

論文96-33B-3-18

수중운동체를 위한 퍼지 가중치를 갖는 뉴럴 제어기 설계

(On Design of Neural Controller with the fuzzy weight for an Underwater Vehicle)

金成炫*, 崔仲洛***, 沈貴寶**, 全洪兌*

(Seong Hyun Kim, Joong Lak Choi, Kwee Bo Sim, and Hong Tae Jeon)

요약

본 논문은 6 자유도 수중운동체의 지능 제어를 위하여 신경망 이론과 퍼지 이론을 적용하고 효율적으로 제어 규칙을 수정할 수 있는 퍼지 가중치를 갖는 뉴럴 제어기를 제안한다. 퍼지 뉴럴 제어기의 초기 가중치는 퍼지 제어 이론을 바탕으로 예비지식에 의해 구성한다. 이후 학습에 의해 제어 규칙을 구성하는 매개변수들을 자동 조정한다. 제안되는 제어시스템은 수중운동체의 정확한 동적특성을 필요로 하지 않으며 제어 환경에 따라 적응 학습할 수 있는 장점을 갖는다. 퍼지 뉴럴 제어시스템의 효용성은 6 자유도 수중 운동체의 모의 실험에 의해 검토된다.

Abstract

As an approach to design the intelligent controller for an underwater vehicle, this paper will propose a neural controller with the fuzzy weight which can tune the control rule effectively. The initial weights of the fuzzy-neural controller are constructed by priori-information based on fuzzy control theory and tuned automatically by learning. The proposed control scheme has two important characteristics of adaptation and learning under the control environment. Also it has the advantage that the precise dynamic characteristics of an underwater vehicle may not be required. The effectiveness of the proposed scheme will be demonstrated by computer simulations of an underwater vehicle.

I. 서론

수중운동체의 유체역학(hydrodynamics) 특성은 복잡하고 고도의 비선형성을 갖는다. 수중운동체의 제어 시스템을 개발하기 위해서는 이러한 동적특성을 잘 표

현하는 수학적 모델링이 필요하다. 그러나 수중운동체의 정확한 수학적 모델링을 구하는 데에는 한계가 있다. 또한 시스템 내부의 매개변수인 유체계수(hydrodynamic coefficient)의 불확실성과 센서 및 구동장치의 불확실한 외란이 존재하며 수중에서 발생할 수 있는 불확실한 외부 외란등이 존재한다. 그러므로 선형화된 모델을 바탕으로한 선형제어이론을 수중운동체에 적용할 경우 기대한 성능 및 강건성에 대한 제한성을 갖는다. 또한 수중운동체를 위한 제어기 설계 방식으로 LQ기법을 들 수 있다. 이 방식은 실제 시스템에 대한 비교적 정확한 모델링과 유체계수값들을 필요로 하는 어려움이 존재한다. 상기의 문제점을 보완하고 불확실성을 내포하는 제어환경에서 강건한 제어기를 설계하기 위해 퍼지 논리 이론(fuzzy logic theory)이 적용

* 正會員, 中央大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Chung-Ang Univ..)

** 正會員, 中央大學校 制御計測工學科

(Dept. of Control & Instrumentation Eng., Chung-Ang Univ..)

*** 正會員, 國防科學研究所

(Agency for Defense Development)

接受日字: 1994年6月26日, 수정완료일: 1996年1月24日

되었다¹¹⁾. 퍼지 논리 제어이론은 전문가의 경험이나 지식을 소속함수와 퍼지 규칙의 형태로 저장, 표현하여 직접적으로 제어기 설계에 적용할 수 있다¹²⁾.

그러나 퍼지 제어에서는 퍼지 규칙(fuzzy rule)의 소속함수(membership function)의 중심점과 넓이등과 같은 조정 매개변수(tuning parameter)들을 설계하는 체계적인 이론적 방법은 아직 정립되어 있지 않다.

그러므로 규칙 베이스(rule base)의 구성시 시간 소비 문제점과 제어 규칙의 정당성에 관한 의문점을 갖는다. 상기의 문제점을 보완하기 위한 방법으로 학습기능을 갖는 신경망 이론을 결합한 퍼지-뉴럴 방식이 적용될 수 있다^{13) 14)}. 퍼지-뉴럴 시스템의 구성에 관한 기존 연구결과들은 대부분 퍼지 제어기에 신경망의 학습 규칙을 부가한 방식으로 퍼지 제어기의 전진부와 후진부에 포함되는 모든 소속함수들을 학습에 의해 조정한다.

엄밀한 의미에서 상기의 방식은 퍼지 네트워크(fuzzy network)라 볼 수 있으며 입력변수나 각 입력력에 대한 소속함수의 수가 증가함에 따라 조정해야 할 퍼지 규칙 수는 기하급수적으로 증가할 수 있다. 한편 구조적인 관점에서 신경망은 퍼지 네트워크에 비해 단순하고 조정하여야 할 매개변수의 수가 적을 수 있다. 그러나 신경망의 문제점인 초기 가중치의 결정은 쉽지 않은 문제이다.

