을 이용하였다. 위 수식을 계속 전개하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -s^T K_{PD} s + \|s\|_2 \epsilon_{\min} + \alpha_1 tr(\tilde{W}^T (-W + \hat{W} + W - W_0)) \\ &\quad - \epsilon_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min} (-\epsilon_{\min} + \hat{\epsilon}_{\min} + \epsilon_{\min} - \epsilon_0) \\ &= -s^T K_{PD} s + \|s\|_2 \epsilon_{\min} - \epsilon_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) - \alpha_1 tr(\tilde{W}^T \tilde{W}) \\ &\quad + \alpha_1 tr(\tilde{W}^T (W - W_0)) - \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min}^2 + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min} (\epsilon_{\min} - \epsilon_0) \\ &\leq -s^T K_{PD} s + \|s\|_2 \epsilon_{\min} - \epsilon_{\min} (\|s\|_2^2 / \Phi) - \alpha_1 \|\tilde{W}\|_F^2 \\ &\quad + \alpha_1 \|\tilde{W}\|_F \|W - W_0\|_F - \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min}^2 + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min} (\epsilon_{\min} - \epsilon_0) \\ &\leq -(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi) \|s\|_2^2 + \epsilon_{\min} \|s\|_2 - \alpha_1 \|\tilde{W}\|_F^2 \\ &\quad + \alpha_1 \|W - W_0\|_F \|\tilde{W}\|_F - \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min}^2 + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0) \tilde{\epsilon}_{\min}, \end{aligned} \tag{20}$$

여기서 $\|\cdot\|_F$ 는 Frobenius matrix norm 을 의미하며, $a_{\min} = \min\{a_1, \dots, a_6\}$ 이고 a_i 는 (15)에서 정의하였다.

궤적추적오차 s 의 바운드(20)을 재정리하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi) \|s\|_2^2 - \alpha_1 (\|\tilde{W}\|_F - \|W - W_0\|_F)^2 \\ &\quad + \alpha_1 \|W - W_0\|_F^2 / 4 - \alpha_2 (\tilde{\epsilon}_{\min} - (\epsilon_{\min} - \epsilon_0))^2 \\ &\quad + \epsilon_{\min} \|s\|_2 + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0)^2 / 4 \\ &\leq -(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi) \|s\|_2^2 + \alpha_1 \|W - W_0\|_F^2 / 4 \\ &\quad + \epsilon_{\min} \|s\|_2 + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0)^2 / 4, \end{aligned}$$

위 수식에서 $a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi > 0$, 따라서 다음식이 성립하면

$$\begin{aligned} \|s\|_2 &\geq \epsilon_{\min} \\ &+ \frac{\sqrt{\epsilon_{\min}^2 + (a_{\min} + \frac{\epsilon_{\min}}{\Phi})(\alpha_1 \|W - W_0\|_F^2 + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0)^2)}}{2(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)}, \end{aligned} \tag{21}$$

\tilde{W} 와 $\tilde{\epsilon}_{\min}$ 이 어떤 값을 가지더라도 항상 $\dot{V} \leq 0$ 이 성립한다.

신경회로망의 가중치 추정오차 \tilde{W} 의 바운드 (20)을 다음과 같이 재정리한다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -\alpha_1 \|\tilde{W}\|_F^2 + \alpha_1 \|W - W_0\|_F \|\tilde{W}\|_F + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0)^2 / 4 \\ &\quad - (a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi) (\|s\|_2 - \epsilon_{\min} / (2(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)))^2 \\ &\quad - \alpha_2 (\tilde{\epsilon}_{\min} - (\epsilon_{\min} - \epsilon_0) / 2)^2 + \epsilon_{\min}^2 / 4(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)^2 \\ &\leq -\alpha_1 \|\tilde{W}\|_F^2 + \alpha_1 \|W - W_0\|_F \|\tilde{W}\|_F + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0)^2 / 4 \\ &\quad + \epsilon_{\min}^2 / 4(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)^2. \end{aligned}$$

