

Design of a Neural Network Based Self-Tuning Fuzzy PID Controller

任正欽* · 李昌求**

(Jeong-Heum Im · Chang-Goo Lee)

Abstract - This paper describes a neural network based fuzzy PID control scheme. The PID controller is being widely used in industrial applications. However, it is difficult to determine the appropriate PID gains in nonlinear systems and systems with long time delay and so on. In this paper, we re-analyzed the fuzzy controller as conventional PID controller structure, and proposed a neural network based self tuning fuzzy PID controller of which output gains were adjusted automatically. The tuning parameters of the proposed controller were determined on the basis of the conventional PID controller parameters tuning methods. Then they were adjusted by using proposed neural network learning algorithm. Proposed controller was simple in structure and computational burden was small so that on-line adaptation was easy to apply to. The experiment on the magnetic levitation system, which is known to be heavily nonlinear, showed the proposed controller's excellent performance.

Key Words : Fuzzy, Neural network, PID(Proportional Integral Derivative), Nonlinear control, Magnetic levitation

1. 서 론

PID 제어기는 구조가 단순하고 견실성이 우수하며 현장은 전자에게 익숙하다는 장점 때문에 산업현장에 널리 사용되고 있다. 그러나 강한 비선형성이나 큰 지연시간을 갖는 시스템의 경우 적절한 PID 이득을 결정하는 것은 매우 어려운 일이며 초기 동조 후에도 시스템의 비선형성, 시변특성에 의하여 제어성능이 저하되기 때문에 지속적인 재동조가 필요하다[1][2]. PID 제어기의 이러한 단점을 개선하기 위하여 그동안 제시된 제어기법으로는 gain scheduling, 적응 PID 제어기, 그리고 퍼지와 신경회로망을 이용한 제어기법이 있으나 이러한 제어기법들은 다음과 같은 문제점을 안고 있다.

적응 제어기를 PID 제어기 구조로 변형하고 온라인으로 시스템 특성에 따라 PID 이득을 자동 조절하는 적응 PID 제어기와 동작점에서의 시스템 특성에 따라 PID 이득을 조절하는 gain scheduling 기법은 제어기 설계시 가정한 시스템의 모델 차수, 지연시간 등이 실제 플랜트와 다른 경우에는 좋은 성능을 기대할 수 없다[3][4].

퍼지 제어기는 기존의 제어 기법이 적용되기 어려운 복잡한 시스템이나 비선형 시스템에 다양하게 적용되고 있으며 때때로 기존의 PID 제어기에 비하여 보다 강인하고 매개변수의 변화에 덜 민감한 반응을 보인다. 그러나 시스템의 동작

에 관한 사전 지식이 불충분하거나 없는 경우 적절한 제어규칙을 얻을 수 없으며 제어 규칙 결정에 대한 명확한 기준이 없다는 단점이 있다[4]. 최근들어 신경회로망과 퍼지 이론을 결합한 적응 퍼지 PID 제어기나 뉴로-퍼지 제어기 등을 이용하여 자동의 최적의 제어 규칙을 생성하는 연구 결과들이 보고되고 있다. 그러나 제어 규칙의 생성이나 신경회로망의 훈련과정이 매우 시간 소모적이며 과다한 계산량으로 실제 적용이 어렵다[5-7].

본 논문에서는 Mizumoto 등에 의해 증명된 퍼지의 선형성을 이용하여 PI-PD형 퍼지 PID 제어기의 연산부를 간략화시킴으로써 퍼지 제어 규칙의 생성과 계산량에 대한 부담을 줄였다[8][9]. 그리고 제어기 출력에 가장 큰 영향을 미치는 제어기 출력측 이득을 단일 신경회로망 구조로 변형한 신경회로망 기반 자기 동조 퍼지 PID 제어기를 제시하였다.

간략화된 PI-PD형 퍼지 PID 제어기가 일반 PID 제어기와 연관성을 갖도록 초기 입출력 이득을 결정하는 기준을 제시하였으며 model-free 동조기법에 의해 결정된 PID 이득을 기반으로 제어기 초기값을 설정함으로써 초기 제어구간 안정성을 보장할 수 있도록 하였다. 또한 학습계수 증가시 외란에 대한 강인성이 저하되는 기존의 신경회로망 학습알고리즘을 보완한 가변 학습계수 역전파 알고리즘을 개발 적용하여 기준 입력 추적성능을 향상시키고 외란에 강인한 성능을 갖도록 하였다.

제시된 제어기는 구조가 단순하고 계산량이 적어 실시간 제어가 용이하며 비선형 성분 보상능력과 외란에 대한 강인성 등 우수한 성능을 비선형성이 강한 시스템으로 알려진 자기 부상(magnetic levitation) 시스템에 실제 적용하여 확인하였다.

* 準 會 員 : 全 北 大 大 學 院 制 御 計 測 工 學 科 碩 士 課 程

** 正 會 員 : 全 北 大 工 大 電 子 情 報 工 學 部 副 教 授

接 受 日 字 : 2000 年 9 月 4 日

最 終 完 了 : 2000 年 12 月 28 日

2. 퍼지 PID 제어기 설계 및 동조

2.1 선형 퍼지 제어기 설계

퍼지 제어기는 일반적으로 비선형 특성을 지닌다. 그러나 특별한 형태의 소속 함수와 추론방법 그리고 제어규칙등을 이용하여 선형적인 특성을 갖게 할 수 있다[5-7]. 임의의 플랜트에 적용한 두 개의 입력과 한 개의 출력을 갖는 일반적인 퍼지 제어기의 구조는 그림 1과 같다.

