

신경회로망을 이용한 AUV의 시스템 동정화 및 응용

이 판 목* · 이 종 식*

(1994년 6월 15일 접수)

System Identification of an Autonomous Underwater Vehicle and Its Application Using Neural Network

Pan-Mook Lee* · Jong-Sik Lee*

Key Words : Neural Network, System Identification, Error Back-Propagation Network, Autonomous Underwater Vehicles(AUV), Model Reference Adaptive Control

Abstract

Dynamics of AUV has heavy nonlinearities and many unknown parameters due to its bluff shape and low cruising speed. Intelligent algorithms, therefore, are required to overcome these nonlinearities and unknown system dynamics. Several identification techniques have been suggested for the application of control of underwater vehicles during last decade. This paper applies the neural network to identification and motion control problem of AUVs. Nonlinear dynamic systems of an AUV are identified using feedforward neural network. Simulation results show that the learned neural network can generate the motion of AUV. This paper, also, suggest an adaptive control scheme up-dates the controller weights with reference model and feedforward neural network using error back propagation.

1. 서 언

AUV(Autonomous Underwater Vehicle)는

여러 요소기술이 종합된 자율항주식의 무사무인 잠수정이다. 일반적으로 AUV는 수중동력원을 탑재하고 운항되며, 수심, 방위, 염도, 초음파측정기 및 각종 계측센서를 내장하였으며, 수상선과의 무선교신을 수행할 수 있는 수중 무선통신 기능이

* 정회원 : 한국기계연구원, 선박해양공학연구센터

요구되며, 취득된 신호를 처리·기록·판단할 수 있는 마이크로 프로세서를 장착하고, 능동적으로 변화 상황에 대처할 수 있는 작동·제어기능을 갖춘 S/W로 운용된다. 이러한 요소기술 중에서 운동제어를 위한 제어 S/W는 AUV가 목적하는 임무를 완수하고 회귀하기 위해서는 필수적인 기술이다. AUV의 운동제어를 위해서 일반적으로 고전적인 제어 알고리즘을 이용하며, 탑재한 동력의 효율을 극대화하기 위하여 최적제어 알고리즘을 사용하곤 한다. 그러나 이러한 제어기법은 해저 상황이 변화하거나 고려하지 않은 미지의 변수가 크게 작용하는 상황에서는, 최악의 경우, AUV의 회수가 불가능한 결과를 초래하게 된다.

이에 따라 능동적으로 작업 상황에 대처할 수 있는 제어기법들이 제안되고 있다. 수중물체의 제어시스템을 구축함에 있어서, Goheen등은 계층적 구조로 구성된 제어기를 제안한 바있고¹⁾, Yoerger와 Slotine은 슬라이딩 모드 제어기를 이용하여 해저환경의 변화에 강한 제어를 제안하기도 하였다²⁾. 슬라이딩모드 제어기법은 시스템을 상태에 따라 여러 형태로 모델링하고 파라미터를 제어평면에 따라 스위칭하여 안정성을 확보하는 기법이다. 이 제어기법은 ROV와 같이 수상에서 전원이 공급되는 시스템에 대해서는 적합한 방법이지만 AUV와 같이 에너지소모를 극소화해야 하는 시스템에 있어서는 약점이 된다. 최근에는 이를 보완하기 위하여 고주파수성분을 소거시키는 방법에 대한 연구가 진행되고 있다. 퍼지제어기법은 시스템을 퍼지제어규칙으로 작동영역을 분할하는 방법으로, 멤버십 함수를 이용한 추론모형을 이용하여 제어규칙을 설계하는 방법이다. 최근에는 신경회로망 이론을 응용하여 시스템을 학습시키는 방법으로 지능적 시스템의 구현에 대한 연구가 진행되고 있다.

신경회로망을 이용한 제어기의 구성에 대한 연구^{3,4)}가 최근에 활발히 진행되어 왔으며, Psaltis는 다층신경망의 출력의 오차를역전파하는 방식을 이용하여 신경회로망의 연결강도를 학습시켰다⁵⁾. Nguyen과 Widrow는 시스템에 대한 모델을 신경망조직에 포함한 제어기를 구성하여 컨테이너 트럭의 비선형제어에 응용한 사례가 있다. 이 방법

은 제어기의 학습을 위해 필요한 데이터를 시스템 동정화과정으로부터 얻는 것으로, 플렌트 모델을 신경망에 포함시키므로써 시스템 동정화(System Identification)와 제어기의 학습이 동시에 이루어지는 방법이다. Narendra 등은 신경회로망을 이용하여 비선형 다이나믹 시스템의 시스템동정화와 제어기에 관한 연구결과를 보고하였다⁷⁾. 이것은 순방향 혹은 역방향으로 다이나믹스를 학습하며, 외부교란에 의한 영향을 학습하는 적응제어기이나, 일반적인 비선형 시스템에 적용하는 데에는 한계가 있다. 신경회로망을 이용한 AUV, ROV 혹은 수중로봇의 제어에 관한 연구사례는 Sanner와 Akin⁸⁾, Yuh등^{9,10)}, Venugopal등¹¹⁾, Fujii와 Ura^{12,15)}, Fujii 등^{13,14)}에서 볼 수 있다. Sanner는 수중 텔레로봇의 단축 자세제어를 3층 신경구조를 이용하여 실시간으로 제어하는 기법을 연구하였고, Yuh는 신경회로망을 이용하여 수중선체의 불확실한 교란성분에 강한 제어기의 구성이 가능함을 보였고, 학습방법에 따른 특성을 검토한 바 있다. Venugopal은 AUV에 대하여 순방향제어기를 설계하여 시스템의 다이나믹스가 바뀌더라도 쉽게 적응하는 제어 결과를 시뮬레이션 하였다. Fujii등은 SONCS라 명명된 신경회로망을 이용한 다층 제어구조를 갖는 시스템을 구성하여 AUV의 수평항행제어에 응용한바 있다. 그는 초기의 제어시스템을 퍼지제어기나 불완전한 최적제어기로 구성하고, 시스템의 환경을 AUV 시스템의 신경망에 포함시켜 학습하는 방식을 취하였다. 최근에는 국내에서도 김등¹⁶⁾이 수중운동체에 대하여 퍼지제어기의 제어규칙을 신경회로망적으로 구하는 형태의 퍼지-뉴럴제어기에 관한 연구를 수행한 바있다.