위 수식에서 $\alpha_1 > 0$, 따라서 다음식이 성립하면

$$\begin{aligned} \|\tilde{W}\|_F &\geq \|W - W_0\|_F / 2 \\ &+ \sqrt{\frac{\|W - W_0\|_F^2}{4} + \frac{\epsilon_{\min}^2}{4\alpha_1(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)} + \frac{\alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0)^2}{4\alpha_1}}, \end{aligned} \tag{22}$$

추적오차와 $\tilde{\epsilon}_{\min}$ 이 어떤 값을 가지더라도 항상 $\dot{V} \leq 0$ 이 성립한다.

미지의 바운드에 대한 추정오차 $\tilde{\epsilon}_{\min}$ 의 바운드 (20)을 다음과 같이 정리한다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -\alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min}^2 + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0) \tilde{\epsilon}_{\min} + \epsilon_{\min}^2 / 4(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)^2 \\ &\quad - (a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi) (\|s\|_2 - \epsilon_{\min} / (2(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)))^2 \\ &\quad - \alpha_1 (\|\tilde{W}\|_F - \|W - W_0\|_F / 2)^2 + \alpha_1 \|W - W_0\|_F^2 / 4 \\ &\leq -\alpha_2 \tilde{\epsilon}_{\min}^2 + \alpha_2 (\epsilon_{\min} - \epsilon_0) \tilde{\epsilon}_{\min} + \alpha_1 \|W - W_0\|_F^2 / 4 \\ &\quad + \epsilon_{\min}^2 / 4(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)^2 \end{aligned}$$

위 수식에서 $\alpha_2 > 0$, 따라서 다음식이 성립하면

$$\begin{aligned} |\tilde{\epsilon}_{\min}| &\geq \epsilon_{\min} - \epsilon_0 / 2 \\ &+ \sqrt{\frac{(\epsilon_{\min} - \epsilon_0)^2}{4} + \frac{\epsilon_{\min}^2}{4\alpha_2(a_{\min} + \epsilon_{\min} / \Phi)} + \frac{\alpha_1 \|W - W_0\|_F^2}{4\alpha_2}}, \end{aligned} \tag{23}$$

추적오차와 \tilde{W} 이 어떤 값을 가지더라도 항상 $\dot{V} \leq 0$ 이 성립한다.

결과적으로, 궤적추적오차와 신경회로망의 가중치 추정오

차 및 미지의 바운드에 대한 추정오차는 모두 UUB 되며 따라서 Lyapunov 안정성이론에 근거하여 전체 제어시스템은 안정함을 알 수 있다. ■

Remark 1: AUV의 동적특성은 일반적으로 구조적 불확실성(structured uncertainties)과/또는 비구조적 불확실성(unstructured uncertainties)의 영향을 받는다. 만약 (10)으로 표시되는 비선형 불확실성 $f(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 의 기함수 벡터 $\phi^*(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 를 정확히 알고 있다면 AUV의 동적특성은 구조적 불확실성(신경회로망의 이상적인 가중치 값)의 영향만 받는다. 그러나 실제로 주어진 미지의 함수의 기함수 벡터를 정확히 알 수 없으며 따라서 항상 비구조적 불확실성(신경회로망의 재구성 오차)이 존재하게 된다. 본 논문에서는 이 불확실성의 크기가 미지의 상수값에 의하여 바운드된다고 가정하고 전체 시스템의 안정성을 보장하는 비선형 적응제어기법을 제안하였다.