따라서 신경망 구조에 퍼지 이론을 도입하여 초기 가중치를 퍼지 규칙에 의해 결정하는 방식이 제어기를 구성하는 것이 더 효율적이다.

본 논문은 6 자유도 수중운동체의 제어시스템 설계에 신경망에 퍼지 이론을 적용하고 효율적으로 제어 규칙을 수정할 수 있는 퍼지 가중치를 갖는 뉴럴 제어 시스템을 제안한다.

제안되는 뉴럴 제어기의 구성은 먼저 퍼지 제어 이론에 의거하여 예비지식에 의해 뉴럴 제어기의 초기 가중치를 구성하고, 이것을 바탕으로 실시간 학습에 의해 6 자유도 수중운동체를 제어한다. 제안되는 제어시스템은 다음과 같은 특징을 갖는다. 첫째, 수중함의 정확한 동적모델링이 필요치 않는다. 둘째, 외란 및 항해도중의 갑작스런 제어환경 변화에 자기 적응능력을 갖는다. 셋째, 전문가의 지식을 직접적으로 구현가능하고 언어적 제어특징을 갖는다. 넷째, 하드웨어 구성시 병렬처리로 인해 제어속도 향상을 기대할 수 있다.

II. 퍼지-뉴럴 제어시스템 설계

불확실한 환경에 적응 능력을 갖는 제어기를 구성하기 위해서는 제어대상 혹은 외부 및 내부의 조건에 따라 스스로 조정해줄 수 있는 학습 기능이 부가되어야 한다. 자기 조정 형태의 제어기를 구현할 수 있는 하나의 방법은 학습 능력 및 병렬 계산 처리 능력을 갖는 신경회로망 기법에 기존의 퍼지 제어 이론을 결합하여 퍼지 뉴럴 제어기를 구성하는 것이다. 본 절에서는 두 이론의 연산과정 및 구조의 유사성(뉴런의 synaptic-somatic 연산과 퍼지논리의 min-max 연산)과 신경망의 학습알고리즘을 이용한 퍼지 뉴럴 제어기를 제안하고 이를 선형제어기와 결합한 퍼지 뉴럴 제어시스템에 대해 서술한다.

1. 퍼지 가중치를 갖는 뉴럴 제어기 구성

퍼지 제어 이론의 대표적인 장점은 전문가의 경험으로 부터 얻어진 언어적 제어규칙을 제어기 설계에 직접 구현할 수 있는 점이다. 이러한 장점을 이용하여 뉴럴 제어기의 초기 가중치를 설정할 수 있다. 제안되는 퍼지 뉴럴 제어기는 퍼지 제어규칙을 전체 구조에서 구현하고 신경망의 상호 연결된 가중치에 의해 초기에 설정된 제어규칙을 간접적으로 조정한다.

일반적으로 MISO형태를 갖는 퍼지 제어규칙은 언어적 제어규칙 또는 제어 조건들의 집합으로 표현되며 j 번째 퍼지규칙은 다음과 같이 then 이하의 전진부와 then 이후의 후진부로 구성된다.

$$R_j : \text{if } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{nj} \text{ then } y \text{ is } B_j, (j=1, \dots, r)$$

여기에서 $x_i (i=1, \dots, n)$ 는 입력변수이고 n 은 입력의 갯수, y 는 출력변수이며, A_i, B_j 는 소속함수 $A_i(x_i): X^i \rightarrow [0, 1]$, $B_j(y): Y \rightarrow [0, 1]$ 를 갖는 입력변수의 언어값(linguistic values)이다. 그리고 $j=1, \dots, r$ 이며 r 은 퍼지 규칙의 갯수이다.

제안되는 퍼지 뉴럴 제어기는 이러한 퍼지규칙과 Mamdani의 min-max 추론과정을 그림 1과 같이 신경망으로 구현한 것이다. 퍼지 가중치를 갖는 뉴럴 제어기의 구조는 신경망과 퍼지 논리 제어기와 같이 퍼지화층(N^F layer), 은닉층(hidden layer) 또는 퍼지 규칙층(N^R layer), 그리고 비퍼지층(N^D layer)층의 3층 구조를 갖는다. 그리고 퍼지 규칙의 전진부는 N^F-N^R 층으로 후진부는 N^R-N^D 층에 의해서 표현되며 추론과정은 전체 구조에 의해서 구현된다. 각 층의 기

능에 대한 설명은 다음과 같다.

