

신경회로망 기반의 적응제어기를 이용한 AUV의 운동 제어

이계홍* · 이관목* · 이상정**

*한국해양연구원 해양시스템안전연구소 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, Daejeon, Korea

**Department of Electronics Engineering, Chungnam National University, Daejeon, Korea

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 the basis function vector of network is constructed according to the AUV's physical properties. A sliding mode control scheme is introduced to attenuate the effects of the neural network's reconstruction errors and the disturbances in AUV's dynamics. Using Lyapunov theory, the stability of the presented control system is guaranteed as well as the uniformly boundedness of tracking errors and neural network's weights estimation errors. Finally, 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 향상을 위한 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 계수 추정이 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 제어기법을 UUV(unmanned underwater vehicle)의 다이빙 및 방향기 제어에 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(이관목과 이종식, 1994; Yuh, 1994; Fujii and Ura, 1990; Ishii et al., 1995). 문헌(이관목과 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 가중치갱신에 필요한 자료비안을 계산하였다. Yuh(1994)는 신경회로망의 출력을 직접 수중로봇의 제어 입력으로 하고, 신경회로망의 출력오차가 수중로봇의 속도오차에 정비례한다고 가정하고 역전파알고리즘을 사용하여 신경회로망의 각층 사이의 가중치 값들을 갱신하였으며, 신경회로망의 수렴성능을 개선하기 위하여 역전파알고리즘에 회귀예측오

제1저자 이계홍 연락처: 대전광역시 유성구 장동 171

042-868-7532 ghlee@kriso.re.kr

차기법을 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 제어기 신경회로망의 각층사이의 가중치 값들을 역전파알고리즘을 이용하여 획득하고, 이 가중치 값들을 실제 시스템의 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 동적화 및 제어기법에 도입하였다.

본 논문에서는 LPNN을 이용한 AUV의 안정한 비선형 적응 제어 기법을 제안하였다. 사용한 신경회로망은 문헌(Lewis et al., 1995)에서 제시한 구조와 유사한 특성을 가지며 신경회로망의 기반함수(basis functions)는 AUV의 물리적 성질에 근거하여 구축하였다. 실제 응용에 있어서 신경회로망의 입력층과 은닉층 사이의 최적의 가중치 값들(Polycarpou and Ioannou, 1992; Sannar and Slotine, 1992) 또는 기반함수(Lewis et al., 1995; Polycarpou, 1996)를 정확히 유출하기가 상당히 어렵다. 따라서 신경회로망을 이용하여 시스템의 미지의 동적모델을 모사할 경우 항상 재구성오차(reconstruction error)가 존재하게 된다. 이러한 신경회로망의 재구성오차 및 시스템의 동적모델에 존재하는 외란성분의 영향을 보상하기 위하여 슬라이딩 모드 제어기를 신경회로망과 병행시켰다. Lyapunov 법을 이용하여 설계된 시스템의 궤적추적오차와 신경회로망의 가중치 추정오차가 바운드 됨을 증명하였으며 따라서 시스템의 안정성을 보장할 수 있었다. 설계된 제어기를 이용하여 비선형 불확실성을 갖는 AUV의 운동제어에 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 자세각 벡터이고, $M \in R^{6 \times 6}$ 는 부가 질량을 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.

수식 (1)에서 질량행렬 $M(q)$ 는 다음과 같이 두 가지 성분으로 나눌 수 있다.

$$M(q) = M_{RB} + M_A(q) \quad (2)$$

여기서 $M_{RB} = \text{diag}\{m, \dots, m\}$ 는 AUV의 강체(rigid-body)질량행렬로 AUV의 설계 및 조립이 끝나면 정확히 측정 가능하지만, 부가질량행렬 M_A 는 AUV의 작업조건 및 부가물 부착상태에 따라 변하므로 정확한 추정이 어렵다.

원하는 궤적 $q_d \in R^6$ 에 대하여 궤적추적오차는 다음과 같이 표시할 수 있으며

$$e(t) = q(t) - q_d(t) \quad (3)$$

조합오차를 다음과 같이 정의한다.

$$s(t) = \dot{e}(t) + \Lambda e(t) \quad (4)$$

여기서 Λ 는 positive definite한 상수 대각행렬이다.

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

$$M_{RB} \dot{s} = -M_{RB}[\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] + F - u_d + u \quad (5)$$

$$\text{여기서 } F = -M_A \ddot{q} - C_D \dot{q} - g(q). \quad (6)$$

무인잠수정의 실제 응용에 있어서 (6)식의 오른쪽에 있는 M_A , C_D 및 g 성분은 불확실성으로 인하여 정확한 파라미터 추정이 어렵다. 본 논문에서는 F 를 모른다고 가정하고 LPNN을 이용하여 이 미지의 방정식을 모사하였다.