Remark 2: 많은 제어시스템의 실제응용에 있어서 이상적인 가중치 행렬 W 및 재구성오차와 외란 크기의 바운드 ϵ_{\min} 에 대하여 전혀 모르는 것은 아니다. 반대로, off-line 추정 등 기법을 이용하여 W, ϵ_{\min} 에 대한 대체적인 추정값을 얻을 수 있다. 이러한 경우, 설계계수 W_0 와 ϵ_0 는 W, ϵ_{\min} 의 초기 추정값으로 볼 수 있다. (21)~(23)에서 볼 수 있듯이 초기 추정오차가 작을수록 $\|s\|_2, \|\tilde{W}\|_F$ 및 $|\tilde{\epsilon}_{\min}|$ 이 작아진다.

Remark 3: (21)에서 볼 수 있듯이 설계계수 a_{\min} 및 슬라이딩 모드 바운드 층 두께 Φ 을 적당히 선정하면 궤적추적오차를 원하는 범위로 줄일 수 있다. 그러나 실제적으로 a_{\min} 을 너무 키우면 일종의 high-gain 제어구조를 유발하게 되며 Φ 을 너무 작게 하면 채터링(chattering)을 유발할 수 있는데 이 두 가지 경우 모두 실제응용에 있어 바람직하지 못하다. 따라서 이 계수들의 설정에 있어서 적당한 트레이드오프를 형성해야 한다.

Remark 4: 파라미터 갱신법칙 (17)의 첫번째 방정식에서 α_1 을 0으로 두면, 신경회로망의 가중치 갱신법칙은 $\dot{W} = \phi(q, \dot{q}, \ddot{q})s^T$ 으로 된다. 이것은 널리 잘 알려진 그래디언트 파라미터 추정기법으로 만약 신경회로망의 기함수 벡터 $\phi(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 이 persistency excitation 조건을 만족하면 신경회로망의 가중치는 이상적인 가중치값으로 충분히 수렴한다. 그러나 실제응용에 있어서 persistency excitation 조건을 항상 만족하기가 어려우며 따라서 구축한 신경회로망의 안정성을 보장하기 위하여 $-\alpha_1(\hat{W} - W_0)$ 성분을 첨가하였다.

IV. 모의실험

1. 두 층 신경회로망의 구조

구축한 신경회로망의 구조는 그림 1과 같이 두 층 구조를 가지며 기함수 벡터는 AUV의 물리적 성질에 근거하여 구성한다.

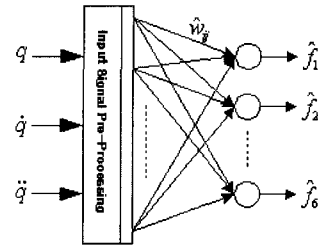


그림 1. 두 층 신경회로망 구조.

Fig. 1. Two-layer neural network structure.

AUV의 6 자유도 운동방정식 (5)에서 위치 및 자세각 벡터 q 는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$q = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi]^T, \quad (24)$$

여기서 x, y, z 는 위치, ϕ, θ, ψ 는 Euler 각(지구고정좌표계)을 의미한다.

일반적으로 수중로봇의 각 축 방향에서의 동적특성은 \dot{q}, \ddot{q} 와 Euler 각에 의하여 연결되어 있다. 여기서 (10)으로 표시되는 비선형 불확실성을 다시 고려하자. AUV의 물리적 성질[16]에 근거하여 중력 및 부력성분 g 는 ϕ 와 θ 의 사인(sinusoidal)함수와 관련이 있다. 따라서 기함수벡터에서 중력 및 부력성분에 상응한 ϕ_3 는 다음과 같이 선정한다.

$$\phi_3 = [G^T (G \otimes G)^T]^T, \quad (25)$$

여기서 $G = [\sin \phi \ \sin \theta \ \cos \phi \ \cos \theta]^T$, \otimes 는 Kronecker product를 의미한다. 그리고 부가질량성분은 잠수정의 가속도와 관련이 있고 항력, 원심력 및 Coriolis 힘은 잠수정의 속도와 관련이 있다. 이에 상응한 기함수 벡터 ϕ_1 및 ϕ_2 는 다음과 같이 선정한다.

