

웨이블릿 신경 회로망을 이용한 자율 수중 운동체 방향 제어기 설계

*서경철, *박진배, **최운호

*연세대학교 전기전자공학과, **경기대학교 전자공학부

Design of Direct Adaptive Controller for Autonomous Underwater Vehicle Steering Control Using Wavelet Neural Network

Kyoung Cheol, Seo, Jin Bae, Park, Yoon Ho, Choi

* Dept. Electrical & Electronic Eng. Yonsei Univ.

**School of Electronic Eng. Kyonggi Univ.

Abstract - This paper presents a design method of the wavelet neural network(WNN) controller based on a direct adaptive control scheme for the intelligent control of Autonomous Underwater Vehicle(AUV) steering systems. The neural network is constructed by the wavelet orthogonal decomposition to form a wavelet neural network that can overcome nonlinearities and uncertainty. In our control method, the control signals are directly obtained by minimizing the difference between the reference track and original signal of AUV model that is controlled through a wavelet neural network. The control process is a dynamic on-line process that uses the wavelet neural network trained by gradient-descent method. Through computer simulations, we demonstrate the effectiveness of the proposed control method.

1. 서 론

무인 수중 운동체(Autonomous Underwater Vehicle: AUV)는 인간의 조종 없이 자율적으로 주어진 임무를 수행하는 운동체로서 해양 탐사 등의 민간 목적과 더불어 수중에 부설된 기뢰 등 위협 무기를 제거하는 군사 목적으로도 그 유용성이 입증되었다. 무인 수중 운동체에는 주어진 임무를 수행하기 위하여 각종 센서 및 자율 제어 시스템이 요구되며, 그 중에서도 AUV의 자율 운동을 제어하는 자동 조종 장치(autopilot)는 중요한 기능을 가진다. 해양 환경은 파도와 조류 등 많은 외란이 있고 운동체 특성상 속도가 느려 제어력이 약하다. 이러한 오차와 외란에 능동적으로 대처하기 위하여 슬라이딩 모드 제어기, 퍼지-뉴런 제어기 및 견실 H_∞ 제어기 등 많은 연구들이 진행되어 왔다. 본 논문에서는 자율 운항하는 AUV 시스템의 운동 제어 시스템을 웨이블릿 신경 회로망을 이용하여 설계하며, 제어대상 시스템의 운동모드는 수평면 운동으로 제한한다. 제한한 제어 시스템에서 웨이블릿 신경 회로망은 AUV의 수평면 운동을 제어하는 제어기로 사용된다. AUV 모델의 실제 출력과 웨이블릿 신경 회로망을 이용한 출력의 오차가 최소화가 되도록 웨이블릿 신경 회로망의 파라미터 값들을 변화시키며 각각의 파라미터 값들은 경사 하강법을 통해 학습시킨다. 2절에서는 무인 수중 운동체의 운동 방정식에 대해서 논하고, 3절에서는 웨이블릿 신경 회로망에 대하여 논하며, 4절에서는 제안된 방법의 모의 실험을 통해 성능을 검증하고 5절에서 결론을 맺는다.

2. AUV 운동 방정식 및 WNN 신경 회로망

2.1 AUV 운동 방정식

AUV는 수중의 3차원 공간에서 자유스럽게 운항하므로 6 자유도 운동이 연성된 운동 형태를 보이며, 운동 방정식은 운동모드에 따라 고려되어야 할 주요 비선형 항에 대하여 전개된다. 본 논문에서 제어 대상으로 선정한 AUV는 미국 WHOI에서 개발한 REMUS이다. REMUS는 Torpedo 형의 AUV로서, 2개의 수평타(stern)와 2개의 수직타(rudder)를 보유, 수평타를 이용하여 수직면내 운동을 제어하고, 수직타를 이용하여 수평면의 운동을 제어할 수 있도록 설계되어 있어, 두 제어 모드를 분리하여 제어기를 설계할 수 있다. 본 논문에서는 [2,3]을 이용하여 무인 수중 운동체의 동역학을 표현한다.