문헌(Girosi and Poggio, 1989)에 근거하여 임의의 함수 $f(x) \in C(K)$ 는 다음과 같은 형태로 표시 가능하다.

$$f(x) = W^T \sigma^*(x) \quad (7)$$

여기서 $C(K)$ 는 어떤 compact set K 에서 정의된 모든 실수 값을 갖는 연속적인 함수들로 구성된 Banach space이고, W 는 신경회로망의 "이상적인" 가중치 값으로 상수 값을 가지며, $\sigma^*(x)$ 는 $f(x)$ 의 basis function 벡터다.

실제적으로 신경회로망을 이용하여 미지의 함수를 모사할

경우 신경회로망의 기반함수벡터를 구축하기가 상당히 어렵다. 정확한 기반함수벡터를 구축하려면 모사할 미지의 방정식에 대한 여러 가지 정보가 필요하다(Sannar and Slotine, 1992). 이러한 정보가 실제적으로 만족되기 어려우므로, 신경회로망의 실제응용에 있어서 구축한 기반함수와 실제 기반함수사이의 차이로 인한 오차성분이 존재하며, 이 오차를 신경회로망의 재구성오차라 한다. 따라서 (7)식을 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$f(x) = W^T \sigma(x) + \varepsilon_{err} \quad (8)$$

여기서 $\sigma(x)$ 는 실제 구축한 신경회로망의 “기반함수”벡터이고, W 는 그에 상응한 신경회로망의 미지의 가중치 행렬이며, ε_{err} 는 신경회로망의 재구성오차다.

(8)식을 이용하여 (5)식을 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$M_{RB} \dot{s} = -M_{RB} [\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] + W^T \sigma(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \varepsilon_{err} - u_d + u \quad (9)$$

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

가정 1: $F \in C^6(K)$.

여기서 $C^6(K)$ 는 어떤 compact set K 에서 정의된 모든 실수 값을 갖는 6자유도의 연속적인 함수들로 구성된 Banach space 이다.

가정 2: $\|u_d\|_{\max} \leq d_{\max}$.

여기서 $\|u_d\|_{\max} = \sup |u_{di}|$, $i=1, \dots, 6$, d_{\max} 는 기지의 양의 상수이다.

가정 3: $\|\varepsilon_{err}\|_{\max} \leq \varepsilon_{\max}$.

여기서 ε_{\max} 는 기지의 양의 상수이다.

AUV의 조합오차 동적특성 (9)식에 대하여 우리의 제어목적은 비선형 불확실성 $W^T \sigma(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 의 영향을 제거하고 신경회로망의 재구성오차와 외란성분의 영향을 보상하여 궤적추적오차가 원하는 범위로 수렴하게 하는 것이다. 그리고 (9)식의 오른쪽 첫 번째 성분도 조합오차의 원하지 않는 동적특성으로 제어입력을 이용하여 제거한다. 설계된 제어기 구조는 Fig. 1과 같으며 AUV의 제어입력은 다음과 같다.

$$u = M_{RB} [\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] + u_{PD} + u_{rb} + u_{ad} \quad (10)$$

$$= M_{RB} [\ddot{q}_d - \Lambda(\dot{q} - \dot{q}_d)] - K_{PDS} - K_{rb}S - \widehat{W}^T \sigma(\cdot)$$

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 절환 게인 행렬 K_{rb} 는 다음과 같이 선택한다.

$$K_{PD} = \text{diag}\{a_1, \dots, a_6\}, \quad K_{rb} = \text{diag}\{b_1, \dots, b_6\} \quad (11)$$

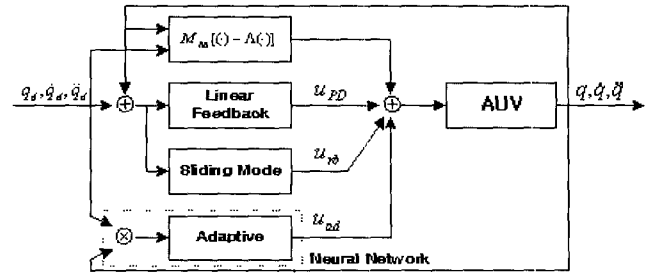


Fig. 1 The structure of the neural-net based adaptive controller

여기서 $\min(b_i) \geq d_{\max} + \varepsilon_{\max}$, $a_1 \sim a_6$ 은 양의 값을 갖는 제어기 설계 파라미터다.

(10)식을 (9)식에 대입하면

$$M_{RB} \dot{s} = -K_{PD}s + \widehat{W}^T \sigma(q, \dot{q}, \ddot{q}) - \varepsilon_{err} - u_d - K_{rb}S \quad (12)$$

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

정리 (1)식으로 표시되는 비선형 시스템에 대하여 가정 1~3이 성립하고, (10)식과 같은 제어법칙에 대하여 게인 행렬 K_{PD} , K_{rb} 를 (11)식과 같이 선정하고, 신경회로망의 가중치 갱신이 다음과 같은 적응법칙을 따르면

$$\dot{\widehat{w}}_{ij} = -s_i \sigma_j(q, \dot{q}, \ddot{q}), \quad i=1, \dots, 6, \quad j=1, \dots, n, \quad (13)$$

여기서 n 은 $\sigma(\cdot)$ 의 차원이다.