$$\phi_1 = \ddot{q}, \quad \phi_2 = [\dot{q}^T (\dot{q} \otimes \dot{q})^T]^T. \quad (26)$$

결과적으로 신경회로망의 기함수 벡터는 다음과 같이 선정한다.

$$\begin{aligned} \phi(q, \dot{q}, \ddot{q}) &= [\phi_1^T \ \phi_2^T \ \phi_3^T]^T \\ &= [\ddot{q}^T \ \dot{q}^T (\dot{q} \otimes \dot{q})^T \ G^T (G \otimes G)^T]^T. \end{aligned} \quad (27)$$

지금까지 출간된 수중로봇의 제어기설계에 관한 많은 문헌들에서는 모두 잠수정 속도의 2차성분까지만 고려하였고 고차성분은 정확한 계수추정이 어렵고 또 크기가 상대적으로 작기 때문에 모두 무시하였다. (27)과 같은 기함수 벡터의 구조는 실제응용에 있어서 여러 가지 성능을 만족하기 위하여 적당한 변형이 필요하다.

2. 모의실험 결과

본 논문에서 제안한 제어기의 성능평가를 위하여 (5)로

표시되는 AUV의 운동모델에서 M_A, C_D 및 g 의 구조, 형태 및 크기를 모른다고 가정하고 AUV의 궤적추적제어에 대하여 모의실험을 수행하였다. 모의실험에 사용된 AUV 모델은 한국해양연구원 안전시스템연구소에서 연구, 제작중인 SAUV(semi-autonomous underwater vehicle)[18]의 6-DOF 비선형 모델을 적용하였다. SAUV는 선미부에 부착된 4개의 수평추진기를 이용하여 잠수정의 운동을 제어한다. 따라서 제어입력토크는 다음과 같은 형태를 가진다.

$$\tau = [\tau_x, 0, 0, 0, \tau_\theta, \tau_\psi]^T, \quad (28)$$

여기서 τ_x, τ_θ 및 τ_ψ 는 프로펠러의 회전속도를 매개변수로 하여 서로 연성(coupling)되어있다.

본 모의실험에서는 AUV의 x 축상에서의 변속직선운동에 대하여 궤적추적제어를 수행하였으며 원하는 궤적은 다음과 같은 형태로 설정하였다.

$$\dot{q}_d = [2.5 + \sin \omega t, 0, 0, 0, 0, 0]^T. \quad (29)$$

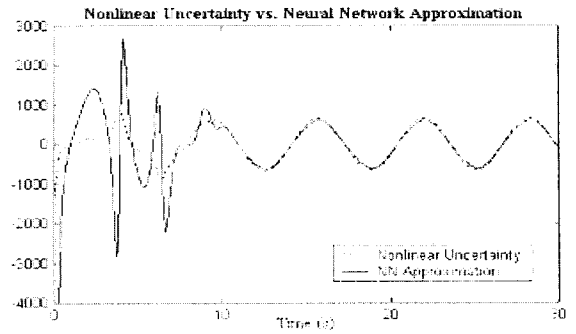
모의실험에 사용된 계수들은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Lambda &= \text{diag}\{0.5, 0.5, 0.5, 1, 1, 1\}, \\ K_{pd} &= \text{diag}\{200, 0, 0, 0, 300, 300\}, \\ K_m &= \text{diag}\{600, 0, 0, 0, 50, 50\}, \\ \Phi_1 &= 0.01, \Phi_5 = \Phi_6 = 0.005, \Phi_2 = \Phi_3 = \Phi_4 = 0, \end{aligned} \quad (30)$$

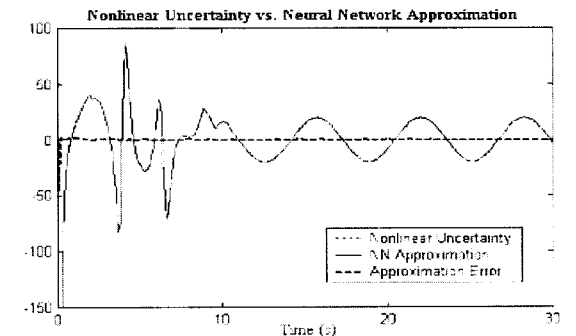
여기서 K_m 는 슬라이딩 모드 절환 계인 행렬이고, Φ_i 는 슬라이딩 모드 바운드층의 두께다. 그리고 (29)에서 $\omega = 1\text{Hz}$ 로 하였다.