본 논문에서는 자율운항하는 AUV 시스템의 제어시스템의 구축을 신경회로망을 이용하여 구성하였으며, 순방향/역방향 제어기를 도입하여 제어와 동시에 시스템의 동정화를 수행하는 구조로 제어시스템을 구성하였다. 제어대상 AUV 시스템의 운동모드는 수직면내 운동에 국한하였다. 시스템 동정화 단계에서 AUV의 다이나믹스를 학습하는 AUV 모델의 신경망을 구성하고, 시스템의 제어 단계에서 앞의 신경망과 제어시스템의 신경망이

연계된 다층구조의 신경구조를 가지며 학습하도록 설계하였다. 학습방법으로는 오차 역전파방식을 이용하였고, 신경망 사이의 연결강도는 LMS 방식으로 up-date하였다. 제어기설계를 위하여 초기의 미숙한 제어기를 근간으로 학습하지 않고¹²⁻¹⁶⁾, 기준모델(reference model)을 선정하여 이 모델 시스템을 추종하는 제어기를 구성하였다. 제어기의 학습은 시스템 동정화가 완료된 후에 완성된 시스템 신경망과 기준모델에 의한 시뮬레이션 결과를 비교하여 오차를 역전파하는 방식으로 진행된다. 신경망을 이용한 시스템의 동정화는 학습이 진행됨에 따라 좋은 동정화가 이루어진 결과를 얻을 수 있었으나, 기준모델을 추종하는 적응제어에는 불완전한 결과를 얻어 제어의 가능성만을 확인하는 것으로 만족하였다. 이에 대한 연구는 계속 진행되고 있다.

2. AUV의 운동방정식

AUV는 수중의 3차원 공간에서 자유스럽게 운항하므로 6자유도 운동이 연성된 운동형태를 보이며, 운동방정식은 운동모드에 따라 고려되어야 할 주요 비선형항에 대하여 전개되어 나타난다. 본 논문에서 제어 대상으로 선정한 AUV는 글라이딩형으로서, NSRDC에서 잠수함에 대하여 정리한 표준운동방정식¹⁷⁾을 이용하였다. 제어대상으로 선정한 AUV는 동경대학에서 개발한 PTEROA¹⁸⁾와 유사한 형태로 가정하였다. 시스템이 복잡하지 않으면서 연성항을 갖는 모드로써 AUV의 운동을 수직면내에 국한하여 시스템을 간소화하였다. 글라이딩형의 AUV는 수평타를 이용하여 수직면내의 운동을 제어할 수 있고, 수직타를 이용하여 수평면의 운동을 제어할 수 있으므로 두 제어모드를

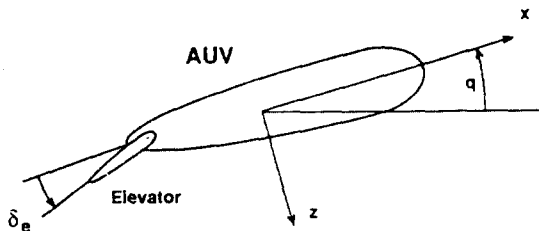


Fig. 1 An Autonomous Underwater Vehicle

분리하여 설계할 수 있다.

Fig. 1은 AUV 시스템의 개략도이다. AUV의 수직방향 운동속도를 w , 피치각속도를 q , 수평타(elevator)의 각도를 δ_e 라 하면, heave 및 pitch에 대한 운동방정식은 각각 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 m [\dot{w} + uq - X_G \dot{q} - Z_G q^2] & \\
 &= \frac{\rho}{2} \ell^4 [Z_q q^2] \\
 &+ \frac{\rho}{2} \ell^3 [Z_w \dot{w} + Z_{\delta} \delta_e] \\
 &+ (W-B) \cos \phi + \frac{\rho}{2} \ell^3 Z_{qn} uq \epsilon(n) \\
 &+ \frac{\rho}{2} \ell^2 [Z_{wn} uw + Z_{\delta n} u^2 \delta_e] \quad (1)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 I_y \dot{q} - I_{xy} \dot{p} - m X_G (\dot{w} - uq) + m Z_G (\dot{u} + wq) & \\
 &= \frac{\rho}{2} \ell^5 M_q \dot{q} + \frac{\rho}{2} \ell^4 (M_w \dot{w} + M_q uq) \\
 &= \frac{\rho}{2} \ell^3 (M_w uw + u^2 M_{\delta_e} \delta_e) \\
 &- (X_G W - X_B B) \cos \phi + \frac{\rho}{2} \ell^4 M_{qn} uq \epsilon \\
 &+ \frac{\rho}{2} \ell^3 (M_{wn} uw + M_{\delta n} u^2 \delta_e) \epsilon(n) \quad (2)
 \end{aligned}$$