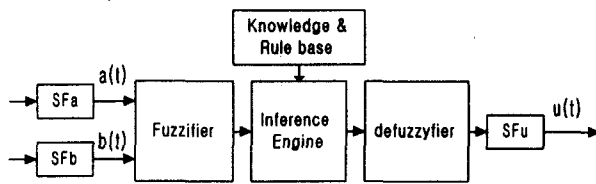


그림 1 일반적인 퍼지 제어기 구조
Fig. 1 The structure of the general fuzzy controller

제어 대상이 주어지면 퍼지 제어기의 출력 변수를 결정하고, 제어방법에 따라 필요한 입력변수의 종류를 결정한다. 입력 출력신호의 대집합은 측정결과와 제어대상의 사양으로부터 각각 결정하며 필요에 따라 입력신호의 대집합을 $[-1, 1]$ 또는 $[0, 1]$ 로 정규화 하기도 한다. 본 논문에서는 두 입력 신호의 대집합을 $[-1, 1]$ 로 정규화 시켰으며 정규화된 두 입력신호를 각각 $a(t)$, $b(t)$ 라고 할 때 선형 퍼지 제어기의 설계 단계는 다음과 같다.

Step 1. 퍼지 로직의 두 입력신호를 $[-1, 1]$ 사이에서 정규화 한다.

Step 2. 퍼지 집합 A 와 B 를 $2N+1$ 개의 언어 변수로 분할한다. (N : 양의 정수)

$$A_i \ (i \in I = [-N, \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots, N])$$

$$B_j \ (j \in J = [-N, \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots, N])$$

a , b 의 대집합은 각각 $A \subset R$, $B \subset R$ 이다.

Step 3. 소속함수는 그림 2와 같이 인접 소속 함수와 50% 중첩이 되는 대칭 삼각 소속 함수를 사용한다.

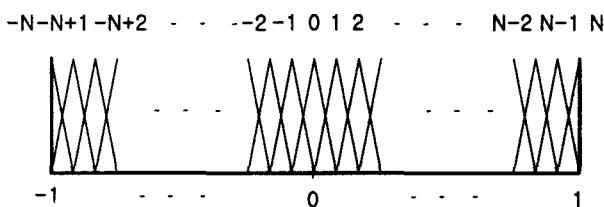


그림 2 소속 함수 (A & B)
Fig. 2 Membership function (A & B)

Step 4. 퍼지 제어 규칙은 식 (1)과 같은 형태로 표 1에 의거하여 주어진다. 여기에서 $u_{i,j}$ ($i \in I, j \in J$)는 퍼지 부분 집합이 아닌 실제 값이다.

$$\text{if } a \text{ is } A_i \text{ and } b \text{ is } B_j \text{ then } u \text{ is } u_{i,j} \quad (1)$$

Step 5. Product-sum 추론법과 Center of gravity 비퍼지화 기법을 사용하여 제어신호를 계산한다.

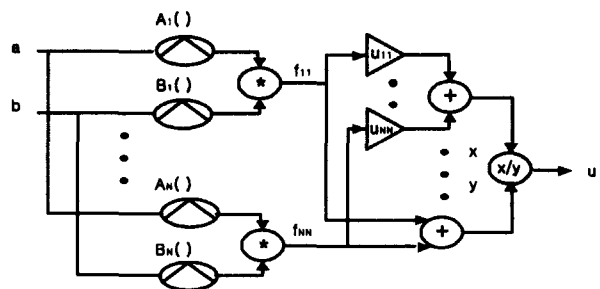


그림 3 2입력 1출력 퍼지 제어기
Fig. 3 Two input one output fuzzy controller

위와 같은 단계에 의해 구성된 2입력 1출력 퍼지 제어기는 그림 3과 같은 구조를 갖는다. Product-sum 추론법을 이용한 퍼지 제어기 전건부의 실제 값은 다음과 같다.

$$f_{i,j} = A_i(a)B_j(b) \ (i \in I, j \in J) \quad (2)$$

$A_i(a)$ 와 $B_j(b)$ 는 각각 정규화된 값 a 와 b 가 소속함수 A_i ($i \in I$)와 B_j ($j \in J$)에 소속하는 정도를 나타낸다.

표 1 퍼지 규칙표
Table 1 Fuzzy rule table

A \ B	-N	-N+1	..	N-2	N-1	N
-N	-2	$-2 + \frac{1}{N}$..	$-\frac{2}{N}$	$-\frac{1}{N}$	0
-N+1	$-2 + \frac{1}{N}$	$-2 + \frac{2}{N}$..	$-\frac{1}{N}$	0	$\frac{1}{N}$
-N+2	$-2 + \frac{2}{N}$	$-2 + \frac{3}{N}$..	0	$\frac{1}{N}$	$\frac{2}{N}$
:	:	:	:	:	:	:
N-2	$-\frac{2}{N}$	$-\frac{1}{N}$..	$2 - \frac{4}{N}$	$2 - \frac{3}{N}$	$2 - \frac{2}{N}$
N-1	$-\frac{1}{N}$	0	..	$2 - \frac{3}{N}$	$2 - \frac{2}{N}$	$2 - \frac{1}{N}$
N	0	$\frac{1}{N}$..	$2 - \frac{2}{N}$	$2 - \frac{1}{N}$	2

$$A_i(a) = \frac{a_{i+1} - a}{a_{i+1} - a_i}, \quad A_{i+1}(a) = \frac{a - a_i}{a_{i+1} - a_i}$$

$$A_k(a) = 0 \quad (k \neq (i, i+1) \in I), \quad \text{for } a \in [a_i, a_{i+1}]$$

$$B_j(b) = \frac{b_{j+1} - b}{b_{j+1} - b_j}, \quad B_{j+1}(b) = \frac{b - b_j}{b_{j+1} - b_j}$$

$$B_l(b) = 0 \quad (l \neq (j, j+1) \in J), \quad \text{for } b \in [b_j, b_{j+1}]$$

Center of gravity 비퍼지화 기법을 적용하면 제어기의 실제 출력 u 는 식 (3) 과 같이 주어진다.

$$u = \frac{\sum_{i,j} f_{i,j} u_{i,j}}{\sum_{i,j} f_{i,j}} \quad (3)$$

임의의 순간 최대 4개의 rule이 발생하므로 식 (2)와 (3)을 결합하여 식 (4)와 같이 쓸 수 있다.