수행한 모의실험 결과는 그림 2와 3에서 표시한 바와 같다. 본 모의실험에서 계산의 편의를 위하여 추진기 동력학을 고려하지 않았다. 그림 2에서는 (10)으로 표시되는 비선형 불확실성 $f(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 의 x 축상의 성분 및 피치 방향의 성분에 대하여, SAUV의 실험계수를 사용하여 계산한 실제 값과 신경회로망의 출력을 비교하였다. 그림에서 보다시피 시간이 흐름에 따라 신경회로망은 점차적으로 비교적 정확하게 비선형 불확실성을 모사함을 알 수 있다.

신경회로망의 모사능력이 궤적추적제어에 주는 영향을 관찰하기 위하여 두 가지 모의실험을 수행하여 결과를 비교 분석하였다. 하나는 제안한 기법을 사용하였고 다른 하나는 선형 피드백제어와 슬라이딩 모드제어를 결합하였다. 그림 4에서 보다시피 신경회로망을 사용할 경우 훨씬 정확한 추적성능을 얻을 수 있음을 관찰할 수 있었다. 특히 그림 3(b)에서 피드백제어와 슬라이딩 모드제어만 사용하였을 경우 z 축 방향 즉 수직방향에서의 추적오차가 발산하는 현상을 볼 수 있는데, 이 현상은 (28)식과 같은 열악한 동작환경에서 피드백제어와 슬라이딩 모드제어만으로는 피치각에 대한 정확한 제어가 불가능함을 보여준다.



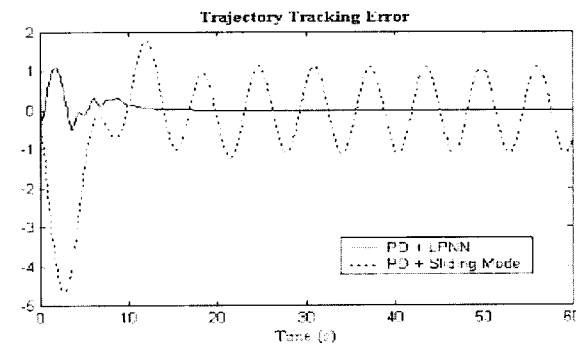
(a)



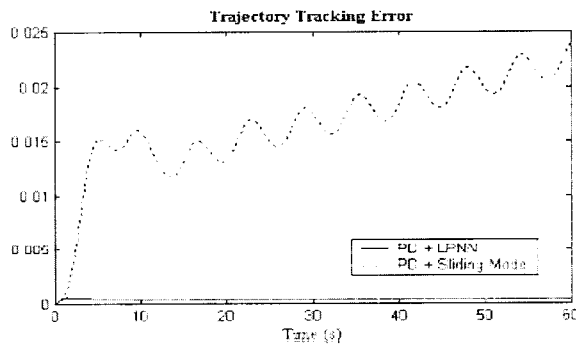
(b)

그림 2. 비선형 불확실성 및 그에 대한 신경회로망의 모사능력. (a) x 축상의 불확실성 경우 (b) 피치 방향의 불확실성 경우.

Fig. 2. Nonlinear uncertainties and their approximations by neural network. (a) Uncertainty in the dynamics of x axis. (b) Uncertainty in pitch dynamics.