궤적추적오차 s 와 신경회로망 가중치 추정오차 \widehat{w}_{ij} 는 항상 바운드 되며 특히 궤적추적오차 s 는 0으로 수렴한다.

증명 AUV의 조합오차 동적특성 (12)식을 다음과 같은 스칼라 형식으로 표시할 수 있다.

$$m \dot{s}_i = -a_i s_i + \sum_{j=1}^n \widehat{w}_{ij} \sigma_j(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \varepsilon_{err} - u_{di} - b_i \text{sgn}(s_i) \quad (14)$$

where $i=1, 2, \dots, 6$

궤적추적오차와 신경회로망 가중치 추정오차의 수렴성을 관찰하기 위하여 Lyapunov 함수를 다음과 같이 설정한다.

$$V = \sum_{i=1}^6 \left(\frac{1}{2} m s_i^2 + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \widehat{w}_{ij}^2 \right) \quad (15)$$

(15)식을 미분하면

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^6 \left(m s_i \dot{s}_i + \sum_{j=1}^n \widehat{w}_{ij} \dot{\widehat{w}}_{ij} \right) \quad (16)$$

(12)식과 (13)식을 (16)식에 대입하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \sum_{i=1}^6 \left(-a_i s_i^2 + s_i \sum_{j=1}^3 \tilde{w}_{ij} \sigma_j(\dot{q}, \ddot{q}) \right. \\ &\quad \left. - s_i [u_{di} - \varepsilon_{err i} + b_i \text{sgn}(s_i)] + \sum_{j=1}^3 \tilde{w}_{ij} \hat{w}_{ij} \right) \\ &= \sum_{i=1}^6 (-a_i s_i^2 - s_i [u_{di} - \varepsilon_{err i} + b_i \text{sgn}(s_i)]) \end{aligned} \quad (17)$$

그런데 $\min(b_i) \geq d_{\max} + \varepsilon_{\max}$, 따라서 가정 2,3에 근거하여 다음과 같은 수식이 성립됨을 알 수 있다.

$$\text{sgn}[u_{di} - \varepsilon_i + b_i \text{sgn}(s_i)] = \text{sgn}(s_i)$$

따라서 (17)식은 다음과 같이 된다.

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^6 (-a_i s_i^2 - s_i \text{sgn}(s_i)) \leq 0 \quad (18)$$

(18)식의 두 번째 부등식에서 등호는 모든 $i=1, \dots, 6$ 에 대하여 $s_i=0$ 일 때만 성립된다. 따라서 Lyapunov 안정성이론에 근거하여 (15)식으로 정의된 Lyapunov 함수는 항상 바운드되며 특히 궤적추적오차 s 는 항상 0으로 수렴함을 알 수 있다.

Remark 1: 일반적으로 비선형 시스템의 운동모델에 대하여 정확한 수식적 표현이 어렵고 시스템의 동작환경 및 계측오차 등 요인으로 항상 불확실성이 존재하며 이 불확실성은 일반적으로 구조적 불확실성(structured uncertainties)과 비구조적 불확실성(unstructured uncertainties)으로 나뉜다. 본 논문의 경우, (6)식으로 표시되는 불확실성을 구조적 불확실성(신경회로망)과 비구조적 불확실성(신경회로망의 재구성오차)으로 나누고 (13)식과 같은 신경회로망 가중치 갱신법칙을 이용하여 구조적 불확실성을 모사하였으며 슬라이딩 모드 기법을 도입하여 비구조적 불확실성의 영향을 보상하였다.

Remark 2: 구축한 신경회로망의 “기반함수” $\alpha(\cdot)$ 가 PE(persistently exciting) 조건 즉 다음과 같은 수식을 만족하면

$$\int_t^{t+T} \alpha(\cdot) \sigma^T(\cdot) d\tau \geq a_1 I, \quad a_1 > 0 \quad (19)$$

신경회로망의 가중치 추정 값 \hat{W} 는 “이상적인” 가중치 값 W 로 수렴한다. 그러나 실제로 많은 시스템은 여러 가지 동작환경 및 자체구조의 제약을 받으며 따라서 이와 같은 PE 조건을 만족하기가 상당히 어렵다. 다행으로, 제어목적의 시스템설계에 있어서 파라미터 등 시스템의 변수들이 발산하지 않는 전제하에서 신호의 추적오차를 원하는 범위로 수렴시키는데 목적을 둔다. 본 논문에서도 신경회로망의 가중치 값들이 바운드되는 전제하에서 AUV의 궤적추적오차를 줄이는데 초점을 맞췄다.

3. AUV의 운동제어

제안된 제어기법을 이용하여 변속직선운동을 하는 AUV의 궤적추적제어에 대해 수치 시뮬레이션을 수행하여 설계된 제어기 성능을 검토하였다. 시뮬레이션에 사용한 무인잠수정의 모델은 한국해양연구원에서 연구개발중인 SAUV (semi-autonomous underwater vehicle)(홍석원 외, 2000)의 6자유도 비선형 운동모델을 이용하였다. SAUV의 외형, 운동모델 및 파라미터 값들은 부록을 참조한다.