$$u = \frac{\sum_{k,t} (A_k(a)B_l(b))u_{k,t}}{\sum_{k,t} A_k(a)B_l(b)}$$

$$= \frac{\sum_{k=(i, i+1), t=(j, j+1)} (A_k(a)B_l(b))u_{k,t}}{\sum_{k=(i, i+1), t=(j, j+1)} A_k(a)B_l(b)} \quad (4)$$

$$\sum_{k=(i, i+1), t=(j, j+1)} A_k(a)B_l(b)$$

$$= A_i(a)B_j(b) + A_{i+1}(a)B_j(b) + A_i(a)B_{j+1}(b) + A_{i+1}(a)B_{j+1}(b)$$

$$= (A_i(a) + A_{i+1}(a))(B_j(b) + B_{j+1}(b))$$

$$= 1$$

$$u = \sum_{k=(i, i+1), t=(j, j+1)} (A_k(a)B_l(b))u_{k,t}$$

$$= A_i(a)B_j(b)u_{i,j} + A_{i+1}(a)B_j(b)u_{(i+1),j} + A_i(a)B_{j+1}(b)u_{i,(j+1)} + A_{i+1}(a)B_{j+1}(b)u_{(i+1),(j+1)}$$

$$= \left(\frac{a_{i+1} - a}{a_{i+1} - a_i}\right)\left(\frac{b_{j+1} - b}{b_{j+1} - b_j}\right)u_{i,j} + \left(\frac{a - a_i}{a_{i+1} - a_i}\right)\left(\frac{b_{j+1} - b}{b_{j+1} - b_j}\right)u_{(i+1),j} + \left(\frac{a_{i+1} - a}{a_{i+1} - a_i}\right)\left(\frac{b - b_j}{b_{j+1} - b_j}\right)u_{i,(j+1)} + \left(\frac{a - a_i}{a_{i+1} - a_i}\right)\left(\frac{b - b_j}{b_{j+1} - b_j}\right)u_{(i+1),(j+1)}$$

$$a_{i+1} = a_i + \frac{1}{N}, \quad b_{j+1} = b_j + \frac{1}{N}, \quad (7)$$

$$u_{i+1,j} = u_{i,j+1} = u_{i,j} + \frac{1}{N}, \quad u_{(i+1),(j+1)} = u_{i,j} + \frac{2}{N}$$

이 때 분모 항은 식 (5)와 같이 항상 1이 되므로 퍼지 제어기의 출력은 식 (6)과 같이 표현되며 표 1에 의하여 제어기 입력력 변수 사이에는 식 (7)과 같은 관계가 성립하므로 $a = a_i, b = b_j$ 일 때 출력은 $u = u_{i,j} = a_i + b_j = a + b$ 이며 $a = a_i + \delta a, b = b_j + \delta b, 0 < \delta a < 1/N, 0 < \delta b < 1/N$ 일 때 출력은 $u = u_{i,j} + \delta a + \delta b = a + b$ 이 되어 퍼지 제어기의 출력은 언제나 두 입력의 단순 합이 된다.

2.2 퍼지 PID 제어기 설계와 초기 동조

퍼지 PID 제어기의 구조는 입력 변수의 종류와 제어 규칙 설정법에 따라 다양하게 구성되며 PI-PD형으로 구성된 퍼지 PID 제어기의 구조는 그림 4와 같다[11]. Sat(Saturation)은 각각의 입력을 최대값 1, 최소값 -1로 제한하기 위하여 사용되었다. PD형 퍼지 제어기의 출력 $U_{FUZZY}(t)$ 은 오차와 오차의 변화량에 관한 함수이며 적분기를 통한 출력은 오차의 적분량과 오차에 관한 함수가 된다. 그러므로 제어기의 최종 출력 $U(t)$ 는 시스템 오차, 오차의 변화량, 그리고 오차의 적분량의 함수가 된다. 일반적인 퍼지 제어기법은 내부 스케일 계수를 이용하여 입출력 공간을 정규화 시키는 방법을 사용한다. 그러나, 본 논문에서는 k_1, k_2 와 Sat을 이용하여 입출력 공간을 정규화 시켰다. 이와 같이 앞 절에서 기술한 방식에 따라 퍼지 제어기를 설계하면 그림 4의 퍼지 PID 제어기는 그림 5와 같이 간략화 된다.

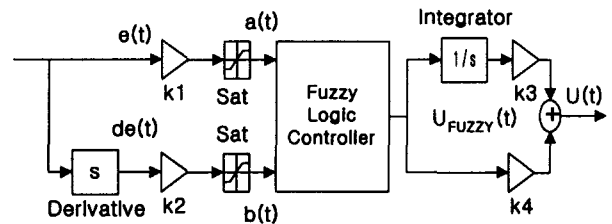


그림 4 퍼지 PID 제어기
Fig. 4 Fuzzy PID controller

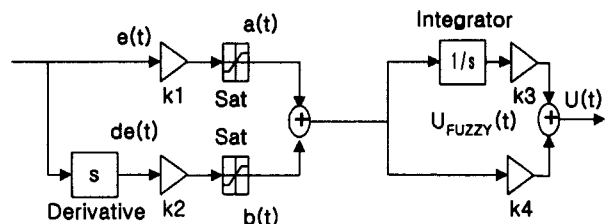


그림 5 간략화된 퍼지 PID 제어기
Fig. 5 Simplified fuzzy PID controller

$$Sat(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 1 \\ x, & -1 \leq x < 1 \\ -1, & x \leq -1 \end{cases}$$

$e(t)$: 시스템 오차, $de(t)$: 오차의 변화량
 $a(t) = \text{Sat}(k_1 e(t))$, $b(t) = \text{Sat}(k_2 de(t))$