(a)



(b)

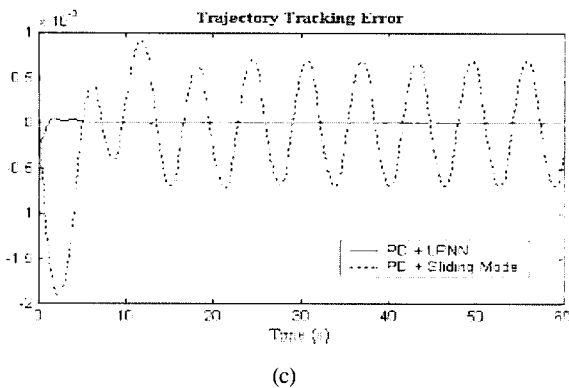


그림 3. 선형 피드백과 슬라이딩 모드의 결합 및 선형 피드백과 신경회로망의 결합 두 가지 경우의 궤적추적 제어 성능의 비교.

Fig. 3. Tracking performance comparison between linear feedback + sliding mode and linear feedback + neural network. (a) Along x axis. (b) Along z axis. (c) Along pitch axis.

그러나 제안한 기법을 사용할 경우 피치 방향의 운동모델에 존재하는 비선형 불확실성을 비교적 정확하게(그림 2(b)) 모사함으로써 z 축 방향에서의 추적오차를 작은 값의 범위내로 바운드 시킬 수 있음을 알 수 있다.

결과적으로, 미지의 함수에 대한 모사능력을 소유한 신경회로망을 AUV의 운동제어에 적용할 경우 AUV의 운동모델에 존재하는 비선형 불확실성의 영향을 보상할 수 있으며 따라서 전체 제어시스템의 적응능력 및 학습능력을 향상시킬 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 비선형 불확실성을 내포한 AUV를 대상으로, 신경회로망을 이용한 비선형 적응제어기법을 제안하였다. 사용한 신경회로망은 두 층 구조를 가지며 기반함수 벡터는 AUV의 물리적 성질에 근거하여 구축하였다. 신경회로망의 재구성 오차와 시스템의 외란이 미지의 상수에 의하여 바운드된다는 가정하에서 이 미지의 상수에 대한 일정한 추정기법을 슬라이딩 모드제어기와 결합하여 안정한 제어기를 설계하였으며, 궤적추적오차와 신경회로망의 가중치 추정오차 및 미지의 바운드에 대한 추정오차의 바운드에 대한 수식을 유도하므로 제어기 성능과 각 설계계수들 사이의 관계에 대하여 진일보 밝혔다. 모의실험 결과에 대한 비교 분석을 통하여 제안한 제어기법은 비선형 불확실성에 대한 적응능력 및 학습능력을 가짐을 알 수 있으며, 따라서 정확한 계수추정이 어려운 AUV와 같은 비선형 시스템의 운동제어에 적합하다는 결론을 얻을 수 있다.

신경회로망을 이용한 제어기법을 실제에 적용할 경우 신경회로망의 가중치 갱신법칙을 적절하게 선정하여 전체 시스템의 안정성을 보장할 수 있으나, 신경회로망의 비선형 불확실성에 대한 모사능력을 충분히 활용하기 위하여서는 구축한 신경회로망의 기반함수벡터가 적당한 활성화 조건을 만족해야 한다. 따라서 본 논문에서 제안한 제어기법을 실제에 적용하기 위하여 구축한 기반함수벡터의 활성화방안에

대한 추후연구가 필요할 것으로 본다.

