

## 신경회로망 기반 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 설계

김영식<sup>1\*</sup>, 이창구<sup>2</sup>

### The Design of Auto Tuning Neuro-Fuzzy PID Controller Based Neural Network

Young-Sik Kim<sup>1\*</sup> and Chang-Goo Lee<sup>2</sup>

**요 약** 본 논문에서는 기존의 PID 제어기와 퍼지 제어기의 특성을 공통으로 갖는 새로운 형태의 신경회로망 기반 자동 동조 뉴로-퍼지 PID제어기를 제안하였다. 제안된 제어기는 퍼지의 선형성을 이용하여 퍼지 PID 제어기의 퍼지 연산부를 간략화 시키고 일반 PID 제어기와 유사한 입출력 특성을 갖도록 하였으며 비선형 성분 보상을 위하여 제어기 출력에 가장 큰 영향을 미치는 출력측 스케일 계수를 단일 신경 회로망 구조로 변경하고 PID 제어기 구조를 유지하게 하였다. 또한 단일 신경 회로망 구조를 이용함으로써 신경회로망의 초기 연결강도와 계산량에 대한 문제점을 해결하고 오차의 부호 정보에 따라 학습계수를 변화시키는 가변 학습계수 역전파 알고리즘을 사용하여 오버 슈트가 작으면서도 빠른 수렴 속도를 갖도록 하였다. 제안된 제어기를 비선형성이 강한 시스템으로 알려진 자기 부상(magnetic levitation) 시스템에 실제 적용하여 본 논문에서 제안한 제어기의 우수한 성능을 확인하였다.

**Abstract** In this paper described an auto tuning neuro-fuzzy PID controller based neural network. The PID type controller has been widely used in industrial application due to its simply control structure, easy of design, and inexpensive cost. However, control performance of the PID type controller suffers greatly from high uncertainty and nonlinearity of the system, large disturbances and so on.

In this paper will design to take advantage of neural network fuzzy theory and pid controller auto tuning technique. The value of initial scaling factors of the proposed controller were determined on the basis of the conventional PID controller parameters tuning methods and then they were adjusted by using neural network control techniques. This controller simple structure and computational complexity are less, and also application is easy and performance is excellent in system that is strong and has nonlinearity to system dynamic behaviour change or disturbance. Finally, the proposed auto tuning neuro-fuzzy controller is applied to magnetic levitation. Simulation results demonstrated that the control performance of the proposed controller is better than that of the conventional controller.

**Key Words** : Fuzzy, Neural Network, PID Controller, Magnetic Levitation.

### 1. 서론

PID 제어기는 단순한 구조가 단순하고 현장 운전자들에게 익숙한 장점 때문에 산업현장에서 널리 사용되고 있다[1]. 그러나 시스템이 좀 더 복잡해지거나 심한 비선형성을 갖는 경우 적절한 PID 이득을 결정하는 것은 매우 어려운 일이며 운전 중 시스템 동특성이 변화하면 제

동조를 하여야 하는 어려움이 있다[2]. 이러한 문제를 해결하기 위하여 제시된 제어기법들은 Gain scheduling, Adaptive PID 기법 등이 있으나 이러한 기법들은 다음의 문제점이 있다. 적응 제어기를 PID 제어기 구조로 변형하고 온라인으로 시스템 특성에 따라 PID 이득을 자동 조절하는 적응 PID 제어기와 동작 점에서 시스템 특성에 따라 PID 이득을 조절하는 Gain scheduling 기법은 제어기 설계 시 가정한 시스템의 모델차수, 지연시간 등이 실제 플랜트와 다른 경우에는 좋은 성능을 기대할 수 없다 [3]. 최근 들어 신경회로망과 퍼지 이론을 결합한 적응 퍼

<sup>1</sup>전북대학교 전자정보공학부

\*교신저자: 김영식(yskim1973@chonbuk.ac.kr)

지 PID 제어기나 뉴로-퍼지 제어기 등을 이용하여 자동으로 최적의 제어규칙을 생성하는 연구 결과들이 보고되고 있으나, 이러한 연구들은 제어규칙의 생성이나 신경회로망의 훈련과정이 매우 시간 소모적이며 과도한 계산량으로 실제적인 적용이 어렵다[4-6].