그림 5의 간략화된 퍼지 PID 제어기는 k_1, k_2, k_3, k_4 값에 따라 PID 제어기와 동일하거나 또는 부분적으로 동일한 입출력 특성을 갖게된다. 이산 시간 제어에서 샘플링 시간을 T 라 할 때 $k_1 e(t), k_2 de(t)$ 가 최대값 1, 최소값 -1의 범위를 벗어나지 않으면 즉, $k_1 e(t) = a(t)$, $k_2 de(t) = b(t)$ 이면 퍼지 제어기의 출력 $U_{FUZZY}(z)$ 와 플랜트에 인가되는 입력 $U(z)$ 는 다음과 같다.

$$U_{FUZZY}(z) = (k_1 + \frac{k_2}{T} \frac{z-1}{z})e(z)$$

$$U(z) = [k_3 \frac{Tz}{z-1} + k_4]U_{FUZZY}(z)$$

$$= [k_1 k_4 + k_2 k_3 + k_2 k_4 \frac{z-1}{Tz} + k_1 k_3 \frac{Tz}{z-1}]e(z) \quad (8)$$

이산시간 제어에서 PID 제어기의 출력은 식 (9)와 같으며, 이때 K_p, K_i, K_d 는 각각 비례, 적분, 미분이득이다.

$$u_{PID}(z) = [K_p + K_d \frac{z-1}{Tz} + K_i \frac{Tz}{z-1}]e(z) \quad (9)$$

일반 PID 제어기 계수와 퍼지 PID 제어기 계수사이에 식 (10)의 관계가 성립할 때 일반 PID 제어기와 퍼지 PID 제어기는 동일한 성능을 갖는다.

$$K_p = k_1 k_4 + k_2 k_3, K_d = k_2 k_4, K_i = k_1 k_3 \quad (10)$$

또한 k_1, k_2, k_3 그리고 k_4 는 양의 실수 값이 되어야 하므로 식 (10)으로부터 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$K_p^2 \geq 4K_i K_d \quad (11)$$

일반 PID 제어기와 퍼지 PID 제어기의 부분적인 동일성으로부터 일반 PID 제어기 계수 초기 동조법을 기반으로 하여 퍼지 PID 제어기 계수값을 설정할 수 있다[2]. 예를 들어 Ziegler-Nichols 기법에 의거한 일반 PID 제어기 계수 결정법은 다음과 같다.

$$K_p = 0.6K_m, K_d = \frac{K_p \pi}{4 \omega_m}, K_i = \frac{K_p \omega_m}{\pi}$$

K_m : 비례 시스템이 진동할 때의 이득, ω_m : 진동 주파수

Ziegler-Nichols 기법에 의해 설계된 일반 PID 제어기는 언제나 식 (11)을 만족하며 식 (10)에 의거하여 퍼지 PID 제어기의 입출력 계수의 초기값 k_1, k_2, k_3, k_4 를 결정할 수 있다. 이 때 일반 PID 제어기의 계수는 3개이며 퍼지 PID 제

어기의 계수는 4개이므로 먼저 퍼지 PID 제어기의 계수중 하나를 설정하여야 한다. 주어진 제어 대상에 대하여 오차의 변화량을 측정하여 오차의 변화량이 [-1 1]로 정규화 되도록 k_2 를 설정하고 식(6)으로부터 나머지 계수를 결정하면 퍼지 PID 제어기의 출력은 일반 PID 제어기와 완벽하게 동일한 성능을 보인다. 하지만 이때의 k_2 값은 샘플링 주기에 크게 영향을 받게 되고 샘플링 주기에 따라 입력 계수들은 상대적으로 작은 이득을 그리고 출력 계수들은 상대적으로 큰 이득을 갖게 된다. 이는 실제 제어기의 구현에 있어서 그다지 바람직하지 못하다. 퍼지 제어기의 설계시 기준 설정치를 단위 계단 입력으로 할 때 오차와 관련된 입력 계수는 1로 설정하여도 무방하다. 그러므로 k_1 의 초기값은 1로 설정하고 나머지 계수는 식 (10)에 근거하여 초기값을 설정한다.

일반 PID 제어기 이득에 기반하여 간략화된 퍼지 PID 제어기의 초기이득을 설정하는 방법, 초기 이득에 따른 성능 변화를 상세히 알아보기 위하여 사용한 비최소 위상 시스템의 전달함수와 Ziegler-Nichols 동조법에 의하여 설정된 PID 이득은 다음과 같다.

$$G_p(s) = \frac{1-1.4s}{(s+1)^3}, K_p=0.92, K_i=0.3948, K_d=0.5359$$

위의 PID이득을 기반으로 설정된 퍼지 PID 제어기의 가능한 이득조합의 일부를 표 3에 나타내었으며 각각의 계단 응답은 그림 6과 같다..

표 2 간략화된 퍼지 PID 제어기 이득
 Table 2 Gains of simplified fuzzy PID controller

	k_1	k_2	k_3	k_4
case 1	1	1.1662	0.3948	0.4640
case 2	0.8696	1.1041	0.4540	0.5295
cse 3	1.5	1.7492	0.2632	0.3069

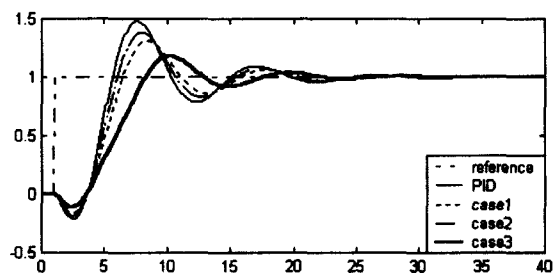


그림 6 입출력 이득에 따른 간략화된 퍼지 PID 제어기 응답
 Fig. 6 The responses of simplified fuzzy PID controller

입력측 이득을 작게 할수록 기존의 PID 제어기 응답에 근접하며 입력측 이득을 증가시킬수록 비 최소 위상 특성과 오버슈트가 감소하는 현상을 보인다. 이러한 현상은 Sat의 절단 효과에 의한 것이다.