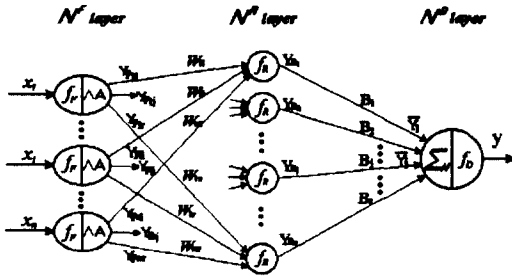


그림 1. 퍼지 뉴럴 제어기
Fig. 1. Fuzzy neural controller.

i) N^F 층 : 퍼지화층으로 뉴런수는 각 입력변수의 갯수에 대응하며 입력에 대해 퍼지화를 수행한다. 또한 입력에 대한 언어값의 소속정도를 출력한다. 일반적인 퍼지화는 다음과 같이 주어진다.

$$X_i = f_F(x_i) \tag{1}$$

여기서 $f_F(\cdot)$ 는 비퍼지입력 x_i 를 퍼지집합 X_i 로 변환시키는 퍼지화 연산자이다. 퍼지화 연산자를 퍼지 싱글톤(fuzzy singleton)으로 설정하였을 때 소속함수 $X_i(x_i)$ 는 입력변수의 입력 x_i 에서만 1인 값을 갖는다. 또한 이 층은 전건부의 각 입력변수에 소속함수를 할당하는 층이며 소속함수의 형태는 다음과 같이 S, Z, Ω 로 정의된다.

$$A_{ij}(x_i) = \begin{cases} S(x_i; p_{A, s1}, p_{A, s2}) & \text{if } A_{ij} = \text{'Positive' } \\ Z(x_i; p_{A, z1}, p_{A, z2}) & \text{if } A_{ij} = \text{'Negative' } \\ \Omega(x_i; p_{A, \omega1}, p_{A, \omega2}) & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2}$$

여기서, $S(x_i; p_1, p_2) = 1/(1 + \exp(- (p_1 x_i + p_2)))$, $Z(x_i; p_1, p_2) = 1 - S(x_i; p_1, p_2)$, $\Omega(x_i; p_1, p_2) = \exp[-(x_i - p_2)^2 / -2p_1^2]$ 이다. p_1 과 p_2 는 각각 소속함수의 퍼지정도와 위치를 결정하는 설계 매개변수이다.

이층의 출력값은 입력변수에 할당된 소속함수에 대한 소속정도이며 다음과 같다.

$$Y_{F_i} = X_i(x_i) \wedge A_{ij}(x_i) = A_{ij}(x_i) \tag{3}$$

ii) N^R 층 : 입력이 주어졌을 때 퍼지규칙에 대한 소속정도를 계산하는 층이며 뉴런수는 퍼지 규칙의 갯수에 해당한다. 이 층의 출력 Y_R 은 다음과 같이 계산된다.

$$Y_R = f_R(\Pi_j) \tag{4a}$$

$$\Pi_j = \otimes_{i=1}^n \overline{Y_{F_i}} \tag{4b}$$

$$\overline{Y_{F_i}} = W_{ij} \cdot Y_{F_i} \tag{4a}$$

식(4a)에서 $f_R: v \rightarrow [0, 1]$ 는 출력 Y_R 를 0과 1사이의 값으로 제한하는 활성화 함수로 여기서는 $f_R(v) = 1 / (1 + \exp(-av + b))$ 로 정의하였다. 식(4b)에서 ' \otimes '는 min 연산을 수행하는 Hamacher product 연산자^[5]이다. 예로서, $X_1 \otimes X_2 = X_1 \cdot X_2 / (X_1 + X_2 - X_1 \cdot X_2)$ 이다.

W_{ij} 는 퍼지화층 N^F 와 퍼지규칙층 N^R 사이의 가중치로서 설계된 전건부 소속함수에 대한 평가를 수행하고 가중치를 부여하는 의미를 갖는다. 제어기의 초기 가중치 W_{ij} 은 예비지식에 의해 언어된 퍼지 규칙으로부터 0 또는 1로 설정된다. 이후 학습 제어시는 N^F 와 N^R 사이의 조정되는 매개변수는 W_{ij} 로 제한된다. 이러한 가중치 W_{ij} 에 의해 각 입력변수에 할당된 소속함수의 형태를 간접적으로 수정하게 되며 직접적으로 소속함수의 매개변수를 조정하는 것보다 적은 매개변수를 조정하게 된다.

iii) N^D 층 : 전체 추론된 값을 계산하고 실제량을 생성하기 위해서 비퍼지화를 수행하는 층이다. 먼저 비퍼지화 뉴런으로의 입력 \overline{Y}_j 는 후건부 소속함수를 표현하는 퍼지수 B_j 와 비퍼지수 Y_R 와의 퍼지 연산(fuzzy operation)에 의해서 다음과 같이 계산된다.

$$\overline{Y}_j = Y_R \cdot B_j \triangleq \sum_{k=1}^s Y_R \cdot B_j(y_k) / y_k \tag{5}$$