실제적으로 무인잠수정의 모델링에 있어서 계측설비 및 동작환경에 대한 정확한 예측의 어려움 등 제약조건으로 무인잠수정의 정확한 파라미터들을 추정하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 (6)식으로 표시되는 SAUV의 부가질량, 원심력, 항력 및 부력 등 성분들을 모른다고 가정하고 신경회로망을 이용하여 이 불확실성을 모사하였다.

3.1 신경회로망의 구성

본 시뮬레이션에서 사용한 신경회로망의 구조는 문헌(Lewis et al., 1995)에서 사용한 신경회로망과 유사한 2계층구조를 가진다. 즉, 신경회로망의 출력은 기반함수들의 선형조합으로 표시할 수 있다. 기반함수 벡터는 AUV의 운동모델의 물리적 성질에 근거하여 선정한다.

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

$$q = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi]^T \quad (20)$$

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

지금까지 나온 무인잠수정에 관한 많은 문헌(Cristi et al., 1990; Fossen, 1994; Healey and Lienard, 1993; Lee et al., 1999)에서 잠수정의 부가질량, 원심력 및 항력에 관한 파라미터들은 속도의 2차 성분, 가속도의 1차 성분만 고려하였다. 그러나 실제로 잠수정의 운행상황 및 동작환경에 근거하여 속도 및 가속도의 고차 성분을 무시할 수 없을 경우가 종종 있다. 이러한 원인으로 본 논문에서는 AUV의 속도의 3차 성분 및 가속도의 2차 성분까지 고려하여 잠수정의 궤적추적을 제어하고자 다음과 같이 신경회로망의 기반함수 벡터를 선정한다.

$$\alpha(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \begin{bmatrix} q^T (q \otimes q)^T & \dot{q}^T (\dot{q} \otimes \dot{q})^T \\ (\dot{q} \otimes \dot{q} \otimes \dot{q})^T & \ddot{q}^T (\ddot{q} \otimes \ddot{q})^T \end{bmatrix} \quad (21)$$

여기서 기호 \otimes 는 Kronecker product를 표시한다.

3.2 시뮬레이션 결과

제안된 제어기의 성능을 평가하기 위하여 (1)식으로 표시되는 AUV의 운동모델에서 부가질량행렬 M_A , 항력, 원심력 및

Coriolis힘을 포함하는 행렬 C_D , 중력 및 부력 벡터 g 의 구조, 형태 및 크기를 모른다는 전제하에서 AUV의 궤적추적제어에 대하여 수치 시뮬레이션을 수행하였다.

수치시뮬레이션에 사용된 SAUV모델(부록 A.1을 참조)은 선미부에 부착된 4개의 수평추진기를 이용하여 잠수정의 운동을 제어한다. 따라서 부록 A.2의 SAUV의 운동방정식에서 표시되는 추진력 $\tau_x, \tau_y, \tau_z, \tau_\phi, \tau_\theta, \tau_\psi$ 는 다음과 같은 관계를 갖는다(홍석원 외, 2000).

$$\begin{aligned}\tau_x &= 0.07206(\eta-1) + 0.004821(\eta-1)^2 + 0.000961(\eta-1)^3 - 0.000234(\eta-1)^4 \\ \tau_\phi &= -0.000701(\eta-1) - 0.000536(\eta-1)^2 - 0.000207(\eta-1)^3 + 0.00082(\eta-1)^4 \\ \tau_\psi &= 0.000472(\eta-1) + 0.000612(\eta-1)^2 + 0.000168(\eta-1)^3 - 0.000094(\eta-1)^4 \\ \tau_y &\approx \tau_z \approx \tau_\theta \approx 0\end{aligned}$$

여기서 $\eta = \frac{n}{n_c} \frac{U}{U_c}$ 는 전진비고, n_c 와 U_c 는 조종운동을 시작하기 전 직진 상태에서의 프로펠러 회전수 및 전진속도이다.

본 시뮬레이션에서는 AUV의 x 축 상에서의 변속직선운동에 대하여 궤적추적제어 시뮬레이션을 수행하였으며 원하는 궤적은 다음과 같은 형태로 설정하였다.

$$\dot{q}_d(t) = [2.5 + \sin(w_d t), 0, 0, 0, 0, 0]^T \quad (23)$$

과도한 채터링을 방지하기 위하여 슬라이딩 모드 제어기 출력을 $u_{rb} = K_{rb} \text{sgn}(s)$ 대신에 $u_{rb} = K_{rb} \text{sat}(s/\Phi)$ 를 사용하였다. 여기서

$$\begin{aligned}\text{sat}(s/\Phi) &= [\text{sat}(s_1/\Phi_1), \dots, \text{sat}(s_6/\Phi_6)]^T \\ \text{where } \text{sat}(s_i/\Phi_i) &= \begin{cases} \text{sgn}(s_i), & |s_i| \geq \Phi_i \\ s_i/\Phi_i, & |s_i| < \Phi_i \end{cases}\end{aligned} \quad (24)$$