여기서, 각 유체역학계수는 무차원값을 가지며, u 는 전진방향의 선속이고, m 은 AUV의 질량, I 는 관성력 X_G 및 Z_G 는 무게중심과 부심의 x방향과 z방향의 거리, Z 는 heave방향 외력, M 은 pitch 모멘트를 나타내며, ϕ 는 pitch 각, ϵ 은 상대유속에 의한 항력성분이다. 고전적인 방법이나 적응 제어적인 방법으로 AUV를 제어하기 위하여는 이들 무차원값을 정확히 알아야하며, 이들은 PMM 시험이나 시스템동정화 기법에 의하여 구하곤 한다.

조류속도가 크지 않은 해역에서 작업하는 AUV에 대하여 pitch 각속도와 heave 속도를 상태변수로 하여 운동방정식을 상태방정식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} m - Z_w & -mX_G - Z_q \\ -mX_G - M_{\dot{w}} & I_y - M_{\dot{q}} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \dot{w} \\ \dot{q} \end{pmatrix} & \\
 = \begin{bmatrix} Z_w (-mU + Z_q) \\ M_w (mX_G U + M_q) \end{bmatrix} \begin{pmatrix} w \\ q \end{pmatrix} &
 \end{aligned}$$

$$+ \begin{bmatrix} Z_\delta \\ M_{\delta s} \end{bmatrix} \delta s + \begin{bmatrix} mZ_G q^2 \\ -mZ_G wq \end{bmatrix} \quad (3)$$

시스템행렬을 P_0, A_0, B_0, D_0 로 놓고, 상태벡터를 X , 제어입력을 δ , 시스템 교란을 W 라 놓으면, 다음과 같이 일반화된 식으로 표기할 수 있다.

$$P_0 \dot{X} = A_0 X + B_0 \delta + D_0 W$$

$$\dot{X} = P_0^{-1} A_0 X + P_0^{-1} B_0 \delta + P_0^{-1} D_0 W \quad (4)$$

$$\dot{X} = A X + B \delta + D W \quad (5)$$

여기서, 행렬식은 다음과 같다.

$$A = P_0^{-1} A_0$$

$$B = P_0^{-1} B_0$$

$$D = P_0^{-1} D_0$$

3. 오차역전파법을 이용한 다층구조 신경회로망

본고에서는 오차역전파법(Error Back Propagation Network)을 이용하여 노드간의 연결강도를 학습시키는 방법의 신경회로망을 이용하였다. 다층구조를 가지며 출력오차에 대한 평가함수를 가중합수에 대해 최소화하는 방법을 이용하였다. 오차역전파법은 일반적으로 입력층, 출력층 및 여러층의 중간층으로 구성된 층구조를 갖는다. 각 층에는 여러개 많게는 수십 개의 뉴런을 포함한다. Fig. 2는 이러한 층구조의 신경망모델을 나타낸다. 각 층간의 i, j 번째 뉴런 사이에는 상호간의 관계 정도를 나타내는 결합하중 W_{ji} 으로 연결되어 있다. 그림에서 입력패턴 x^u 이 입력층에 작용할 때 중간층의 j 번째 뉴런의 신호의 합은 h_j^u 가 되며, 이때의 시그모이드 함수를 $g(*)$ 라하면 중간층의 j 번째 출력 V_j^u 는 식(8)과 같이 된다.

$$h_j^u = \sum_k W_{ji} x_i^u \quad (6)$$

$$V_j^u = g(h_j^u) = g\left(\sum_k W_{ji} x_i^u\right) \quad (7)$$

같은 방법으로 출력층에서의 k 번째 뉴런의 출력

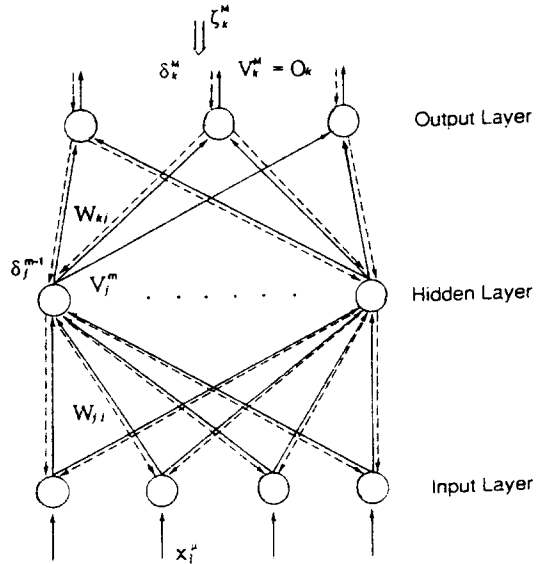


Fig. 2 Error Back Propagation in Multiayer Network

V_k^u 는 식(9)와 같이 나타내질 수 있다.