본 논문에서는 신경회로망과 퍼지 이론 그리고 PID 제어기 동조기법등을 이용하여 간단한 구조와 적은 계산량으로 실제 적용이 용이하면서도 시스템 동특성 변화나 외란에 강인하고 비선형성을 갖는 시스템에서도 성능이 우수한 제어기를 설계하고자 한다. 신경회로망을 이용한 PID 제어기의 온라인 동조는 본 논문에서는 직접적응제어 방식을 사용하였다. Mizumoto와 Gallchet등은 특별한 형태의 소속함수와 추론방법 그리고 제어규칙 등을 선택함으로써 PID 제어기와 동일한 입출력 특성을 갖는 퍼지 제어기를 설계하였으며 퍼지 제어기의 경우 오차, 오차의 변화량 또는 퍼지 제어기의 출력 값이 최대 또는 최소값을 넘을 경우 값이 제한되는 절단 효과(truncation effect) 때문에 PID 제어기보다 더 나은 성능을 가질 수 있음을 보였다[7].

본 논문에서는 이러한 절단효과를 이용함과 동시에 퍼지 제어 규칙의 생성과 계산 량에 부담을 줄이기 위하여 퍼지의 선형성을 이용하여 PI-PD형 퍼지 PID 제어기의 연산부를 간략화 시켰으며, 일반 PID 제어기와 유사한 입출력 특성을 갖도록 입출력 계수를 설정함으로써 일반 PID 제어기의 model-free 동조기법에 의해 결정된 PID 이득을 기반으로 제어기 초기값을 설정하여 초기 제어구간에서의 안정성을 보장할 수 있다. 또한 제어기 출력에 가장 큰 영향을 미치는 제어기 출력측 계수를 단일 신경회로망 구조로 변경하고 오차의 부호 정보에 따라 학습 계수를 변하게 하는 가변 학습계수 역전파 알고리즘을 적용하여 시스템의 동특성 변화나 비선형 특성등에 대한 적응성을 갖는 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기를 제시하였다. 제안된 자동동조 뉴로-퍼지 PID 제어기를 비선형성이 강한 시스템으로 알려진 자기 부상(magnetic levitation) 시스템에 적용하여 본 논문에서 제안한 제어기의 우수한 제어성능을 확인하였다.

## 2. 신경 회로망

그림 1은 다층 신경회로망을 나타내고 있으며, 신경회로망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된다.

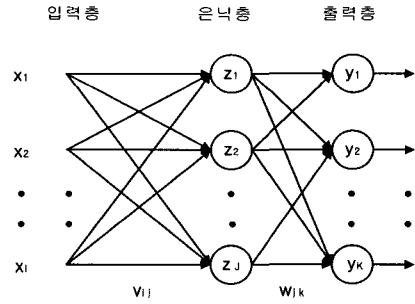


그림 1. 다층 신경 회로망 구조

각층에 있는 신경소자들은 다음 층의 신경소자들과 각기 다른 결선강도를 가지고 연결되어 있다. 식 (1)은 i 번째 신경소자의 활성을 나타내는데 입력들의 합으로써 계산되어질 수 있다.

$$x_i = \sum_{j=1}^l w_{ij}y_j \quad (1)$$

여기서  $y_j$  는 전 층의 j 번째 신경소자의 출력이고,  $w_{ij}$ 는 j 번째 신경소자에서 i 번째 신경소자로의 결선강도 이고, l은 전 층의 신경소자 개수이다. 이 활성은 식 (2)처럼 비선형 활성화함수를 통하여 다음 층의 신경소자로 전달된다.

$$y_i = h(x_i) \quad (2)$$

비선형 활성화함수인 sigmoid 함수는 식 (3)과 같다.