2.3 퍼지 PID 제어기의 온라인 동조

Ishida는 그림 7과 같이 일반 PID제어기와 비슷한 구조를 갖는 신경회로망 기반 제어기를 구성하고 비선형 시스템에 적용하여 좋은 결과를 얻었다[5]. 이를 바탕으로 퍼지형 PID 제어기의 출력계수를 그림 8과 같이 단일 신경 회로망 구조로 변형하였다.

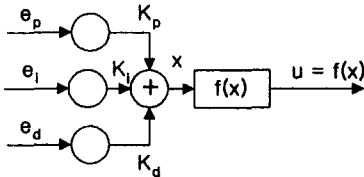


그림 7 Ishida 형 신경 회로망구조
Fig. 7 Ishida type neural network

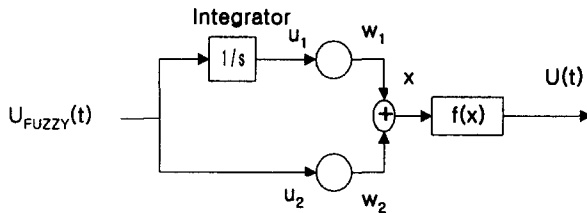


그림 8 신경회로망 구조의 퍼지 PID 제어기 출력부
Fig. 8 Output part of fuzzy PID controller with neural network structure

$$u_1(kT) = u_1((k-1)T) + U_{FUZZY}(kT)T$$

$$u_2(kT) = U_{FUZZY}(kT)$$

$$x(kT) = u_1(kT)w_1(kT) + u_2(kT)w_2(kT)$$

$$U(kT) = f(u_1(kT), u_2(kT), w_1(kT), w_2(kT))$$

w_1, w_2 는 신경회로망의 연결 강도이며 그림 5의 퍼지 PID제어기 출력 계수 k_3, k_4 와 같은 의미를 갖는다. $f(\cdot)$ 는 활성화 함수로서 일반적으로 시그모이드 함수나 가우시안 함수를 사용한다. 본 논문에서는 $f(x) = x$ 의 선형 함수를 사용하였으며 성능지수 J 를 식 (12)와 같이 정의하고 성능지수 J 를 최소화하도록 역전파 알고리즘을 적용하였다.

$$J = \frac{1}{2}(\tau(kT) - y(kT))^2$$

$$= \frac{1}{2}e(kT)^2, \quad e(kT) = \tau(kT) - y(kT) \tag{12}$$

$$w_1(kT) = w_1((k-1)T) - \eta \frac{\partial J}{\partial w_1} \Big|_{kT}$$

$$w_2(kT) = w_2((k-1)T) - \eta \frac{\partial J}{\partial w_2} \Big|_{kT} \tag{13}$$

$$\frac{\partial J}{\partial w_i} = \frac{\partial J}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial U} \frac{\partial U}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial w_i} \tag{14}$$

$$\frac{\partial J}{\partial y} = -(r - y) = -e \tag{15}$$

$$\frac{\partial U}{\partial x} = f(x)' = 1 \tag{16}$$

$$\frac{\partial x}{\partial w_i} = u_i \tag{17}$$

$\tau(kT)$ 와 $y(kT)$ 는 각각 기준 입력과 실제 시스템 출력값이며 η 는 학습계수이다. 연쇄 법칙을 이용하여 식을 전개하고 식 (14) - (17)을 식 (13)에 대입하여 식 (18)을 얻는다.

$$w_1(kT) = w_1((k-1)T) + \eta e(kT)u_1 \frac{\partial y}{\partial u} \Big|_{kT} \tag{18}$$

$$w_2(kT) = w_2((k-1)T) + \eta e(kT)u_2 \frac{\partial y}{\partial u} \Big|_{kT}$$

$\partial y / \partial u$ 의 값은 현재 시스템의 입출력 변화량을 측정할 $\Delta y / \Delta u$ 로 대체하여 사용한다. 그러나 실제 알고리즘의 구현에 있어서 $\Delta y / \Delta u$ 값을 측정하는 데는 어려움이 따르며, 역전파 알고리즘 기법의 특성상 $\Delta y / \Delta u$ 의 수치적인 정보보다는 이 값이 음수인지 양수인지의 정보가 더 중요하다. 그러므로 식 (14)를 변형하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$w_1(kT) = w_1((k-1)T) + \eta e(kT)u_1 \text{sgn}\left(-\frac{\Delta y}{\Delta u} \Big|_{kT}\right) \tag{19}$$

$$w_2(kT) = w_2((k-1)T) + \eta e(kT)u_2 \text{sgn}\left(-\frac{\Delta y}{\Delta u} \Big|_{kT}\right)$$

학습계수 η 는 일반적으로 상수를 사용하며 수렴속도를 결정하는 중요한 요소가 된다. η 값을 크게 하면 수렴속도는 향상되지만 외란등에 민감하게 되고 쉽게 불안정해진다. 반면에 학습계수가 작으면 수렴속도가 현저히 저하된다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 학습계수를 시스템의 오차 정보에 따라 가변하도록 하였다.

$$\eta = \frac{\eta_{\max} - \eta_{\min}}{2} \left[\frac{1 - e^{-(\gamma - \epsilon/2)\delta}}{1 + e^{-(\gamma - \epsilon/2)\delta}} + 1 \right] + \eta_{\min} \tag{20}$$

$$\delta = \frac{2R}{\epsilon}$$

η_{\max}, η_{\min} 은 초기 설정 학습계수이며 γ 는 시스템 오차와 관련된 정보로써 초기값은 0이며 현재의 오차부호와 한 스텝 이전 오차부호를 비교하여 부호가 같으면 1씩 증가하고 부호가 다를 경우 초기값으로 초기화된다. ϵ 는 사용자가 설정하는 값이며 $\gamma = \epsilon/2$ 일 때 $\eta = (\eta_{\max} - \eta_{\min})/2$ 이 된다. δ 는 $\gamma = \epsilon/2$ 에서의 기울기를 결정한다.