$$h_k^u = \sum_j W_{kj} V_j^u \quad (8)$$

$$V_k^u = g(h_k^u) = g\left(\sum_j W_{kj} g\left(\sum_i W_{ji} x_i^u\right)\right) \quad (9)$$

출력층의 k 번째 뉴런의 출력 V_k^u 는 원하는 모델의 결과 ζ_k^u 와 같은 결과를 얻고자 하는 것이 최종목표이다.

$$V_k^u \Rightarrow \zeta_k^u \quad (10)$$

이러한 결과를 얻기 위하여는 초기에 임의로 주어진 뉴런 사이의 연결강도 W 를 학습이 반복될 때마다 up-date하는 알고리즘이 필요하다. 연결강도의 학습은 출력패턴과 신경회로망의 출력과의 오차의 제곱의 합을 평가함수로 다음과 같이 정한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{\mu} (\zeta_k^u - O_k^u)^2 = \frac{1}{2} \sum_{\mu} \left[\zeta_k^u - g\left(\sum_j W_{kj} g\left(\sum_i W_{ji} x_i^u\right)\right) \right]^2 \quad (11)$$

오차역전파방법은 근본적으로 최대경사법(steepest descent method)을 사용하는 방법으로서 가중치의 고려여부에 따라 여러 형태로 변형될 수 있다. 본고에서는 변화율 감소 학습법(gradient descent learning)인 최소평균제곱(Least Mean Square, LMS)법(3)을 이용하였다.

중간층과 출력층간의 연결강도의 변화량 ΔW_{ki} 는 평가함수의 변화율에 학습계수 η 를 곱하여 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ki} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ki}} \\ &= \eta \sum_{\mu k} (\zeta_k^\mu - O_k^\mu) g'(h_k^\mu) V_j^\mu \\ &= \eta \sum_{\mu k} \delta_k^\mu V_j^\mu \end{aligned} \quad (12)$$

여기서,

$$\delta_k^\mu \equiv g'(h_k^\mu) (\zeta_k^\mu - O_k^\mu) \quad (13)$$

입력층과 중간층간의 연결강도의 변화량 ΔW_{ji} 는 ΔW_{ki} 의 경우와 마찬가지로 평가함수의 변화율에 학습계수 η 를 곱하여 얻을 수 있다

$$\begin{aligned} \Delta W_{ji} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \\ &= \eta \sum_{\mu k} (\zeta_k^\mu - O_k^\mu) g'(h_k^\mu) W_{ki} g'(h_j^\mu) x_i^\mu \\ &= \eta \sum_{\mu k} \delta_k^\mu W_{ki} g'(h_j^\mu) x_i^\mu \\ &= \eta \sum_{\mu k} \delta_j^\mu x_i^\mu \end{aligned} \quad (14)$$

여기서,

$$\delta_j^\mu \equiv g'(h_j^\mu) \sum_k W_{ki} \delta_k^\mu \quad (15)$$

식(15)는 중간층이 여러 계층으로 구성된 일반적인 경우에도 그대로 확장될 수 있는 식이다. 따라서 출력층에 대한 연결강도의 학습식 (13)과 그 외의 중간층간 혹은 중간층과 입력층간의 연결강도 학습식 (14)은 다음식과 같이 일반화된 구조로 정리된다.

$$\Delta W_{\mu\alpha} = \eta \sum_{\mu} \delta_{\text{output}} \times V_{\text{input}} \quad (16)$$

여기서 δ_{output} 과 V_{input} 는 출력층일 경우에는 식(13)과 식(9)로부터 얻어지며, 그외의 경우에는 식(15)과 식(7)로 부터 얻어진다. 연결강도의 초기치는 작고 랜덤한 값으로 정하는 것이 일반적이며, 학습계수는 작은값을 사용하는 것이 안정적인 결과를 얻을 수 있다.

4. 신경회로망을 이용한 시스템 동정화 및 콘트롤러 설계

신경회로망을 이용한 시스템동정화는 기지의 입력을 시스템에 가하여 이에 대한 응답을 근간으로 시스템의 동특성을 파악하는 점에 있어서 기존의 방법과 동일하다. 미지의 시스템에 작용하는 기지의 입력 u_k 가 플렌트에 작용하여 z_{k+1} 을 얻는 시스템을 동정화하기 위하여 Fig. 3과 같은 동정화 신경회로망을 구성하였다. 그림에서와 같이 플렌트에 작용하는 입력을 신경망에도 그대로 작용시켜 얻어진 응답 \hat{z}_{k+1} 을 z_{k+1} 과 비교하여 얻어진 오차를 이용하여 오차역전파법으로 연결강도를 학습하는 방법으로 신경망이 플렌트를 동정화할 수 있다.