$$h(x_i) = 2(1 + e^{-x_i})^{-1} - 1 \quad (3)$$

신경회로망은 학습이나 훈련을 통해 결선강도를 조정함으로써 새로운 정보를 추가하거나 변경할 수 있는 적응특성을 가지고 있다. 일반적으로 학습에 사용되는 오차 역전파 알고리즘(BP algorithm)은 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} w_{ij}[n+1] &= w_{ij}[n] + \eta \left( \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}[n]} \right) + \beta \Delta w_{ij}[n] \\ \Delta w_{ij}[n] &= w_{ij}[n] - w_{ij}[n-1] \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $\eta$  와  $\beta$  는 학습계수와 기억계수이다. 평균 제곱오차는 식 (5)와 같이 계산되어질 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^m (d_h^p - y_h^p)^2 \quad (5)$$

여기서  $d_h^p$ 는 출력층에서 h 번째 신경소자의 원하는 출력값이고  $y_h^p$ 는 실제 출력이다. m은 출력층의 신경소자의 개수이다.

### 3. 퍼지 PID 제어기 설계 및 초기 동조

퍼지 제어기는 일반적으로 비선형 특성을 지닌다. 그러나 특별한 형태의 소속 함수와 추론방법 그리고 제어규칙 등을 이용하여 선형적인 특성을 갖게 할 수 있다. 두 입력 신호를  $a(t)$ ,  $b(t)$ 라고 할 때 선형 퍼지 제어기는 다음과 같은 절차로 설계할 수 있다.

첫째, 퍼지 로직의 두 입력 신호를 [-1, 1]사이로 정규화 한다.

둘째, 정규화된 두 입력  $a(t)$ ,  $b(t)$ 의 대집합을 각각 A, B라 할 때 퍼지 집합 A와 B를  $2N+1$ 개의 언어 변수로 분할한다,

셋째, 소속 함수는 그림 3과 같이 인접 소속 함수와 50% 중첩이 되는 대칭 삼각 소속 함수를 사용한다.

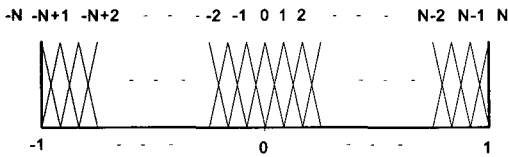


그림 2. 소속 함수

넷째, 퍼지 제어 규칙은 식 (6)과 같은 형태로 표 1에 의하여 주어진다. 여기에서  $u_{i,j}$  ( $i \in I, j \in J$ )는 퍼지 부분 집합이 아닌 실제 값이다.

$$\text{if } a \text{ is } A_i \text{ and } b \text{ is } B_j \text{ then } u \text{ is } U_{i,j} \quad (6)$$

다섯째, 퍼지 제어 규칙은 표 1과 같이 정의하고 Product-sum 추론법과 Center of gravity 비퍼지화 기법을 사용하여 제어신호를 계산하였다[8].

Product-sum 추론법을 이용한 퍼지 제어기 전건부의 실제 값은 식 (7)과 같다.

$$f_{i,j} = A_i(a)B_j(b) \quad (i \in I, j \in J) \quad (7)$$

표 1. 퍼지 규칙표

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

$A_i(a)$ 과  $B_j(b)$ 는 각각 정규화된 값 a와 b가 소속 함수  $A_i(i \in I)$ 와  $B_j(j \in J)$ 에 소속하는 정도를 나타낸다.

무계중심법 (Center of gravity) 비퍼지화 기법을 적용하여 제어기의 실제 출력 u는 식 (8)과 같다.

$$u = \frac{\sum f_{i,j} \times u_{i,j}}{\sum f_{i,j}} \quad (8)$$

### 4. 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 설계

그림 3은 PI-PD형으로 구성된 Sugeno형 퍼지 PID 제어기의 구조이다[8]. Saturation은 각각의 입력을 최대값 1, 최소값 -1로 제한하기 위하여 사용 되었다. 일반적인 퍼지 제어기법은 내부 스케일 계수를 이용하여 입출력 공간을 정규화 시키는 방법을 사용하나 본 논문에서는  $k_1, k_2$  및 saturation을 이용하여 입출력 공간을 정규화 시켰다. 이러한 방식으로 퍼지 제어기를 설계하면 그림 3의 PI-PD형 퍼지 PID 제어기는 그림 4와 같이 간략화 된다.