AUV의 운동모델에서 모델링하지 않은 유체 외력, 잠수정의 선체와 수상 지원선을 연결하는 광케이블 등에 기인하는 외란 성분을 다음과 같이 모델링 하였다.

$$u_d = \begin{bmatrix} 0.05 \cdot |F_1| \sin(10 \cdot w_d t) \\ \vdots \\ 0.05 \cdot |F_6| \sin(10 \cdot w_d t) \end{bmatrix} \quad (25)$$

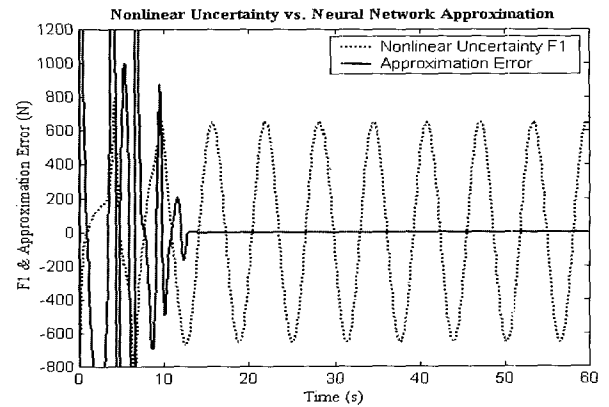
여기서 $F = [F_1, \dots, F_6]^T$ 는 (6)식으로 정의되는 AUV 운동모델의 불확실성 벡터로 부록에서 주어진 파라미터 값들을 이용하여 대체적인 값들을 사전에 계산할 수 있다. 또한 부록에서 주어진 파라미터 값들에 근거하여 선형 피드백 게인행렬 K_{PD} , 슬라이딩 모드 전환 게인행렬 K_{rb} 및 경계층의 두께(boundary layer thickness) Φ 는 다음과 같이 선정한다.

$$\begin{aligned}K_{PD} &= \text{diag}\{200, 0, 0, 0, 300, 300\} \\ K_{rb} &= \text{diag}\{80, 0, 0, 0, 50, 50\} \\ \Phi_1 &= 0.02, \quad \Phi_5 = \Phi_6 = 0.005, \quad \Phi_2 = \Phi_3 = \Phi_4 = 0\end{aligned}$$

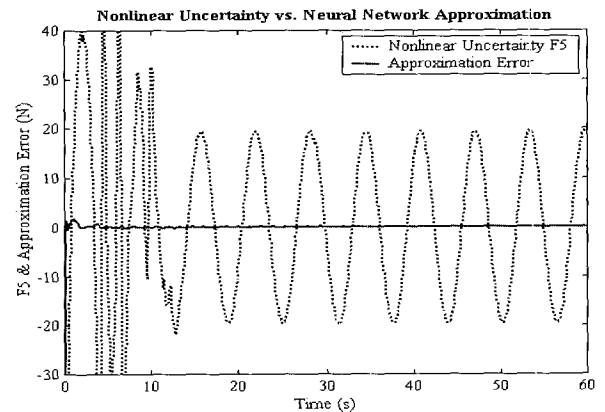
슬라이딩 모드 전환 게인행렬은 위에서 계산한 불확실성 F 와 외란성분 u_d 의 크기 보다 큰 값으로 선정하였다. 원하는 궤적 (23)식에서 주파수는 $w_d = 1\text{Hz}$ 로 하였다.

수행한 시뮬레이션 결과는 Fig. 2와 Fig. 3에서 표시한바와 같다. 본 시뮬레이션에서 계산의 편의를 위하여 추진기 동력학을 고려하지 않았다. Fig. 2에서는 (6)식으로 정의된 비선형 불확실성벡터 F 의 x 축 상에서의 운동모델에 내포된 불확실성 F_1 과 피치 방향에서의 불확실성 F_5 에 대하여, 부록에서 주어진 파라미터로 계산한 실제 값과 신경회로망의 출력의 차이 즉 신경회로망의 비선형 불확실성에 대한 모사오차를 나타낸다. Fig. 2에서 점선으로 표시된 것이 비선형 불확실성의 실제 값이고 실선으로 표시된 것이 이 불확실성에 대한 신경회로망의 모사오차로서 시간이 흐름에 따라 모사오차가 점점 수렴함을 관찰할 수 있다.

신경회로망의 모사능력이 궤적추적제어에 주는 영향을 관찰하기 위하여 두 가지 시뮬레이션을 수행하여 서로의 결과를 비교 분석하였다. 하나는, 선형 피드백제어와 슬라이딩 모드제어만 사용하였고 다른 하나는 선형 피드백, 슬라이딩 모드 및



(a)



(b)

Fig. 2 Nonlinear uncertainties and their approximation by neural network. (a) case of uncertainty F_1 , (b) case of uncertainty F_5 .