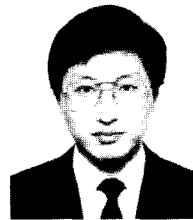
참고문헌

- [1] S. K. Choi and J. Yuh, "Experimental study on a learning control system with bound estimation for underwater robots," *Int. Journal of Autonomous Robots*, Vol. 3, pp. 187-194, 1996.
- [2] G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function," *Mathematics of Control, Signals and Systems*, Vol. 2, pp. 303-314, 1989.
- [3] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," *Neural Networks*, Vol. 2, pp. 359-366, 1989.
- [4] K. I. Funahashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks," *Neural Networks*, Vol. 2, pp. 183-192, 1989.
- [5] F. Girosi and T. Poggio, "Networks and the best approximation property," *Biological Cybernetics*, 63, pp. 169-176, 1990.
- [6] K. P. Venugopal, R. Sudhakar, and A. S. Pandya, "On-line learning control of autonomous underwater vehicle using feedforward neural networks," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 17, No. 4, pp. 308-319, October 1992.
- [7] Yuh, J., "Learning control for underwater robotic vehicles," *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 39-46, 1994.
- [8] K. Ishii, T. Fujii, and T. Ura, "An On-line adaptation method in a neural network based control system for AUV's," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 20, No. 3, pp. 221-228, July 1995.
- [9] N. E. Leonard, "Control synthesis and adaptation for an underactuated autonomous underwater vehicle," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 20, No. 3, pp. 211-220, July 1995.
- [10] E. B. Kosmatopoulos, M. M. Polycarpou, M. A. Christodoulou, and P. A. Ioannou, "High-order neural network structures for identification of dynamical systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 6, No. 2, pp. 422-431, March 1995.
- [11] M. M. Polycarpou and P. A. Ioannou, "Neural networks as On-line approximators of nonlinear systems," *Proc. 31st Conference on Decision and Control*, pp. 7-12, 1992.
- [12] R. M. Sanner and J. J. E. Slotine, "Gaussian networks for direct adaptive control," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 6, pp. 837-863, November 1992.
- [13] F. L. Lewis, K. Liu, and A. Yesildirek, "Neural net robot controller with guaranteed tracking performance," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 6, No. 3, pp. 703-715, May 1995.
- [14] M. M. Polycarpou, "Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems," *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 41, No. 3, pp. 447-451, March 1996.
- [15] J. Q. Gong, B. Yao, "Neural network adaptive robust control of nonlinear systems in semi-strict feedback form," *Automatica*, Vol. 37, pp. 1149-1160, 2001.
- [16] T. I. Fossen, *Guidance and Control of Ocean Vehicles*, John Wiley & Sons, 1994.
- [17] Slotine, J. J. E., and Li, W., *Applied Nonlinear Control*, New Jersey, Prentice-Hall, 1991.
- [18] S. W. Hong *et al.*, "Development of technologies for navigation and manipulator system of a Semi-autonomous underwater vehicle", Tech. Rep. 99-M-DU-21-C-01, KORDI, Daejeon, Korea, 2000(in Korean).



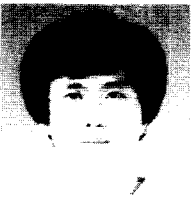
이 계 흥

1991년 중국 길림대학교 물리학부 졸업.
1999년 충남대학교 전자공학과 (공학석사). 1999년~현재 충남대학교 전자공학과 박사과정 재학중. 관심분야: 신경회로망, 적응제어, 로보틱스 및 비선형제어.



이 판 목

1960년 6월 17일생. 1983년 한양대학교 기계공학과 (공학사). 1985년 한국과학기술원 기계공학과 (공학석사). 1998년 한국과학기술원 기계공학과 (공학박사). 1985년~현재 한국해양연구원 해양시스템안전연구소 책임연구원. 관심분야: 수중로봇 제어, DSP를 이용한 수중 초음파 신호처리, 슬라이딩 모드 제어, 수중 항법 알고리즘, 수중 통신 시스템.



이 상 정

1957년 8월 15일생. 1979년 서울대학교 전자공학과 졸업. 1981년 서울대학교 전자공학과(공학석사). 1987년 서울대학교 제어계측공학과(공학박사). 1988년~현재 충남대학교 전자공학과 교수. 관심분야: 강인제어, GPS 수신기 설계 등임.