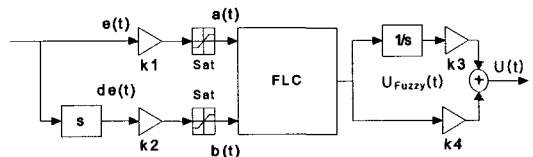


그림 3. PI-PD형 퍼지 PID 제어기

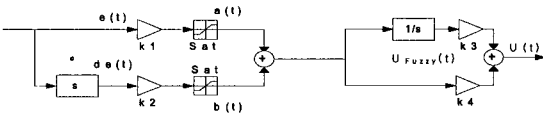


그림 4. 간략화된 퍼지 PID 제어기

그림 4의 간략화된 퍼지 PID 제어기는  $k_1, k_2, k_3, k_4$  값에 따라 PID 제어기와 동일하거나 부분적으로 동일한 입출력 특성을 갖는다. 이산 시간 제어에서 샘플링 시간을  $T$ 라 할 때  $k_1e(t), k_2de(t)$ 가 최대값 1, 최소값 -1의 범위를 벗어나지 않으면 즉,  $k_1e(t) = a(t), k_2de(t) = b(t)$  이면 퍼지 제어기의 출력  $U_{Fuzzy}(z)$ 와 플랜트에 인가되는 입력  $U(z)$ 는 식 (9)과 같다.

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

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

$$= (k_1 k_4 + k_2 k_3 + k_2 k_4 \frac{z-1}{Tz} + k_1 k_3 \frac{Tz}{z-1})e(z) \quad (9)$$

이산 시간 제어에서 PID 제어기의 출력은 식 (10)와 같으며, 이때  $K_p, K_i, K_d$  는 각각 비례, 적분, 미분 이득이다.

$$u_{PID}(z) = [K_p + K_d \frac{z-1}{Tz} + K_i \frac{Tz}{z-1}]e(z) \quad (10)$$

일반 PID 제어기 계수와 간략화된 퍼지 PID 제어기 계수사이에 식 (11)의 관계가 성립할 때 일반 PID 제어기와 퍼지 PID 제어기는 동일한 성능을 갖는다.

$$K_p = k_1 k_4 + k_2 k_3, \quad K_d = k_2 k_4, \quad K_i = k_1 k_3 \quad (11)$$

퍼지 제어기의 설계시 기준 설정치를 단위 계단 입력으로 할 때 오차와 관련된 입력 계수는 1로 설정하여도 무방하므로  $k_1$ 의 초기값은 1로 설정하고 나머지 계수는 식 (11)에 근거하여 초기값을 결정한다. 그림 5는 식 (12)와 같은 비 최소 위상 시스템에 대하여 PID

이득과 식 (11)을 이용하여 간략화된 퍼지 PID 제어기의 이득을 표 2와 같이 설정 하였을 때의 응답을 보여 준다. 입력측 이득이 작아질수록 saturation의 영향을 적게 받아 기존 PID 제어기 응답에 가까워진다.

$$G_p(s) = \frac{1-1.4s}{(s+1)^3}, K_p = 0.92, K_i = 0.3948, K_d = 0.5359 \quad (12)$$

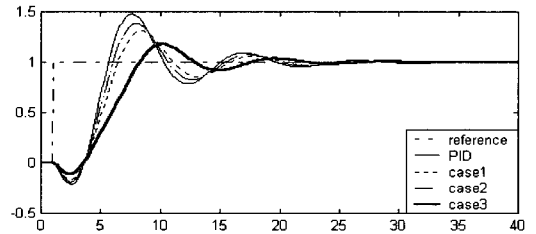


그림 5. 입출력 이득에 따른 퍼지 PID 제어기의 응답

표 2. 간략화된 퍼지 PID 제어기 이득

	$K_1$	$K_2$	$K_3$	$K_4$
case 1	1.000	1.166	0.395	0.460
case 2	0.870	1.104	0.454	0.530
case 3	1.500	1.749	0.263	0.307

설계된 제어기가 적응성을 갖도록 하기 위하여 그림 6와 같이 제어기 출력에 가장 큰 영향을 미치는 출력측 스케일 계수를 단일 신경 회로망 구조로 변경하고 가변 학습 계수 역전파 알고리즘을 이용하여 제어 성능 지수를 최소화 하도록 하였다.