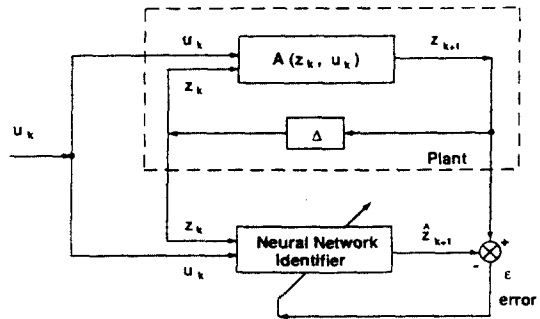


Fig. 3 System Identification Model Using Neural Network

시스템동정화는 제어대상 AUV의 수평타(elevator)에 시간 t_k 에서 불규칙한 랜덤신호를 가하여 이에 따른 AUV의 pitch 및 heave의 운동결과를 t_{k+1} 에서 얻어 이들을 학습패턴으로 정하여

수행된다. 따라서 일정시간 간격동안에 AUV의 수평타를 불규칙하게 작동하고 이에 따른 AUV의 운동응답을 한 세트로 하여 반복적인 학습을 수행하며, 학습이 진행됨에 따라 신경회로망의 연결강도가 AUV 시스템을 나타낼 수 있게 된다.

Table 1. Characteristics of an AUV

| Parameter | Unit | Non-Dimension |
|-------------------------|---------------------------|---------------------------|
| $m = 79.2$ | k_g | $m' = 0.971$ |
| $I_{yy} = 8.42$ | $k_g \cdot m^2$ | $I'_{yy} = 0.00677$ |
| $L = 1.20$ | m | $L' = 1$ |
| $B = 0.50$ | m | $b' = 0.417$ |
| $D = 0.35$ | m | $d' = 0.292$ |
| $U = 1.0$ | m/sec | $U' = 0.292$ |
| $Z_w = -225.54$ | k_g/sec^2 | $Z'_w = -0.261$ |
| $Z_{\dot{w}} = -184.68$ | k_g/sec | $Z'_{\dot{w}} = -0.214$ |
| $M_w = 13.35$ | $k_g \cdot m/sec^2$ | $M'_w = 0.0155$ |
| $M_{\dot{w}} = -14.87$ | $k_g \cdot m/s$ | $M'_{\dot{w}} = 0.0143$ |
| $Z_q = -53.15$ | $k_g \cdot m/s$ | $Z'_q = -0.0615$ |
| $Z_{\dot{q}} = -8.923$ | $k_g \cdot m$ | $Z'_{\dot{q}} = -0.00861$ |
| $M_q = -20.69$ | $k_g \cdot m^2 \cdot sec$ | $M'_q = -0.020$ |
| $M_{\dot{q}} = -8.659$ | $k_g m^2$ | $M'_{\dot{q}} = -0.00696$ |

2장에서 언급한 수직면내의 운동모드를 갖는 AUV에 대하여 동정화 시뮬레이션을 수행하였다. 대상전체는 동경대학의 PTEROA와 유사한 형태를 갖는 시스템으로서 선체길이를 1.2m, 폭 0.5m인 유선형 단면의 익형 AUV로서, 공기중 질량은 79.2kg이며 세부제원은 Table 1에 나타나 있다.

Fig. 4는 비선형운동방정식 (1) 및 (2)를 Runge-Kutta법을 이용하여 수치 시뮬레이션한 결과이다. 수평타의 제어입력범위는 $\pm 5.0^\circ$ 이내에서 랜덤하게 변화하였고, 제어신호의 시간스텝은 0.5초를 기준으로 하였다. 동정화 신경망의 초기 연결강도는 ± 1.0 의 범위내에서 랜덤하게 정하였고, 각층의 뉴론수는 입력층이 3, 출력층이 2, 중간층이 20개가 되도록 정하였다. 입력층의 뉴론은 시간 t_k 에서 수평타에 의한 성분과 수직속도, 피치 각속도 3개를 의미하고, 출력층의 뉴론은 시간 t_{k+1} 에서 AUV의 수직속도 및 피치각속도를 의미한다. 중간층의 뉴론수에 대한 기준은 특별히

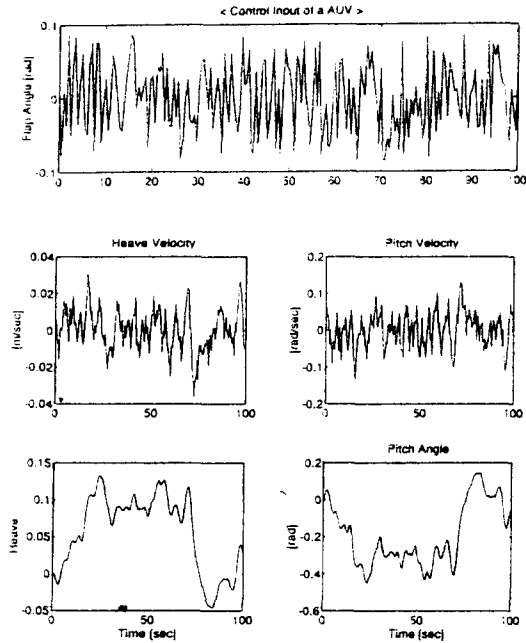


Fig. 4. Input and Output Patterns for System Identification of an AUV

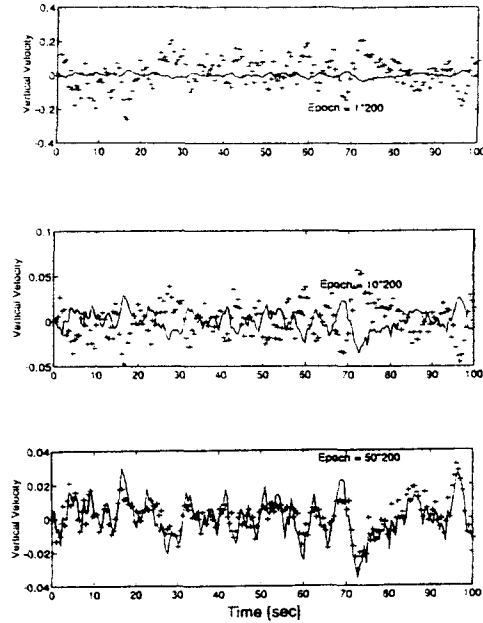


Fig. 5 Learning Processes in Heave Velocity

정해져있지 않으나 시스템의 비선형정도에 따라 수가 결정되며, 뉴론의 수가 많다고 좋은 결과를 보이지는 않는다.