신경회로망을 서로 결합하였다. Fig. 3에서 실선으로 표시된 것이 선형 피드백제어와 슬라이딩 모드제어만 사용하였을 경우고 점선으로 표시된 것이 신경회로망을 결합하여 사용한 경우로서, 신경회로망을 이용할 경우 훨씬 정확한 추적성을 얻을 수 있음을 관찰할 수 있다. 특히 Fig. 3(b)에서 피드백제어와 슬라이딩 모드제어만 사용하였을 경우 z축 방향 즉 수직방향

에서의 추적오차가 발산하는 현상을 볼 수 있는데, 이 현상은 (22)식과 같은 열악한 동작환경에서 피드백제어와 슬라이딩 모드제어만으로는 피치각에 대한 정확한 제어가 불가능함을 보여준다. 그러나 신경회로망을 사용할 경우 피치각 방향의 운동 모델에 존재하는 비선형 불확실성을 비교적 정확하게(Fig. 2(b)) 모사함으로써 z축 방향에서의 추적오차를 작은 값의 범위내로 바운드 시킬 수 있음을 알 수 있다.

결과적으로 미지의 함수에 대한 모사능력을 소유한 신경회로망을 AUV의 운동제어 기법에 도입할 경우 AUV의 운동모델에 존재하는 비선형 불확실성의 영향을 보상할 수 있으며 따라서 전체 제어시스템의 적응능력 및 학습능력을 향상할 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 AUV의 운동제어를 위한 비선형 적응제어기법을 제안하였다. 신경회로망의 비선형 함수에 대한 모사능력을 이용하여 AUV의 운동모델에 존재하는 비선형 불확실성을 모사하였으며, 전체 시스템의 안정성을 이론적으로 보장하기 위하여 선형적으로 매개변수화가 가능한 신경회로망을 사용하였다. 신경회로망을 사용할 경우 실제로 존재하는 신경회로망의 재구성오차와 AUV의 운동모델에 존재하는 외란성분의 영향을 보상하기 위하여 슬라이딩 모드제어기법을 도입하였으며, Lyapunov 안정성 이론에 근거하여 신경회로망의 가중치 갱신법칙을 유출하였고 따라서 설계된 전체 시스템의 안정성을 보장할 수 있었다. 제안된 비선형 적응제어기법을 이용하여 AUV의 궤적추적제어에 대하여 수치 시뮬레이션을 수행하였으며, 시뮬레이션 결과에 대한 비교 분석을 통하여 제안된 제어기법은 비선형 불확실성에 대한 적응능력 및 학습능력을 가짐을 알 수 있으며, 따라서 정확한 계수추정이 어려운 AUV와 같은 비선형 시스템의 운동제어에 적합하다는 결론을 얻을 수 있었다.

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 PE조건을 만족해야 한다. 따라서 본 논문에서 제안한 제어기법을 실제에 적용하기 위하여 구축한 기반함수벡터의 활성화방안에 대한 추후연구가 필요할 것으로 본다.