2.1.1 수평면 운동 방정식

AUV가 대형이고 무게중심이 AUV 운동좌표계의 원점과 일치한다고 가정하면 평면과 수직 운동의 6자유도 운동방정식은 식 (1)과 같이 간략하게 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} u_r &= U_0 \\ m\dot{v}_r &= -mU_0\dot{r} + \Delta Y_f(t) \\ I_{zz}\dot{r} &= \Delta N_f(t) \\ \psi &= r \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 U_0 는 AUV의 속도, m 은 질량, I_{zz} 는 z축에 대한 관성모멘트, \dot{r} 과

r 은 각각 z축에 대한 회전 각속도 및 각속도 변화율, ΔY_f 와 ΔN_f 는 Y축에 대한 유체역학적 힘 및 z축에 대한 회전 유체역학적 힘을 나타내며, ψ 는 z축에 대한 오일러 각을 의미한다. 위 식은 수직 방향의 속도를 무시한 것이며, 또한 움직임이 매우 적다고 가정하면 평면운동에 관한 유체력 (Y_f, N_f)은 테일러 확장을 통하여 선형화 시킬 수 있다. AUV 방향타에 의하여 생성되는 힘을 선형화시키고 행렬 형태로 표시하면 식 (2)와 같이 표현 될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} m - Y_{vr} & -Y_r & 0 \\ -N_{vr} & I_{zz} - N_{\dot{v}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v}_r \\ \dot{r} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_v & Y_r - mU_0 & 0 \\ N_v & N_r & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_r \\ r \\ \psi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Y_f \\ N_f \\ 0 \end{bmatrix} \delta_r(t) \tag{2}$$

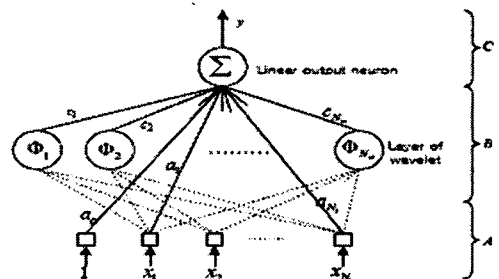
2.2 웨이블릿 신경 회로망

2.2.1 웨이블릿 신경 회로망의 구조 및 직접 적용 제어기

웨이블릿 신경 회로망은 신경회로망 내부에 웨이블릿 함수를 사용함으로써 다층구조 신경 회로망의 층수(layer)를 3개로 줄였으면서도 성능은 향상시킨 신경 회로망이다[8]. 웨이블릿 함수는 적절한 모체 웨이블릿(mother wavelet)을 선택하고 이 때 결정되는 이동(translation) 인자 m 과 확장(dilation) 인자 d 를 통해 결정해준다. 여기서 사용한 모체 웨이블릿은 식 (3)과 같은 가우시안(Gaussian) 함수의 1차 미분형이다.

$$\phi(x) = -x \exp(-\frac{1}{2}x^2) \tag{3}$$

한편 N_f 개의 입력, 단일 출력 및 웨이블릿 층으로 구성된 웨이블릿 신경 회로망의 구조는 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 웨이블릿 신경 회로망 구조

A층은 웨이블릿 신경 회로망의 입력 단이고, B층은 웨이블릿 함수 층으로 각 노드에 대한 함수는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$\phi_j(z) = \phi(\frac{x - m_j}{d_j}) \tag{4}$$

여기서 m_j 는 j번째 웨이블릿 노드의 이동 인자이며 d_j 는 확장 인자이다. B층에서의 각 노드에 대한 출력은 식 (5)와 같다.

$$\Phi_j(x) = \prod_{k=1}^{N_i} \phi(z_{jk}) \tag{5}$$

여기서, $z_{jk} = \frac{x_{jk} - m_{jk}}{d_{jk}}$ 이고, $j=1, \dots, N_w$, $k=1, \dots, N_i$ 이며, N_i 는 입력의 수와 웨이블릿의 차원을, N_w 는 웨이블릿 함수의 수이다.