오차 시간 정보 γ 에 따른 학습계수의 변화는 그림 9와 같다.

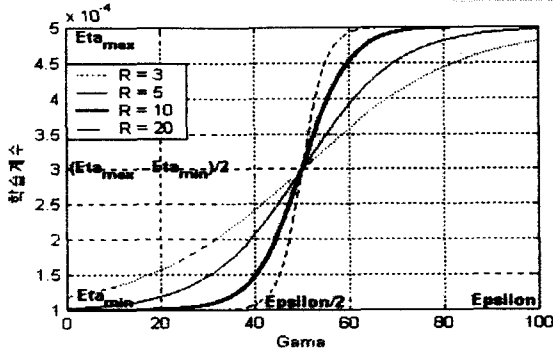


그림 9 오차 정보에 따른 학습계수
Fig. 9 Learning rate with respect to error information

본 절에서는 퍼지 선형성에 기반하여 퍼지 제어기가 PID 구조를 갖도록 재해석하고 퍼지 제어계수를 자동 조절하는 간략한 기법을 제시하였다. 퍼지 PID 제어기의 초기 계수는 초기 동조된 일반 PID 제어기 계수를 이용하여 식 (10)에 의해 결정하며, 퍼지 PID 제어기의 일부분을 신경회로망 구조로 변경하고 학습계수 값을 조절하여 적응성을 부여한다. 이때 시스템 오차 정보에 따라 학습계수 값을 가변하도록 함으로써 작은 오버슈트를 가지면서 외란에 보다 강인한 제어를 설계하였다.

3. 자기부양 시스템 적용실험

자기 부양 시스템은 개루프 불안정 시스템이며 비선형성이 강한 시스템으로 알려져 있다. 실험에 사용된 자기 부양 시스템(Feedback instruments Ltd. Magnetic Levitation System 33-320)의 개략도는 그림 10과 같다. 전자석으로부터 Ball까지의 거리를 측정하기 위하여 적외선 광센서가 사용되며 센서 출력 전압은 다음과 같다.

$$V_{sensor} = -\lambda(X - X_0), \lambda > 0$$

여기서 X_0 은 공칭 운영점이다. 그러므로 $X = X_0$ 일 때 $V_{sensor} = 0$ 이 되고 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

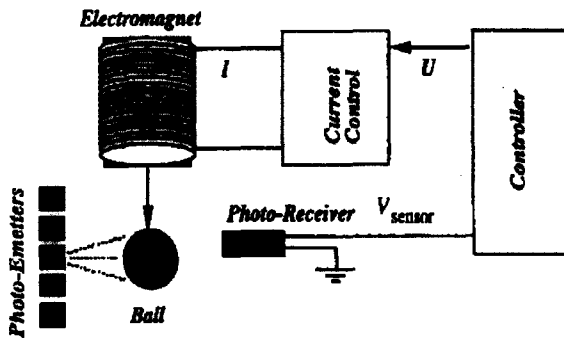


그림 10 자기 부양 시스템의 개략도
Fig. 10 Magnetic levitation system block diagram

$$\Delta V_{sensor} = -\lambda \Delta X \quad (21)$$

전자석을 흐르는 전류는 다음과 같은 관계식을 갖는다.

$$I = 0.15U + I_0 \quad (22)$$

여기에서 I_0 은 Ball의 위치가 X_0 일 때 즉, 공칭동작점에서의 공칭 전류이다. 그러므로 전류의 변화와 제어입력의 변화량 사이에는 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\Delta I = 0.15 \Delta U \quad (23)$$

Ball의 변위는 다음과 같은 전기 기계학적인 방정식에 의해 결정된다.

$$m\ddot{X} = mg - c \frac{I^2}{X^2} \quad (24)$$

여기서 m 은 Ball의 질량이며, g 는 중력가속도, X 는 전자석으로부터 Ball까지의 거리, I 는 전자석에 흐르는 전류를 나타내며 c 는 상수이다.

위 비선형 모델을 운영점 (X_0, Y_0)부근에서 다음과 같이 선형화할 수 있다.

$$m \Delta \ddot{X} = a \Delta X - b \Delta U$$

식 (23)에 의하여 ΔI 를 $0.15 \Delta U$ 로 치환하면 다음과 같은 전달함수를 얻는다.

$$\begin{aligned} x(s) &= -\frac{b}{ms^2 - a} u(s) \\ x(s) &= \Delta X(s), \quad u(s) = \Delta U(s) \\ a &= \frac{2cI_0^2}{X_0^3}, \quad b = \frac{0.3cI_0}{X_0^2} \end{aligned} \quad (25)$$

상수 c 는 (X_0, Y_0)에서의 평형조건으로부터 구한다.

$$c = \frac{mgX_0^2}{I_0^2} \quad (26)$$

그러므로 시스템의 최종 전달함수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} G(s) &= \frac{y(s)}{u(s)} = \frac{b\lambda}{ms^2 - a} \\ y(s) &= \Delta V_{sensor}(s) \end{aligned} \quad (27)$$

표 3 실제 파라미터 값
Table 3 Parameter values

Parameter	Value
m	0.022(kg)
X_0	0.01(m)
I_0	0.125(A)
g	9.81(%g)
λ	140(V/m)

실제 실험을 통한 각각의 파라미터 값을 이용하여 구한 시스템 전달함수와 PID 제어기의 계수는 다음과 같다.

$$G(s) = \frac{72.5155}{0.022s^2 - 43.1640}, K_p = 3, K_i = 0.01, K_d = 0.1$$

그림 11은 구형파를 기준 입력으로 주었을 때 PID 제어기 적용시 컴퓨터 모의실험 결과를 보여준다. 그러나 실제 플랜트에 적용시 그림 12와 같이 비선형 성분을 포함한 모델링 오차 등에 의하여 모의실험과는 상당히 다른 응답을 보인다.