후 기

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

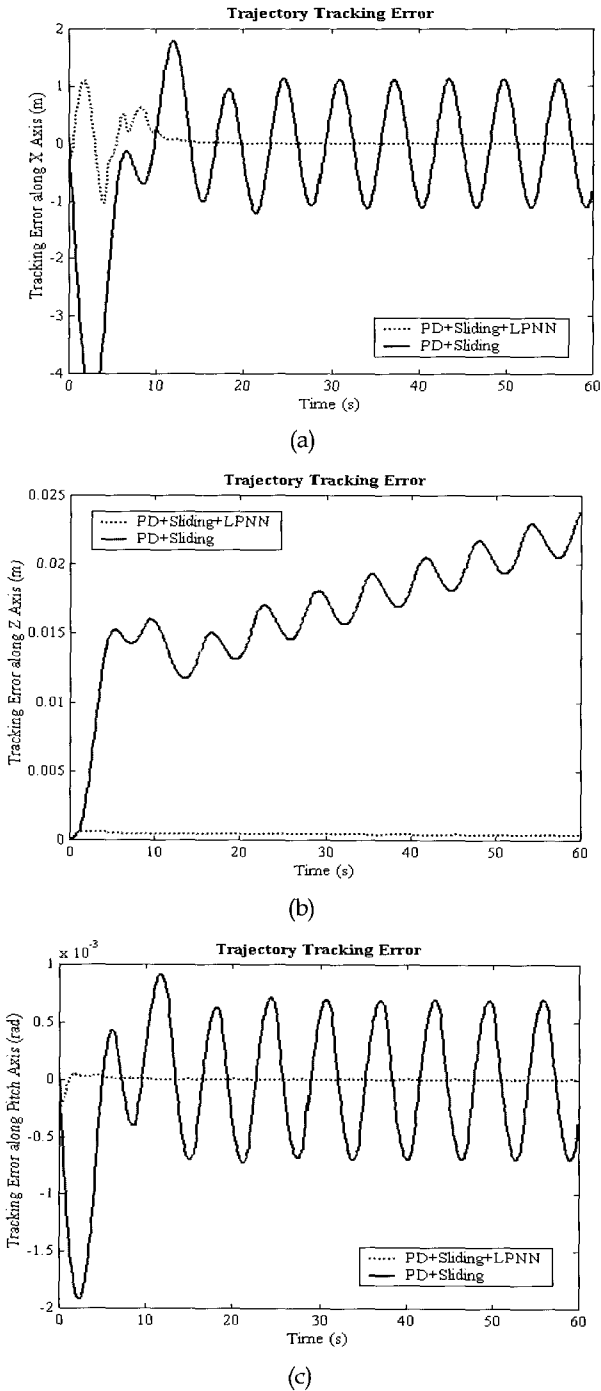


Fig. 3 Tracking performance comparison between PD+sliding and PD+sliding+LPNN. (a) along x axis, (b) along z axis, (c) along pitch axis.

부 록

A.1 SAUV의 외형

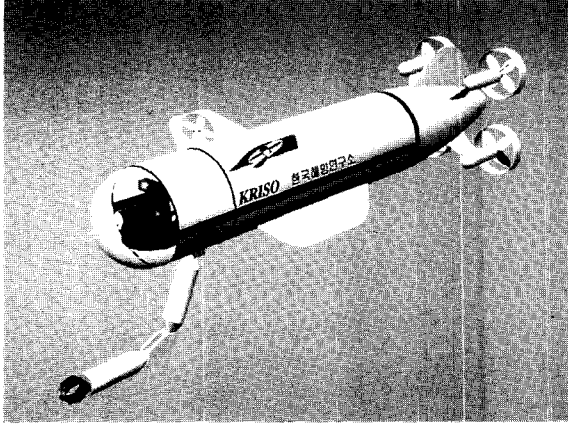


Fig. 4 Perspective view of SAUV

A.2 SAUV의 6자유도 운동방정식

잠수정의 동체좌표계에서의 속도를 $[u, v, w, p, q, r]^T$ 로, 무게중심이 (x_G, y_G, z_G) 에, 부력중심이 (x_B, y_B, z_B) 에 위치하고 지구고정좌표계에서의 잠수정의 자세각을 (ϕ, θ, ψ) 로 표시하고 선체의 중력 및 부력을 각각 W, B 로 표시할 때 SAUV의 6자유도 운동방정식은 다음과 같다(홍석원 외, 2000).

Surge Motion Equation:

$$\begin{aligned} m[\dot{u} - vr + wq - x_G(r^2 + q^2) + y_G(pq - \dot{r}) + z_G(pr + \dot{q})] \\ = \frac{\rho}{2} L_{pp}^4 (X_{rr} r^2 + X_{qq} q^2) + \frac{\rho}{2} L_{pp}^3 X_u \dot{u} + \frac{\rho}{2} L_{pp}^2 (X_{vv} v^2 \\ + X_{ww} w^2) - (W - B) \sin \theta + \tau_x \end{aligned}$$

Sway Motion Equation:

$$\begin{aligned} m[\dot{v} - wp + ur - y_G(r^2 + p^2) + z_G(qr - \dot{p}) + x_G(qp + \dot{r})] \\ = \frac{\rho}{2} L_{pp}^4 (Y_r \dot{r} + Y_{rr} r) + \frac{\rho}{2} L_{pp}^3 (Y_v \dot{v} + Y_r ur) \\ + \frac{\rho}{2} L_{pp}^2 (Y_v uv + Y_{dd} d) + (W - B) \cos \theta \sin \phi + \tau_y \end{aligned}$$

Heave Motion Equation:

$$\begin{aligned} m[\dot{w} - uq + vp - z_G(p^2 + q^2) + x_G(rp - \dot{q}) + y_G(rq + \dot{p})] \\ = \frac{\rho}{2} L_{pp}^4 (Z_q \dot{q} + Z_{dq} dq) + Z_{rr} r^2 + \frac{\rho}{2} L_{pp}^3 (Z_w \dot{w} \\ + Z_q uq) + \frac{\rho}{2} L_{pp}^2 (Z_w uv + Z_{dd} d) + Z_{vv} v^2 \\ + (W - B) \cos \theta \cos \phi + \tau_z \end{aligned}$$

Roll Motion Equation:

$$\begin{aligned} I_x \dot{p} + (I_z - I_y)qr - (\dot{r} + pq)I_{xz} + (r^2 - q^2)I_{yz} + (pr - \dot{q})I_{xy} \\ + m[y_G(\dot{w} - uq + vp) - z_G(\dot{v} - wp + ur)] \\ = \frac{\rho}{2} L_{pp}^4 (K_r \dot{r} + K_{rr} r) + \frac{\rho}{2} L_{pp}^3 (K_v \dot{v} + K_r ur) \\ + \frac{\rho}{2} L_{pp}^2 (K_v uv + K_{dd} d) + (y_G W - y_B B) \cos \theta \cos \phi \\ - (z_G W - z_B B) \cos \theta \sin \phi + \tau_\phi \end{aligned}$$