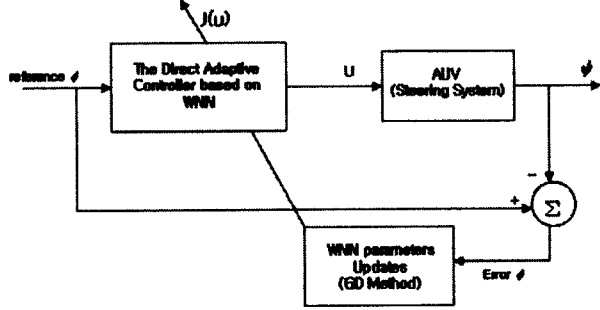
출력인 C층은 식(6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = \Psi(x, \theta) = \sum_{j=1}^{N_c} c_j \phi_j(k) + \sum_{k=1}^{N_a} a_k x_k + a_0 \quad (6)$$

여기서 a_0 와 a_k 는 입력 노드와 출력 노드사이의 가중치이며 c_j 는 웨이블릿 노드와 출력노드 사이의 가중치이다. 그리고 θ 는 학습을 통해 갱신시킬 웨이블릿 신경 회로망 파라미터들의 집합으로 다음과 같다.

$$\theta = \{m_{jk}, d_{jk}, c_j, a_k, a_0\} \quad (7)$$

본 논문에서는 웨이블릿 신경 회로망에 기반을 둔 직접 적응 제어기를 사용하며, 제어기의 전체 구조는 <그림 2>와 같다



<그림 2> AUV 방향 제어를 위한 직접 적응 제어기의 구조

2.2.2 웨이블릿 신경 회로망의 학습 방법

신경 회로망 학습은 식 (8)과 같은 비용함수를 최소화하는 과정을 통해 파라미터들을 갱신한다.

$$J = \frac{1}{2} (y_r(n) - y(n))^2 = \frac{1}{2} e^2(n) \quad (8)$$

여기서 $y(n)$ 은 n 번째 WNN 출력이며, $y_r(n)$ 은 $y(n)$ 의 기준 출력값이다. 학습 방법은 식 (9)와 같이 경사 하강법(gradient descent method)을 이용하여 구해진다.

$$\theta(n+1) = \theta(n) - \eta \frac{\partial J(\theta(n))}{\partial \theta(n)} \quad (9)$$

여기서, η 는 웨이블릿 신경회로망의 학습률(learning rate)을 나타내며, $\frac{\partial J(\theta(n))}{\partial \theta(n)}$ 는 $\theta(n)$ 에 대한 비용함수의 기울기로서 식 (10)과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial J(\theta(n))}{\partial \theta(n)} = -e(n) \frac{\partial y(n)}{\partial \theta(n)} \quad (10)$$

각 파라미터들은 다음과 같이 갱신된다.

$$\frac{\partial y(n)}{\partial a_0} = 1 \quad (11)$$

$$\frac{\partial y(n)}{\partial a_k} = x_k \quad (12)$$

$$\frac{\partial y(n)}{\partial c_j} = \phi_j(x) \quad (13)$$

$$\frac{\partial y(n)}{\partial m_{jk}} = -\frac{c_j}{d_{jk}} \frac{\partial \phi_j}{\partial z_{jk}} \quad (14)$$

$$\frac{\partial y(n)}{\partial d_{jk}} = -\frac{c_j}{d_{jk}^2} z_{jk} \frac{\partial \phi_j}{\partial z_{jk}} \quad (15)$$

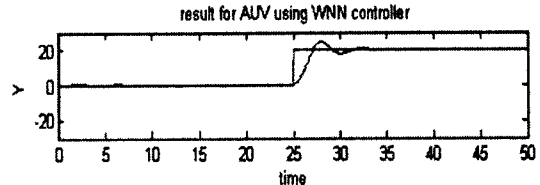
여기서 $\frac{\partial \phi_j}{\partial z_{jk}}$ 는 다음과 같다.

$$\frac{\partial \phi_j}{\partial z_{jk}} = \phi(z_{j1}) \phi(z_{j2}) \phi(z_{j3}) \cdots \phi'(z_{jk}) \cdots \phi(z_{jn}) \quad (16)$$