Fig. 4에 주어진 데이터를 학습패턴으로 정하여 시스템동정화를 수행하였다. Fig. 5는 AUV의 수직방향운동속도의 학습과정을 나타낸 그림이다. 학습계수를 0.02로 하였을 때에 첫 100초 동안에 학습을 수행한 결과가 상단에 나타나 있다. 매 순간마다 신경망을 이용하여 얻어지는 응답결과를 '+'로 표기하였고, 학습패턴을 직선으로 나타내었다. 중앙의 그림은 10회째 학습을 수행할 때에 얻어진 신경망의 연결강도를 이용하여 시뮬레이션한 결과이며, 하단의 그림은 50회째 반복하였을 때에 얻어진 결과이다. 그림에서 학습이 진행함에 따라 점진적으로 학습패턴에 근접하는 결과를 갖도록 연결강도가 up-date되고 있는 것을 알수 있다. Fig. 6는 피치각속도에 대한 학습과정의 결과를 도시한 그림으로서, Fig.5에서 보이는 결과와 동일한 양상을 보이고 있다. 이와같이 학습회수가 반복됨에 따라 출력패턴과 동정화신경망 출력의 차이가 좁혀지고 있음을 알 수 있다. Fig. 7은 시

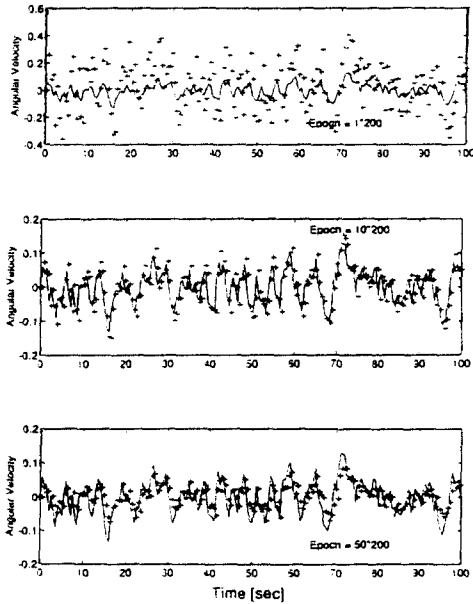


Fig. 6. Learning Processes in Pitch Velocity

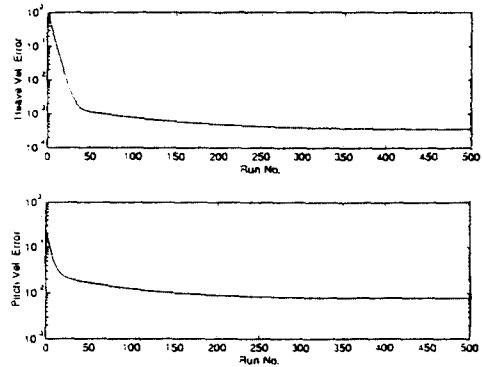


Fig. 7 Learning Curves of System Identification for an AUV

뮬레이션 동안에 계산된 출력 오차의 제곱합을 도시한 것으로서, 500회 반복학습함에 따라 오차가 감소하는 것을 보이고 있다.

Fig. 8은 500회의 반복학습을 수행한 후 얻어진 연결강도를 갖는 신경망 AUV시스템에 수평타의 패턴입력을 가하여 얻어진 결과(파선)와 수치적분에 의한 응답결과(실선)를 수직속도 및 피치각속도에 대하여 각각 비교한 그림이다. 데이터의 전체적인 경향으로 보아 정확하게 시스템 동정화가 이루어졌지만, 세밀한 부분에서는 아직도 완벽한 일치를 얻지못한 것을 알 수 있다. Fig. 9는 10초 주기로 수평타를 정현파로 구동할 때의 AUV의 운동응답(실선)과 최종의 신경망시스템의 운동응답(파선)을 비교한 그림이다. 그림에서 위

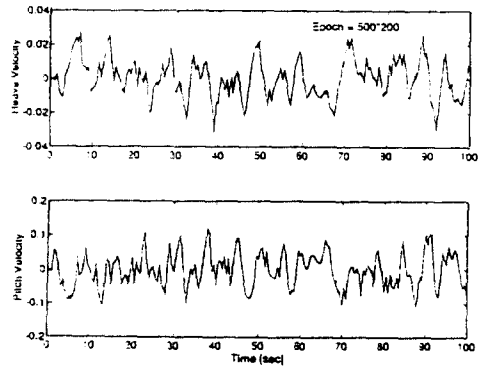


Fig. 8 Learning Processes in Heave and Pitch Velocity at 500 Epochs

상 및 주파수는 정확히 추종하였으나, 진폭에는 약간의 차이를 나타낸다. 이는 Fig. 8에서 보였던 미세한 오차에 기인하는 결과로 판단된다.