그림 13은 Ishida 가 제안한 구조의 제어기 응답이다. 작은 학습계수를 사용하였지만 쉽게 불안정해짐을 볼 수 있다.

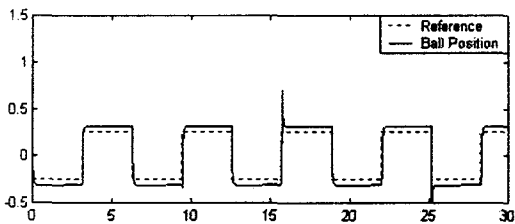


그림 11 PID 제어기 응답 (모의실험)
Fig. 11 Response of PID controller (simulation)

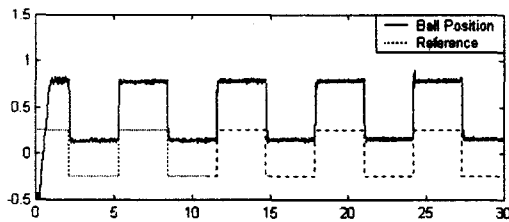


그림 12 PID 제어기 응답 (실제)
Fig. 12 Response of PID controller (actual)

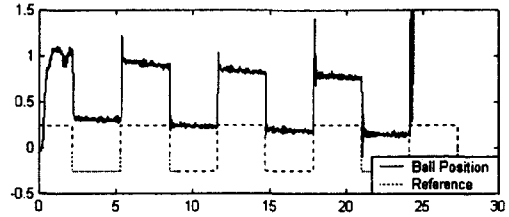


그림 13 Ishida 형 신경망 응답
Fig. 13 Ishida type neural network

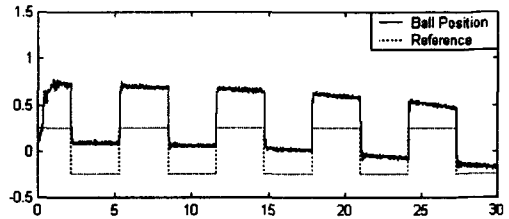


그림 14 NFPID 제어기 응답 (고정 학습계수 : 0.0001)
Fig. 14 NFPID controller (fixed learning rate)

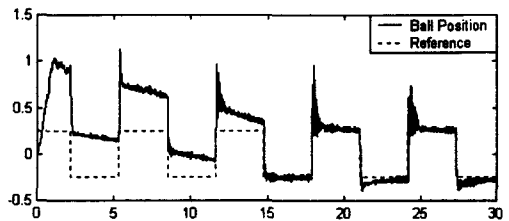


그림 15 NFPID 제어기 응답 (고정 학습계수 : 0.0005)
Fig. 15 NFPID controller (fixed learning rate)

그림 14와 그림 15는 본 논문에서 제안한 퍼지 PID 제어기(NFPID)에 기존의 역전파 알고리즘을 적용한 결과이다. 고정된 학습계수를 사용하기 때문에 학습계수를 크게 하면 기준입력에 대한 추적 성능은 향상되지만 계단 입력에 대하여 큰 오버슈트가 발생하기 때문에 외란에 민감하게 반응하고 불안정해지기 쉬우며, 학습계수가 작으면 기준입력 추적 성능이 상대적으로 둔화된다.

그림 16은 가변 학습계수를 사용하였을 때 NFPID 제어기 응답이다. $\eta_{max} = 0.0005$, $\eta_{min} = 0.0001$ 을 사용하였으며 학습계수를 시스템 오차 정보에 따라 가변시킴으로써 수렴속도는 기존의 역전파 알고리즘에 의한 응답과 거의 동일하게 유지시키면서 계단응답에 대한 오버슈트를 거의 제거할 수 있었다. 그림 17에서는 $\eta_{max} = 0.01$, $\eta_{min} = 0.0001$ 로 설정하였으며 ϵ 과 R 값을 적절히 조절함으로써 보다 나은 성능을 기대할 수 있음을 보였다.

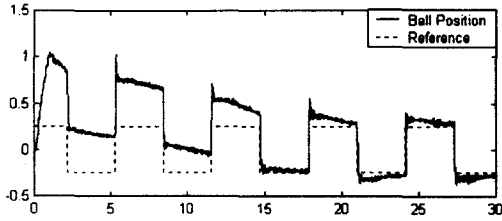


그림 16 NFPID 제어기 응답 (가변학습계수)
 Fig. 16 NFPID controller (variable learning rate)

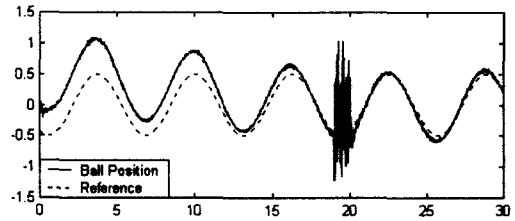


그림 20 NFPID 제어기 (고정학습계수 : 0.0005, 외란인가)
 Fig. 20 NFPID controller (fixed learning rate, disturbance)

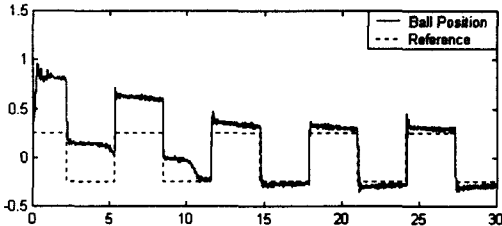


그림 17 NFPID제어기 응답 (가변학습계수)
 Fig. 17 NFPID controller (variable learning rate)

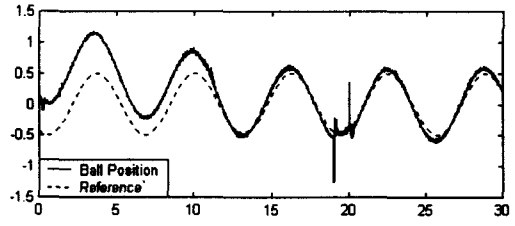


그림 21 NFPID 제어기 (가변학습계수)
 Fig. 21 NFPID controller (variable Learning rate)

그림 18-22는 운전중 19-20초 구간동안 0.5크기인 외란이 인가되었을 때 제어기의 응답을 보여준다. 그림 18은 일반 PID 제어기의 외란에 대한 응답이다. 그림 19는 작은 값의 고정 학습계수를 사용할 때의 응답이며 그림 20은 보다 큰 값의 고정 학습계수를 사용하였을 때의 응답이다. 일반 PID 제어기는 외란에 대하여 상당히 강인한 특성을 보이며 역전과 알고리즘을 이용한 경우 학습계수가 커질수록 외란에 대하여 민감한 반응을 보임을 알 수 있다.