Pitch Motion Equation:

$$\begin{aligned} I_y \dot{q} + (I_x - I_z)rp - (\dot{p} + qr)I_{xy} + (p^2 - r^2)I_{xz} + (pq - \dot{r})I_{yz} \\ + m[z_G(\dot{w} - uq + vp) - x_G(\dot{v} - wp + ur)] \\ = \frac{\rho}{2} L_{pp}^4 (M_q \dot{q} + M_{dq} dq) + M_{rr} r^2 + \frac{\rho}{2} L_{pp}^3 (M_w \dot{w} \\ + M_q uq) + \frac{\rho}{2} L_{pp}^2 (M_w uv + M_{dd} d) + M_{vv} v^2 \\ + (x_G W - x_B B) \cos \theta \cos \phi - (z_G W - z_B B) \sin \theta + \tau_\theta \end{aligned}$$

Yaw Motion Equation:

$$\begin{aligned} I_z \dot{r} + (I_y - I_x)pq - (\dot{q} + rp)I_{yz} + (q^2 - p^2)I_{xy} + (qr - \dot{p})I_{xz} \\ + m[x_G(\dot{v} - wp + ur) - y_G(\dot{w} - uq + vp)] \\ = \frac{\rho}{2} L_{pp}^4 (N_r \dot{r} + N_{rr} r) + \frac{\rho}{2} L_{pp}^3 (N_v \dot{v} + N_r ur) \\ + \frac{\rho}{2} L_{pp}^2 (N_v uv + N_{dd} d) - (x_G W - x_B B) \cos \theta \sin \phi \\ + (y_G W - y_B B) \sin \theta + \tau_\psi \end{aligned}$$

A.3 SAUV의 조종계수

Table 1 Maneuvering Coefficients about Vertical Plane

Symbols	Coefficients	Symbols	Coefficients
m	652.806 Kg	L_{pp}	3.0 m
I_y	0.003007	Z_{dq}	-0.072053
X_{ww}	-0.004544	M_w	-0.007991
X_{qq}	0.044665	M_w	0.006112
Z_w	-0.055827	M_{dd}	0.000915
Z_w	-0.089994	M_q	-0.003514
Z_{dd}	-0.084903	M_q	-0.016565
Z_q	-0.006450	M_{dd}	-0.050803
Z_q	-0.028380		

Table 2 Maneuvering Coefficients about Horizontal Plane

Symbols	Coefficients	Symbols	Coefficients
m	652.806 Kg	L_{pp}	3.0 m
I_z	0.003007	K_v	0.007541
X_{vv}	-0.002856	K_v	-0.003282
X_{rr}	0.048376	K_r	0.000378
Y_v	-0.052580	K_r	0.000456
Y_v	-0.142642	K_{rr}	0.002347
Y_{dd}	0.031859	M_{vv}	0.012568
Y_r	0.005924	N_v	0.006807
Y_r	0.036553	N_v	-0.006907
Y_{rr}	0.035929	N_{dd}	0.060634
Z_{vv}	-0.034504	N_r	-0.003224
N_r	-0.022094	N_{rr}	-0.034163

참고 문헌

- 홍석원 외 (2000). "무인잠수정의 운항제어 및 매니퓰레이터 기술 개발", 한국해양연구원 보고서, 99-M-DU-21-C-01.
- 이관목, 이종식 (1994). "신경회로망을 이용한 AUV의 시스템 동정화 및 응용", 한국해양공학회지, 제8권 제2호, pp 131-140.
- 이관목, 전봉환, 홍석원 (1998). "장주기 샘플링을 갖는 자율무인잠수정의 의사 슬라이딩모드 제어", 한국해양공학회지, 제12권 제2호, pp 130-138.
- Choi, S. K., Yuh, J. and Keevil, N. (1993). "Design of Advanced Underwater Robotic Vehicle and Graphic Workstation", Proc. IEEE Oceans 93, pp 99-105.
- 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.
- Cristi, R., Papoulias, F. A. and Healey, A. J. (1990). "Adaptive Sliding Mode Control of Autonomous Underwater Vehicle in the Dive Plane", IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol 15, No 3, July, pp 152-160.
- 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, pp 327-339.
- 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, pp 221-228.
- 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, pp 422-431.
- 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, pp 388-395.
- 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, pp 703-715.
- Polycarpou, M. M. and Ioannou, P. A. (1992). "Neural Networks as On-Line Approximators of Nonlinear Systems", Proc. 31th Conference on Decision and Control, pp 447-451.
- Polycarpou, M. M. (1996). "Stable Adaptive Neural Control Scheme for Nonlinear Systems", IEEE Trans. on Autonomous Control, Vol 41, No 3, March, pp 447-450.
- 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, pp 837-863.
- 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, pp 462-470.
- Yuh, J. (1994). "Learning Control for Underwater Robotic Vehicles", IEEE Control Systems Magazine, pp 39-46.

2001년 12월 8일 원고 접수

2002년 2월 6일 최종 수정본 채택