여기서, \overline{Y}_j 는 퍼지집합이며, y_h 는 후건부 소속함수의 지지대(support)의 한 점이고 s는 양자화 갯수이다. 그리고 퍼지수 $B_j \in B^* = \{B_1^*, \dots, B_k^*, \dots, B_m^*\}$ 이고, B_k^* 은 'Positive', 'Zero', 그리고 'Negative'등으로 정의되는 언어값으로 N^R 층과 N^D 층 사이에 할당되는 퍼지 가중치이다. N^F - N^R 층의 가중치 W_{ij} 가 비퍼지수(nonfuzzy 또는 crisp number)인 반면에 B_j^* 는 퍼지수이다. 또한 퍼지수 B_j 의 형태는 다음과 같이 S, Z, Ω 로서 정의된다.

$$B_j(y) = \begin{cases} S(y; p_{B, s1}, p_{B, s2}) & \text{if } B_j = B_1^* = \text{'Positive' } \\ Z(y; p_{B, z1}, p_{B, z2}) & \text{if } B_j = B_m^* = \text{'Negative' } \\ \Omega(y; p_{B, \omega1}, p_{B, \omega2}) & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

비퍼지화 뉴런으로의 입력총합 즉, 전체 추론값은 다음과 같다.

$$\overline{Y} = \sum_{j=1}^r \overline{Y}_j \triangleq \sum_{k=1}^s (\overline{Y}_1(y_k) \oplus \dots \oplus \overline{Y}_r(y_k)) / y_k \tag{7}$$

여기서, \oplus 는 max 연산을 수행하는 Hamacher sum 연산자이다. 예로서, $X_1 \oplus X_2 = (X_1 + X_2 - 2X_1 \cdot X_2) / (1 - X_1 \cdot X_2)$ 이다.

실제 제어량을 발생하기 위한 비퍼지 출력값 y 는 무게 중심법을 이용해서 다음과 같이 계산된다.

$$y = f_D(\bar{Y}) = \frac{\sum_{h=1}^S y_h \cdot \bar{Y}(y_h)}{\sum_{h=1}^S \bar{Y}(y_h)} \quad (8)$$

여기서 $f_D(\cdot)$ 는 비퍼지화 연산자이다.

2. 퍼지 뉴럴 제어기의 학습

퍼지 뉴럴 제어기에 학습기능을 부여하기 위해서 기존 신경망 이론의 학습 알고리즘인 오차 역전파 학습 알고리즘(BP learning algorithm)을 적용한다. 학습 알고리즘을 적용하기 위한 오차함수를 식(9)와 같이 출력층의 출력 y 와 목표치 y_d 와의 차이로 주어진다.

$$E = \frac{1}{2} (y_d - y)^2 \quad (9)$$

식(9)의 오차 E 를 감소시키기 위한 조정 매개변수들의 변화량은 Gradient descent 방법에 의해 계산된다. $N^R \cdot N^D$ 층에서 퍼지 가중치 B_j 를 구성하는 소속함수 S , Z , Ω 의 매개변수 p_{Bj} 의 변화량은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \Delta p_B &= -\eta \frac{\partial E}{\partial p_B} \\ &= \eta \delta^D \left(\sum_n f_D B_j \right) Y_R \end{aligned} \quad (10)$$

여기서, δ^D 는 비퍼지화층 N^D 층에 역전파되는 오차량으로 $\delta^D = y_d - y$ 이다.

또한, 출력 y 에 대한 비퍼지화층의 입력 \bar{Y} 의 변화량 $f_D = \partial y / \partial \bar{Y}(y_h) \cdot \partial \bar{Y}(y_h) / \partial \bar{Y}_j(y_h)$ 이고 $\partial y / \partial \bar{Y}(y_h) = y_h - y / \sum_{h=1}^S \bar{Y}(y_h)$ 이며, $\partial \bar{Y}(y_h) / \partial \bar{Y}_j(y_h) = \left(\sum_{j=1}^H \bar{Y}_j(y_h) \right)$ 이다.

조정 매개변수 p_{Bj} 에 대한 B_j 의 변화량 B_j 는 다음과 같다.

$$B_j = \frac{\partial B_j(y_h)}{\partial p_{Bj}} \quad (11)$$

여기서, 특정 매개변수 p_{Bj} 에 대한 B_j 의 변화량 B_j 는

$$\begin{aligned} \partial B_j(y_h) / \partial p_{B, \Omega} &= y_h S(1 - S), \\ \partial B_j(y_h) / \partial p_{B, S} &= S(1 - S), \\ \partial B_j(y_h) / \partial p_{B, Z} &= -y_h Z(1 - Z), \end{aligned}$$

$$\partial B_j(y_h) / \partial p_{B, Z} = -Z(1 - Z),$$

$$\partial B_j(y_h) / \partial p_{B, \Omega_1} = p_{B, \Omega_1}^{-3} \cdot (y_h - p_{B, \Omega_1})^2 \cdot B_j(y_h),$$

$$\partial B_j(y_h) / \partial p_{B, \Omega_2} = p_{B, \Omega_1}^{-2} \cdot (y_h - p_{B, \Omega_2}) \cdot B_j(y_h).$$