이에 비하여 가변 학습계수를 적용한 제어기의 응답은 기준입력 추적성능을 저하시키지 않으면서도 외란에 대하여 매우 강인함을 그림 21과 그림 22에서 볼 수 있다.

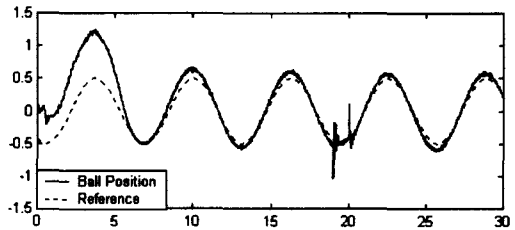


그림 22 NFPID 제어기 (가변학습계수)
 Fig. 22 NFPID controller (variable Learning rate)

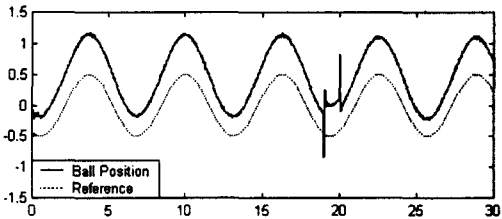


그림 18 PID 제어기 응답 (외란 인가시)
 Fig. 18 Response of PID controller (disturbance)

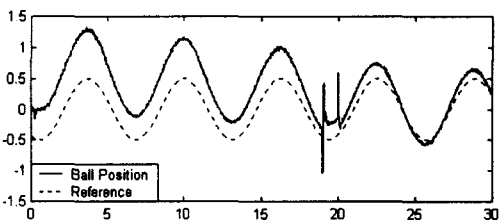


그림 19 NFPID 제어기 (고정학습계수 : 0.0001, 외란인가)
 Fig. 19 NFPID controller (fixed learning rate, disturbance)

4. 결론

본 논문에서는 정확한 시스템 모델링이나 복잡한 제어 알고리즘에 크게 의존하지 않는 강점을 가진 PID 제어기와 연관성을 갖으면서 단순한 구조와 적은 계산량으로 실시간 제어가 가능하고 비선형 성분 보상능력과 외란 제거 능력이 뛰어난 새로운 형태의 제어기 구조를 제안하였다.

PID 제어기와 연관성을 갖게 함으로써 현장 운전자에게 익숙한 PID 제어기 model-free 동조법에 의해 결정된 PID 이득을 기반으로 제안된 제어기의 초기값을 결정할 수 있게 하였으며 제어기의 출력측 이득을 단일 신경회로망 구조로 변형하고 신경회로망 학습 알고리즘을 이용하여 적응성을 갖도록 하였다.

기존 신경회로망 학습 알고리즘의 단점을 개선하도록 오차의 시간 정보에 따라 학습계수를 가변시키는 가변학습계수 역전과 알고리즘을 제시하였으며 제안된 제어기 구조와 알고리즘을 강한 비선형 특성을 가지는 자기 부양 시스템에 실제 적용하여 우수한 성능을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] T. Hagglund and K.J. Astrom, "Automatic tuning of PID controllers", ISA, NC, 1995

[2] Derek P. Atherton, "PID Controller Tuning", Computing & Control Engineering Journal, vol. 10, pp. 44-50, 1999

[3] K.J. Astrom, B. Wittenmark, "Adaptive Control", Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1995

[4] Li-Xin Wang, "Adaptive fuzzy systems and control : Design and Stability Analysis", Printice Hall, 1994

[5] Y. Ishida, "Nonlinear PID Controller Using Neural Networks", IEEE International Conf. on Neural Networks, pp. 811-814, 1997

[6] Li CS, Priemer R "Self-learning-general purpose PID controller", Journal of the Franklin Institute, vol.334B no.2, 1997

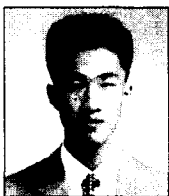
[7] Marian B. Gorzalczany, "On some idea of a neuro-fuzzy controller", Information Sciences, vol.120 no.1-4, 1999

[8] M. Mizumoto, "Realization of PID Controls by Fuzzy Control Methods", Fuzzy Sets and Systems, vol.70, pp. 171-182, 1995

[9] S. Gallchet and L Foulloy, "Fuzzy Controllers: Synthesis and equivalences", IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol.3, pp.140-148, 1995

[10] George K. I. Bao-Gang Hu, Raymond G. Gosine, "Analysis of Direct Action Fuzzy PID Controller Structures", IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-part B: Cybernetics, vol.29, no.3, 1999

저 자 소 개



임 정 흠 (任 正 欽)
 1974년 12월 5일 생. 1999년 전북대 제어계측공학과 졸업. 1999년~현재 동 대학원 석사과정
 Tel : 019-650-2840, Fax : 063-270-2451
 E-mail : -moka-@hanmail.net



이 창 구 (李 昌 求)
 1958년 12월 25일 생. 1981년 전북대 전기공학과 졸업. 1991년 동 대학원 전기 공학과 졸업(공학). 1983년~1992년 한국전자통신 연구소 선임 연구원. 1996년 Alberta 대학 방문교수. 현재 전북대 전자정보 공학부 부교수
 Tel : 063-270-2476, Fax : 063-270-2451
 E-mail : changgoo@moak.chonbuk.ac.kr