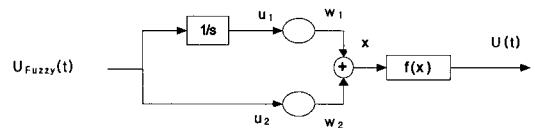


그림 6. 신경회로망 구조의 뉴로-퍼지 PID 제어기 출력부

$w_1, w_2$ 는 신경회로망의 연결 강도이며 그림 4의 퍼지 PID제어기 출력 계수  $k_3, k_4$ 와 같은 의미를 갖는다.  $f(\cdot)$ 는 활성화 함수로서 일반적으로 Sigmoid 함수나 가우시안 함수를 사용한다. 본 논문에서는  $f(x) = x$ 의 선형 함수를 사용하였다. 성능지수  $J$ 를 식 (13)과 같이 정의하고 성능 지수  $J$ 를 최소화하도록 기존의 역전파 알

고리즘을 적용하면 식 (14)와 같이 되고 이 식을 편미분 하면 식 (15)가 된다.

$$J = \frac{1}{2}(r(kT) - y(kT))^2 = \frac{1}{2}e(kT)^2,$$

$$e(kT) = r(kT) - y(kT) \quad (13)$$

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

$$w_2(kT) = w_2((k-1)T) - \eta \frac{\partial J}{\partial w_2} \Big|_{kT} \quad (14)$$

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

$$w_2(kT) = w_2((k-1)T) + \eta e(kT)u_2 \frac{\partial y}{\partial u} \Big|_{kT} \quad (15)$$

$\partial y / \partial u$ 의 값은 현재 시스템의 입출력 변화량을 측정 한  $\Delta y / \Delta u$ 로 대치하여 사용한다. 그러나 실제 알고리즘의 구현에 있어서  $\Delta y / \Delta u$  값을 측정하는데는 어려움이 따르며, 역전파 알고리즘 기법의 특성상  $\Delta y / \Delta u$ 의 수치적인 정보보다는 이 값이 음수인지 양수인지의 정보가 더 중요하다. 그러므로 식 (15)를 변형하여 다음의 식 (16)과 같이 쓸 수 있다.

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

$$w_2(kT) = w_2((k-1)T) + \eta e(kT)u_2 \operatorname{sgn}\left(\frac{\Delta y}{\Delta u} \Big|_{kT}\right) \quad (16)$$

학습계수  $\eta$ 는 일반적으로 상수를 사용하며 수렴속도를 결정하는 중요한 요소가 된다.  $\eta$ 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 다음 식 (17)처럼 가변하도록 하였다.

$$\eta = \frac{\eta_{\max} - \eta_{\min}}{2} \left[ \frac{1 - e^{-(\gamma - \epsilon/2)\delta}}{1 + e^{-(\gamma - \epsilon/2)\delta}} + 1 \right] + \eta_{\min} \quad \delta = \frac{2R}{\epsilon} \quad (17)$$

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

본 논문에서 제안한 PID 구조를 갖는 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기의 최종 구조는 그림 7과 같으며 그림 8와 같은 특성을 갖는 가변 학습계수 역전파 알고리즘을 이용하여 비선형 성분, 동특성 변화에 대한 적응성을 갖게 하였다.

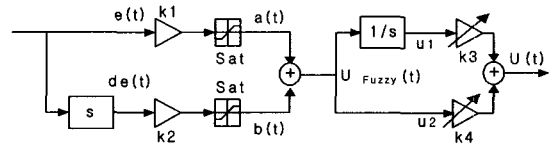


그림 7. 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 구조

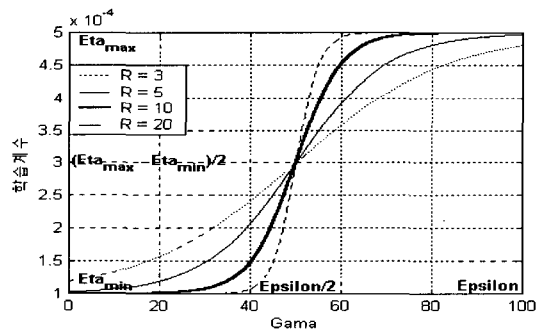


그림 8. 오차 정보에 따른 학습계수

## 5. 자기 부상 실험 시스템 실험

전체 실험장치의 구성은 그림 9와 같다.