$N^R \cdot N^D$ 층 사이의 가중치 W_{ij} 의 변화량은 상기의 과정과 동일하게 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \\ &= \eta \delta^R f_R Y_{Fj} \end{aligned} \quad (12)$$

여기서, δ^R 는 퍼지화층 N^R 층에 역전파되는 오차량으로 $\delta^R = \delta^D \sum_n f_D \cdot \partial \bar{Y}(y_h) / \partial Y_R$ 이고 $\partial \bar{Y}(y_h) / \partial Y_R = (\bar{Y}_j(y_h) / Y_R)^2$ 이다. 그리고 N^R 층의 입력 Y_{Fj} 에 대한 출력 Y_R 의 변화량 f_R 은 $f_R = \partial Y_R / \partial \bar{Y}_{Fj} = f_R(1 - f_R) \Pi_j$ 이다.

3. 퍼지-뉴럴 제어시스템 구성

상기의 제안된 퍼지 가중치를 갖는 뉴럴 제어기를 이용한 퍼지 뉴럴 제어시스템의 구성은 그림 2와 같다. 전체 제어시스템은 선형 제어기와 퍼지 뉴럴 제어기, 그리고 플랜트로 구성된다. 선형제어기는 퍼지 뉴럴 제어기의 초기 안정성을 보장하고 과도적인 오차를 보상하며 퍼지 뉴럴 제어기에 간접적인 학습신호를 부여한다. 퍼지 뉴럴 제어기는 선형제어기보다 더 넓은 범위의 불확실성을 보상할 수 있도록 하게 해준다. 전체 제어시스템의 학습 제어 방식은 Kawato의 목표 지향 학습 방식^[6]으로 실시간 학습 제어를 가능케 한다.

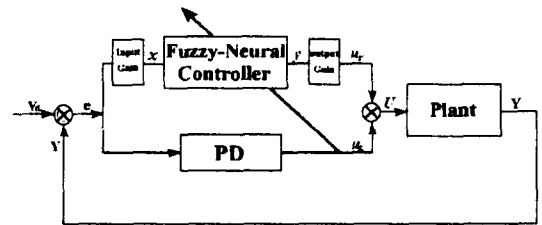


그림 2. 퍼지-뉴럴 제어시스템 구성
Fig. 2. The construction of fuzzy neural control system.

선형제어기를 PD 제어기로 가정하면 제어대상에 적용되는 전체 제어입력 U 는 다음과 같이 PD 제어기의 출력 u_L 와 퍼지 뉴럴 제어기의 출력 u_f 의 합이다.

$$U(t) = u_f(t) + u_L(t) \quad (13)$$

PD 제어기의 출력 u_L 는 다음과 같이 주어진다.

$$u_L = K_p e + K_d \dot{e} \quad (14)$$

여기서, K_p 과 K_d 는 상수이고, $e = Y_d - Y$, $\dot{e} = \dot{Y}_d - \dot{Y}$ 이다.

그림 2에서 퍼지 뉴럴 제어기의 입력 $x_1 = Ge \cdot e$, $x_2 = Gce \cdot \dot{e}$ 로 주어지고 Ge , Gce 는 실제 입력 e , \dot{e} 를 원하는 논의영역(universe of discourse)상에 위치시키기 위한 입력 환산계수(scaling factor)들이다. 출력 u_F 는 2장에서 서술한 퍼지 뉴럴 제어기의 출력 y 와 출력 환산계수 G_u 로서 $u_F = G_u \cdot y$ 로 계산된다.

전체 제어시스템에서 초기에 퍼지 뉴럴 제어기의 출력 u_F 와 PD 제어기의 출력 u_L 의 합으로 플랜트를 제어하게 된다. 퍼지 뉴럴 제어기의 학습 입력값에 대한 원하는 제어량이 주어져서 출력단에서의 오차를 계산하게 되지만 원하는 제어량을 구할 수 없기 때문에 퍼지 뉴럴 제어기에 사용하는 오차신호를 식(14)에 의한 PD 제어기의 출력으로 대신하게 된다. 그러므로, 식(10)의 δ^D 는 다음과 같이 주어진다.

$$\delta^D = K_p(Y_d - Y) + K_d(\dot{Y}_d - \dot{Y}) \quad (15)$$

퍼지 뉴럴 제어기의 조정 매개변수들은 PD 제어기의 보정입력 u_L 를 감소시키는 방향으로 조절된다. 역전과 학습 알고리즘에 의해 완전한 학습이 이루어지면 오차 보정입력 u_L 는 0이 된다. PD 제어기의 출력 또는 δ^D 는 강화학습(reinforcement learning)^[7]에서의 강화신호(reinforcement signal)에 해당한다. 즉, 제어기의 평가를 수행하고 그에 대한 보정량을 제시하여 준다. 그리고 학습 과정에서 퍼지 뉴럴 제어기는 PD 제어기가 보상할 수 없는 불확실성과 정상상태 오차를 보상해 준다. 최종적으로 갱신되는 조정 매개변수 p_{Bj} 와 가중치 w_j 는 식(10)와 식(12)으로부터 계산된다.