AUV 시스템의 동정화를 수행함에 있어서 원점에 pole을 갖는 시스템을 동정화할 경우에 신경망은 이 원점의 pole을 정확히 상사시키지 못하고 원점근처의 값으로 근사시키게 된다. 따라서, s 평면의 우측면에 pole이 놓일 수 있게 되어 아무리 정확히 동정화가 이루어져도 원래의 AUV시스템과는 달리 시스템이 불안정해질 수 있다.

시스템의 동정화가 완성된 후에 AUV의 신경망 제어기를 설계하였다. Fig. 10은 기준모델을 추종하도록 AUV의 제어기의 이득을 조종하는 신경망 제어기의 개념도이다. 기준모델은 AUV가 원하는 운동형태를 갖도록 설계자가 정하여 원하는 경로

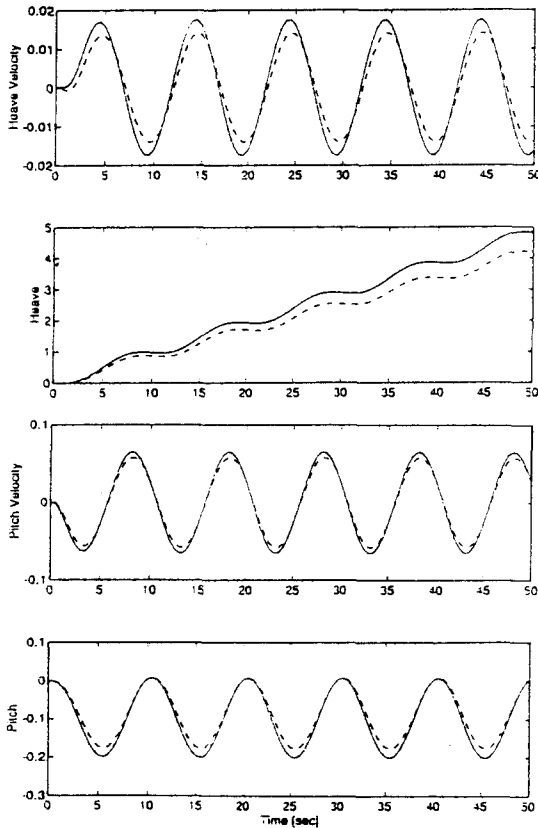


Fig. 9 Motion Simulation using Numerical Integration and Neural Network

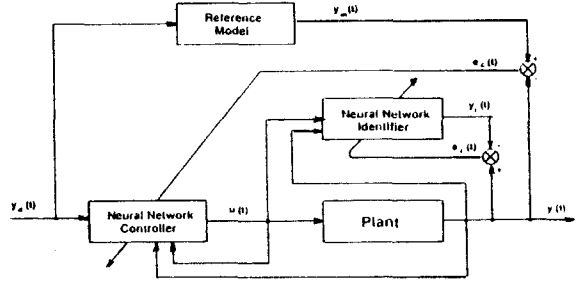


Fig. 10 A Neural Network Controller with Reference Model and Feedforward System Identifier

데이터 $y_d(t)$ 에 대응하는 기준모델 데이터 $y_m(t)$ 를 얻어 이를 제어기의 학습에 직접 이용하는 방법이다. 이때 플레트의 출력은 AUV 응답을 이용하여야 하나, 이를 이용하여 오차역전파법으로 제어기신경망을 학습하기가 어렵다. 따라서 제어기의 학습을 위하여 동정화신경망을 통하여 오차를 역전파시키는 방법을 이용하였다. 이 때에 동정화신경망은 학습하지 않고 단순히 오차만을 전파시키는 역할만을 수행하며, 제어기신경망은 5층구조를 갖는 형태가 되었다.

Fig. 11은 제어기신경회로망의 학습과정을 나타낸 그림이다. 요구되는 AUV의 경로 데이터는 통상 수심과 피치각이 되며, 기준모델을 통하여 만들어지는 결과는 동정화신경망의 출력과 비교하여 오차를 생성할 수 있어야 하므로 속도성분을 필요로 한다. 또한, 기준모델이나 제어기신경망에 입력되는 신호는 요구경로와 현재상태와의 차이 및 속도성분을 필요로 하므로 Fig. 11과 같은 시

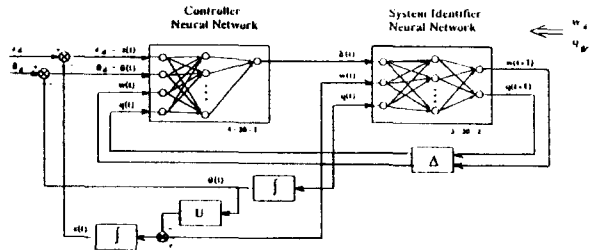


Fig. 11 Learning Scheme of a Neural Network Controller with Neural Network System Identification

시스템이 구축되었다.

제어기신경망의 초기 연결강도는 작은 랜덤값으로 지정하고 학습을 수행하는 것이 안정하다. 이러한 구조를 갖는 시스템에 대하여 학습을 수행하면 비선형성이 강한 시스템의 제어에 유리한 방법이라고 판단된다. 본 연구를 수행하는 동안에 제어기 학습이 완료되지 못하여 본고에 수록하지는 못하였으나, 추후에 논문에서 정리하여 발표하고자 한다.