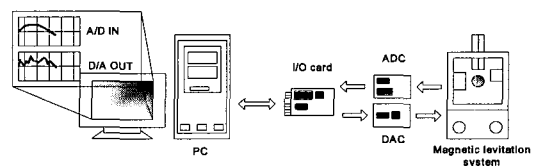


그림 9. 실험 장치 구성

자기 부양 시스템은 자기 부양 열차나 자기 베어링 등에 사용되는 전자력을 이용하여 금속구의 수직 위치를 제어하는 시스템으로써 개루프 불안정이며 강한 비선형 시스템으로 알려져 있다. 동작점에서 선형화된 전달함수는 식 (18)와 같다.

$$G(s) = \frac{y(s)}{u(s)} = \frac{b\lambda}{m s^2 - a} \quad (18)$$

실제 시스템으로부터 측정된 값을 대입하여 얻은 전달함수와 PID 제어기 파라미터는 다음과 같다.

$$G(s) = \frac{72.516}{0.022s^2 - 43.164}, K_p = 3, K_i = 0.01, K_d = 0.1 \quad (19)$$

그림 10은 PID 제어기의 응답이며, 비선형 성분을 포함한 모델링 오차 등에 의하여 그다지 좋은 응답을 보이지 못하였다.

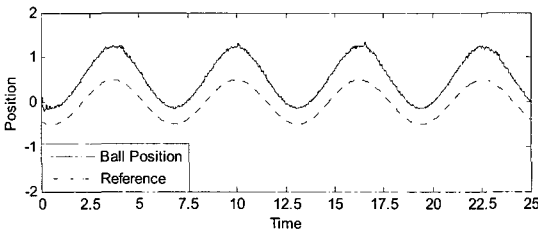


그림 10. PID 제어기 응답

그림 11과 그림 12는 본 논문에서 제안한 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기에 기존의 역전파 알고리즘을 적용한 결과이다. 고정된 학습계수를 사용하기 때문에 학습계수를 크게 하면 기준입력에 대한 추적 성능이 향상되었다.

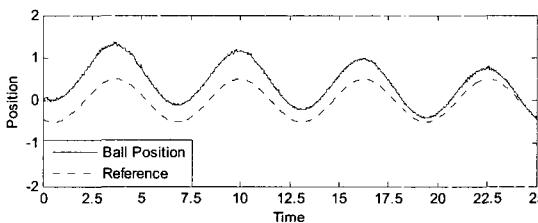


그림 11. 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 응답 (고정학습 계수 : 0.0001)

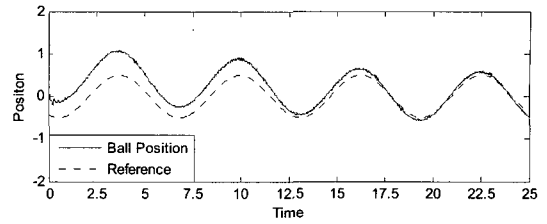


그림 12. 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 응답 (고정학습 계수 : 0.0005)

그림 13은  $\eta_{max} = 0.0005$ ,  $\eta_{min} = 0.0001$ 을 사용하여 학습계수를 시스템 오차정보에 따라 가변시켰을 때 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 응답이다.

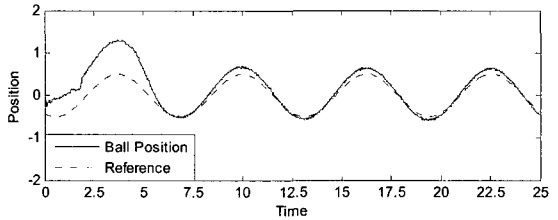


그림 13. 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 응답 (가변학습 계수)

그림 14-17은 운전중 19초-20초 구간동안 0.7 크기의 외란을 인가하였을 때의 제어기 응답이다. PID 제어기는 외란에 강한 특성을 갖는다. 이에 비하여 적응성을 갖는 제어기는 일반적으로 외란에 민감하지만 본 논문에서 제안한 제어기 구조와 학습 알고리즘을 이용한 제어기는 PID 제어기 수준의 강인성을 보였다.