III. 수중운동체를 위한 퍼지 뉴럴 제어시스템 설계

불확실한 환경 즉, 구조화되지 않는 자연환경에서 수중운동체는 주어진 명령을 수행하여야 한다. 또한 수중운동체의 동적방정식은 고도의 비선형성을 갖는다. 그러므로 기존의 선형제어이론으로는 상기의 구조화되지 않는 내외부의 불확실성을 보상하는데 제한성을 갖는 것이 일반적이다. 따라서 이러한 제한성을 극복하기 위해서 2장에서 설명한 퍼지 뉴럴 제어이론을 적용한다.

본 절에서는 수직면상 운동 및 수평면상 운동을 고려한 6 자유도 수중운동체의 퍼지 뉴럴 제어시스템을 설계한다. 이러한 6자유도를 고려할 경우 제어기들은 stern 제어기, rudder 제어기, 그리고 truster 제어기로 구성된다.

1. 6 자유도 수중운동체의 동적방정식

6 자유도 수중운동체에 작용하는 힘과 모멘트는 유체력(hydrodynamic force), 중력, 부력, 추력의 합력이다. 이에 따른 수중운동은 수평면운동과 수직면운동으로 나누어진다. 일반적인 수중운동체의 비선형 동적방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\dot{Y} = f(Y, U) \quad (16)$$

여기서 $Y = [u \ v \ w \ p \ q \ r]^T$, $U = [\delta s \ \delta r \ n]^T$ 이고 $f(\cdot)$ 는 수중운동체의 비선형함수이다. 그리고 상태변수 u, v, w 은 각각 동체좌표계에서 x, y , 그리고 z 방향으로의 속도성분이며 p, q, r 은 roll, pitch, yaw의 각속도 성분이다. 또한 $\delta s, \delta r, n$ 은 제어입력으로 stern, rudder, 그리고 rps의 변화량이다.

상기의 수중운동체의 동적특성 $f(\cdot)$ 는 고도의 비선형이기 때문에 정확한 수학적 모델링이 어렵다. 본 연구에서는 이러한 동적특성 $f(\cdot)$ 를 블랙박스로 취급하고 단지 상태변수들은 추정가능하다고 가정한다. 모의실험을 위해서는 표준 운동방정식^[8]을 이용한다.

2. 수중운동체를 위한 퍼지 뉴럴 제어시스템 설계

퍼지 뉴럴 제어기는 제 2절의 과정에서와 같이 stern, rudder, 그리고 rps제어를 위해 각각 구성된다. x, y, z 방향으로의 수중운동체 제어를 위한 제어기의 퍼지 규칙베이스와 환산계수(scaling factor), 그리고 제어기의 P,D 선형이득은 표 1, 2과 같이 설정하였다. 이때 퍼지 규칙의 수를 줄이기 위해서 각 제어기에서 전건부와 후건부의 퍼지변수를 N, Z, P로 수중운동체의 초기 안정성을 고려하여 할당하였다. 제어 규칙이나 제어기의 조정 매개변수들은 수행평가를 바탕으로 학습에 의해 수정, 갱신된다.

IV. 모의실험 및 연구결과

제안된 수중운동체를 위한 제어시스템의 효율성을 검토하기 위해서 모의실험을 수행하였다. 제어 변수의 물리적 제약조건으로 pitch 최대각도 및 일반각도는

$|\theta_{pmax}| = 15^\circ$, $|\theta_{ps}| \leq 5^\circ$ 이고 stern 각도 및 각 속도는 $|\theta_s| \leq 25^\circ$, $|\dot{\theta}_s| \leq 7^\circ$, rudder 각도 및 각속도는 $|\theta_r| \leq 25^\circ$, $|\dot{\theta}_r| \leq 5^\circ$ 그리고 추진 속도 (rps)는 $|n| \leq 6$ 로 두었다.

표 1. stern, rudder, rps 제어기의 퍼지 규칙 베이스

Table 1. fuzzy rule base of stern, rudder, and rps controller.

U		XI		
		N	Z	P
X2	N		P	
	Z	P	Z	N
	P		N	

표 2. 환산계수 Ge, Gce와 PD 제어기의 이득

Table 2. Ge, Gce scaling factors and gains of PD controller.

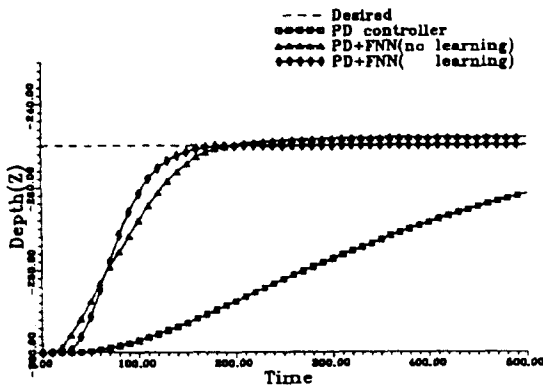
	Ge	Gce	Kp	Kd
stern	1/30	1/3	0.001	0.1
rudder	1/15	10/15	0.0001	0.01
rps	1/10	1/2	0.001	0.1

모의실험의 sampling 시간은 0.1 (sec)로 하였다. 상기에서 pitch의 최대각도는 실제 승무원들의 안정된 업무를 수행하도록하는데 중요한 변수이다.