5. 결 언

본고를 통하여 신경회로망을 이용한 AUV 시스템의 제어프로세스를 구축하였다. 다층구조의 신경회로망을 적용하고 오차역전파법을 이용하여 연결강도를 학습하였다. AUV의 제어시스템은 시스템의 동정화부분과 제어기부분으로 분리되어 구성되며 초기의 학습단계에서 시스템 동정화만을 수행하고 이 결과가 만족할 만한 정도로 수렴하였을 때에 동정화단계를 마친다. 신경망 제어기는 설정된 기준모델을 근거로 얻어지는 출력과 동정화신경망의 출력이 오차를 이용하여 제어기의 이득을 직접 조정하는 방식으로 구성되었다.

제어대상 AUV 시스템의 운동모드는 수직면내 운동에 국한하였다. 시스템의 동정화는 AUV의 주변환경이나 과거의 이력을 포함하는 것을 배제하여 AUV의 동특성자체만을 나타낼 수 있게 설계하였다. 이러한 방식의 시스템동정화는 학습이 진행됨에 따라 좋은 동정화가 이루어진 결과를 얻을 수 있었고, 이를 이용하여 새로운 제어 입력을 가하여 얻어진 신경망의 운동응답은 실제 시스템의 응답과 유사한 결과를 보였다. 기준모델을 이용하여 제어기를 구성하는 방법은 초기의 미숙한 제어기를 필요로 하지 않는 장점이 있는 반면, 제어시스템의 안정성 등에 대한 검토가 좀더 진행되어야 한다고 판단된다.

후 기

본 논문은 과학기술처의 "자율무인잠수정(AUV)의 적응적 운동제어 연구"의 결과중 일부임을 밝

히는 바이다.

참 고 문 헌

1. K.R. Goheen, E.R. Jefferys, D.R. Broome, "Robust Self-Designing Controller for Underwater Vehicles", Tran. ASME, Vol. 109, pp.170-177. May, 1987.
2. D.N. Yoerger, J.E. Slotine, "Robust Trajectory Control of Underwater Vehicles", IEEE J. of Ocean Eng., Vol. 4, pp. 462-470, 1985.
3. J. Herz, A. Krogh, R.G. Palmer, "Introduction to the Theory of Neural Computation", Addison-Wesley Co., 1991.
4. J.A. Freeman, D.M. Skapura, "Neural Networks-Algorithm, Applications, and Programming Techniques", Addison-Wesley Co., 1991.
5. D. Psaltis, A. Sideris, A.A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller", IEEE Control System Magazine, pp. 17-21, Apr., 1988.
6. D.H. Nguyen, B. Widrow, "Neural Networks for Self-Learning Control Systems", IEEE Control System Magazine, pp. 18-23, 1990.
7. K.S. Narendra, K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE Tran. Neural Networks, Vol. 1, No. 1, pp. 4-27, 1990.
8. R. M. Sanner, D. L. Akin, "Neuromorphic Pitch Attitude Regulation of an Underwater Telerobot", IEEE Control System Magazine, pp. 62-67, Apr., 1990.
9. J. Yuh, "A Neural Net Controller for Underwater Robotic Vehicles", IEEE J.

- of Ocean Eng., Vol. 15, No. 3, pp. 161-166, 1990.
10. J. Yuh, R. Lakshmi, "An Intelligent Control System for Remotely Operated Vehicles", IEEE J. of Ocean Eng., Vol. 18, No. 1, pp. 55-62, 1993.
 11. K.P. Venugopal, R. Sudhakar, A.S. Pandya, "On-line Learning Control of Autonomous Underwater Vehicles Using Feedforward Neural Networks" IEEE J. of Ocean Eng., Vol. 17, No. 4, pp. 308-319, 1992.
 12. T. Fujii, T. Ura, "Neural Net에 의한 잠수정의 운동제어-수평항행제어로의 적용", 일본조선학회논문집, Vol. 166, pp. 503-511, 1989.
 13. T. Fujii, T. Ura, Y. Kuroda, "자기생성형 Neural Net Controller System의 개발과 잠수정의 운동제어로의 적용", 일본조선학회 논문집, Vol. 168, pp. 275-281, 1990.
 14. T. Fujii, T. Ura, Y. Kuroda, Y. Nose, "자기생성형 Neural Net Controller System의 개발과 잠수정의 운동제어로의 적용-제2보", 일본조선학회논문집, Vol. 169, pp. 477-486, 1991.
 15. T. Fujii, T. Ura, "SONCS : Self-Organizing Neural Net Controller System for Autonomous Underwater Robots", Proc. of IJCNN, pp. 1973-1982, 1991.
 16. 김성현, 최중락, 전홍태, "수중운동체를 위한 퍼지-뉴럴 제어기 설계", 한국퍼지시스템학회 '94 춘계학술대회, Vol. 4, No. 1, pp. 146-156, 1994.
 17. M. Getler, G.R. Hagen, "Standard Equation of Motion for Submarine Simulation", NSRDC RD Report, 1967.
 18. 立山眞一, "잠수정의 운동성능에 관한 연구", 동경대학 수사논문, 1988.