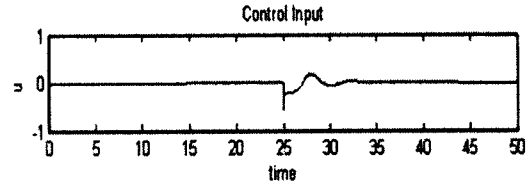
$$\phi'(z_{jk}) = \frac{d\phi_j(z)}{dz} = (z_{jk}^2 - 1) \exp(-\frac{1}{2} z_{jk}^2) \quad (17)$$

2.3 모의 실험

설계된 제어기의 성능을 검증하기 위하여 모의 실험을 수행하였다. 모델 오차와 불확실성이 존재하지 않는 이상적인 상태의 방향 제어기의 성능을 평가하였으며, 속도는 4 KNOTS, 요(yaw)각은 $\pm 40^\circ$ 로 제한하였다. 그림 3은 현재 요각 0° 에서 명령 요각 20° 로 회전하는 경우에 대한 요각 추종 성능을 나타내고, 그림 4는 추종시의 제어입력인 수직타의 움직임을 나타낸다. 명령 요각을 13초 이내에 빠르고 안정적으로 추종하는 것을 확인할 수 있었고, 이 결과로부터 웨이블릿 신경 회로망 제어기의 적응성을 확인하는 계기가 되었다. 본 논문에서 사용된 웨이블릿 신경 회로망의 제어기에 의한 제어 결과는 <표 1>과 같다.



<그림 3> 요(yaw)각 추종 성능



<그림 4> 제어 입력(수직타)

<표 1> WNN 제어기의 모의 실험 환경 및 제어 결과

Number of Wavelet Function	5
Sampling Time	50
Learning Rate	0.0001
Control Result(MSE)	0.140

3. 결 론

본 논문에서는 수중에서 저속으로 운항하는 무인 수중 운동체의 방향 제어를 위하여 직접 적응 제어 기법에 기반한 웨이블릿 신경 회로망 제어기 설계 방법을 제안하였으며, 웨이블릿 신경 회로망 제어기의 학습 방법은 경사 하강법을 이용하였다. 본 논문에서 제안된 방법의 우수성과 성능 평가를 위해 모의실험을 수행하였으며, 일반적인 다층 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어에 비해 수렴 속도 면에서 우수한 성능을 보였으며, 결과적으로 본 논문에서 제안된 무인 수중 운동체의 WNN제어기의 응용 가능성을 확인하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] A J. Healey and David Lienard, "Multivariable Sliding- Mode Control for Autonomous Diving and steering of Unmanned Underwater Vehicles" IEEE Jour. Oceanic Eng. Vol. 18, No. 3, pp. 327~339, 1993.
- [2] 서주노, 최중락, "자율 무인 잠수정의 수중도킹을 위한 제어기 설계" 국방수중로봇 워크샵, pp. 56~64, 2005.
- [3] Joseph J. Keller, "Tracking Control of Autonomous Underwater Vehicles," M.S Thesis. Naval Postgraduate School, 2002
- [4] 이판목, 이종식, "신경회로망을 이용한 AUV의 시스템 동정화 및 응용" 한국해양공학회지 제 8권 제 2호, pp. 131~140, 1994.
- [5] Joon-seop Oh, Jin-Bae, Park, Yoon-Ho, Choi, "Path Tracking Control Using a Wavelet Neural Network for Mobile Robot. 대한 전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 2414~2416, 2003.
- [6] 양승운, "무인 수중운동체의 H_∞ 심도 및 방향 제어기 설계" 대한기계학회 논문집 A권, 제 24권 제 12호 pp. 2980~2988, 2000.
- [7] K. P. Venugopal, R. Sudhakar, Member, IEEE, and A. S. Panda, "On-Line Learning Control of Autonomous Underwater Vehicles Using Feedforward Neural Networks" IEEE Jour. Oceanic Eng. Vol. 17, No. 4, pp. 308~319, 1992.
- [8] Q. Zhang and A. Benveniste, "Wavelet networks", IEEE Trans. on Neural Network, Vol. 3, No. 6, pp. 889~898, 1992.