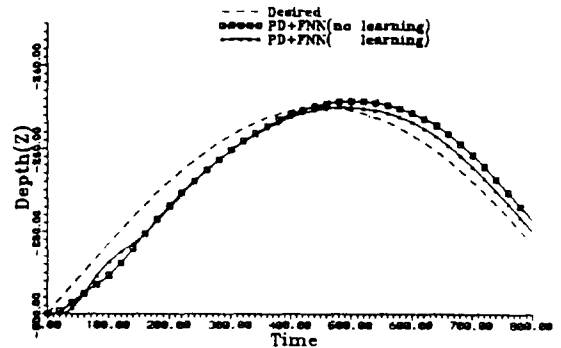
제어환경에서 안정성을 보장하기 위해서 수중운동체가 제약범위를 넘지 않도록 하여야 한다. 따라서 본 모의실험에서는 제어기의 학습시 수중운동체의 pitch 각도가 최대각도를 넘지 않도록 학습률을 설정하였다. 또한 학습은 실시간으로 2000초 동안 수행되었다.

수중운동체의 심도 제어실험에서 수중운동체의 초기 수심을 -300m로 설정하였다. 초기 stern 각도 및 pitch각도의 초기값은 0이다. 이때 참조 수심 -250m로 설정하였을 경우와 수심 궤적을 주었을때 그림 3(a), (b)과 같이 제어기에 대한 응답특성을 조사하였다. 그림 3(a)에서 초기 퍼지 뉴럴 제어기의 설계 매개변수들을 초기 안정성을 보장하는 범위내에서 대략적으로 설정하였기 때문에 학습기능을 갖지 않는 퍼지-뉴럴 제어기에 의한 제어특성은 정상상태오차가 발생함을 알수 있다. 이에 반면에 학습기능을 갖는 퍼지-뉴럴 제어기에 의한 제어특성은 정상상태오차가 제거되고 향상된 속응성을 볼 수 있다. 즉 학습에 의해 성능이 향상되었음을 알 수 있다. 그림 3(b)에서의 궤적 추종특성은 약간의 오차가 있음을 볼수 있으나 이것은 수중운동체의 동특성을 고려하지 않은 궤적명령으로 인한 것이다. 앞서와 같이 학습에 의해 제어기의 성능이 향상됨을 볼 수 있다.

수중운동체의 Y 수평면 제어를 위해서 상태변수 rudder의 초기각도는 0로 설정하고 참조 위치와 궤적을 주었을때의 제어기에 대한 응답특성을 조사하였다. 그림 4(a)에서 보는 바와 같이 학습 기능이 없는 퍼지 뉴럴 제어기의 응답은 오버슈트가 있음을 볼수 있다.



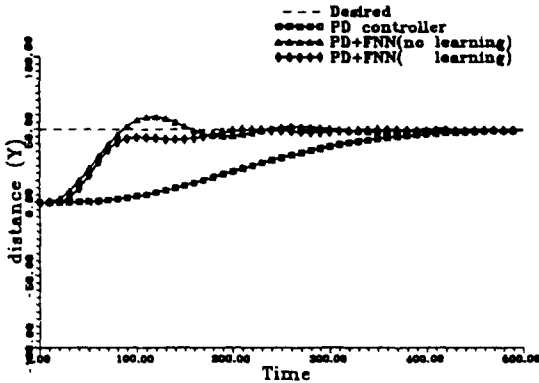
(a)



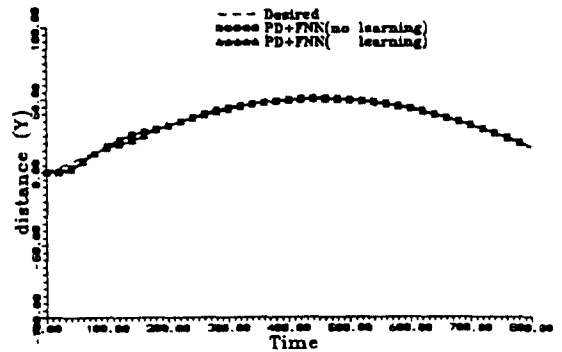
(b)

그림 3. 심도제어; (a) step 응답 (b) 궤적 응답

Fig. 3. The depth control: (a) the step response (b) the trajectory response.



(a)



(b)

그림 4. 수평면 제어: (a) step 응답 (b) 궤적 응답
Fig. 4. The horizontal plane control: (a) the step response (b) the trajectory response.

학습에 의한 퍼지 뉴럴 제어기는 이러한 오버슈트를 줄이는 방향으로 성능이 개선되었음을 볼 수 있다. 궤적 응답특성은 그림 4(b)에서와 같이 모두 좋은 특성을 보이고 있다. Y방향으로의 궤적특성은 심도제어에 있어서의 궤적 추정보다는 제어하기 쉬운 궤적임을 알 수 있다. 즉 심도제어는 수평제어보다 유체역학의 비선형성이 더 포함되기 때문에 Y방향으로의 제어에 비해 궤적 제어가 어렵다는 것을 알 수 있다.

잘 추정함을 알 수 있다. 그 이유로는 본 모의실험에서는 구동장치의 불확실성을 포함하지 않았기 때문이다.

상기의 모의실험을 통해서 퍼지 뉴럴 제어시스템은 학습에 의해서 성능을 향상시킬수 있음을 알 수 있고 수중운동체에 전체 안정된 성능을 부여하는데 효율적임을 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문은 퍼지 논리 및 신경망 제어이론을 합성하여 수중운동체의 제어시스템을 설계하였다. 제인된 방식은 유체계수와 같은 시스템 매개변수의 정확한 추정이나 수중함의 정확한 동적모델 필요치 않는다. 그리고 외란 및 항해도중의 갑작스런 환경 변화에 자기 적응능력을 갖도록 학습기능을 부가하였다. 또한 전문가의 지식을 직접적으로 구현가능하고 언어적 제어특징을 가지며 학습속도 향상으로 실시간제어를 가능케하였다. 6자유도 수중함의 모의실험을 통해서 퍼지 논리 및 신경망 제어이론을 바탕으로한 퍼지 뉴럴 제어시스템의 효율성을 검증하였다.

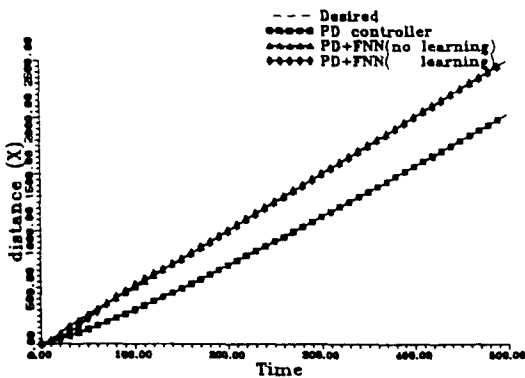


그림 5. 추진 속도 제어
Fig. 5. the propulsive velocity control.

그리고 수중운동체의 X 방향으로의 추진력 제어 모의실험에서는 추진력 제어변수 rps의 초기값은 1로 설정하였고 추종속도는 $X = 5.0(\text{m/sec}) \approx 10.0(\text{knot})$ 로 설정하였다. 제어기의 응답특성은 그림 5과 같이 학습기능에 관계없이 퍼지 뉴럴 제어기는 주어진 궤적을

참 고 문 헌

[1] Joong Lak Choi, Dong Ik Lee, and Dong Hoon Kwak, "The use of fuzzy logic theory in the design of depth control system for a submersible vehicle," 제어계측연구회 합동학술연구발표회, pp. 92-96.

- 1993.
- [2] C. C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller-Part I, II," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 20, no. 2, pp. 408-435, Mar./Apr. 1990.
- [3] S. Horikawa, T. Furuhasi, S. Okuma, Y. Uchikawa, "On fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the back-propagation algorithm," *IEEE Tran. on neural networks*, vol. 3, no. 5, pp. 801-806, 1992.
- [4] L. Pavel, M. Chelaru, "Neural Fuzzy Achitecture for Adaptive Control," *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 1115-1122, 1992.
- [5] H. J. Zimmermann, *Fuzzy Set Theory and Its Application*, Kluwer-Hijhoff Publishing, 1985.
- [6] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, "Hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics," *IEEE Control Syst. Mag.*, pp. 8-16, Apr. 1988.
- [7] H. R. Berenji, P. Khedkar, "Learning and tuning fuzzy logic controllers through reinforcements," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 724-740, 1992.
- [8] M. Gortler, G. R. Hagen, "Standard Equation of Motion for Submarine Simulation," *TASK*, June 1967.

저 자 소 개

金 成 炫(正會員) 第 30卷 B編 第 4號 參照

현재 중앙대학교 전자공학과 박사과정



崔 仲 洛(正會員)

1953년 5월 22일생. 1977년 2월 고려대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1987년 2월 서울대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사). 1994년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 박사과정

수료. 1987년 6월 ~ 현재 국방과학연구소 선임연구원. 주관심분야는 현대제어이론, 퍼지 및 신경망 제어, 수중운동체의 조종제어시스템 설계 및 응용등임.

沈 責 寶(正會員) 第 33卷 B編 第 1號 參照

현재 중앙대학교 제어계측공학과 부교수

全 洪 兌(正會員) 第 31卷 B編 第 4號 參照

현재 중앙대학교 전자공학과 교수