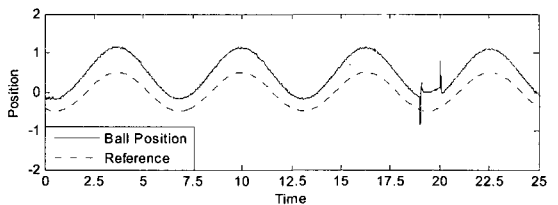


그림 14. 외란 인가시 PID 제어기 응답

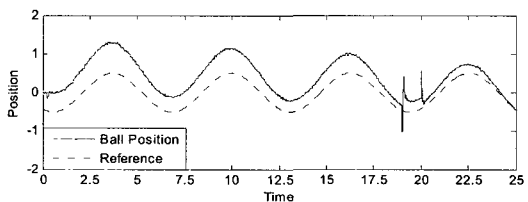


그림 15. 외란 인가시 뉴로-퍼지 PID 제어기 응답 (고정학습 계수 : 0.0001)

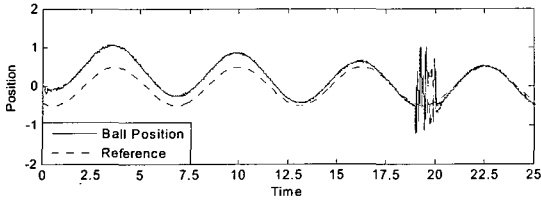


그림 16. 외란 인가시 뉴로-퍼지 PID 제어기 응답 (고정 학습계수 : 0.0005)

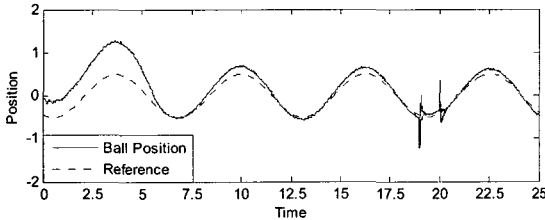


그림 17. 외란 인가시 가변 학습계수 뉴로-퍼지 PID 제어기 응답

## 6. 결론

본 논문에서는 단순한 구조와 적은 계산 량으로 실시간 제어가 가능하면서도 비선형 성분 및 모델링 오차 보상능력, 외란 제거능력 등이 뛰어난 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기 구조를 제안하였다. 제안된 제어기는 기존 PID 제어기와 유사한 구조를 가져 Model-Free 동조기법 등에 의해 구해진 PID 제어기의 이득을 기반으로 초기이득을 얻을 수 있으며 퍼지의 절단 효과를 이용할 수 있다는 장점을 지닌다. 또한 제어기의 출력 측 계수를 신경회로망 구조로 변형하고 오차의 시간 정보에 따라 학습 계수를 가변시키는 가변 학습 계수 역전파 알고리즘을 적용하여 비선형 성분과 모델링 오차의 영향을 보상하고 외란이나 동특성 변화에 강인하도록 하였다. 또한, 설계된 제어기를 비선형 특성을 가지는 자기 부양 시스템에 실제 적용하여 기존의 PID 제어기와 비교하여 본 논문에서 제안된 자동 동조 뉴로-퍼지 PID 제어기가 매우 우수한 성능을 보여줌을 확인하였다.

## 참고문헌

[1] T. Hagglund and K.J. Astrom, "Automatic tuning of PID controllers", ISA, NC, 1995  
 [2] Derek P. Atherton, "PID Controller Tuning", Computing and 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 CS, Priemer R "Self-learning-general purpose PID controller", Journal of the Franklin Institute, V.334B N.2, 1997  
 [5] Marian B. Gorzalczany, "On some idea of a neuro-fuzzy controller", Information Sciences, V.120 no.1-4, 1999  
 [6] Y. Ishida, "Nonlinear PID Controller Using Neural Networks", IEEE International Conf. on Neural Networks, pp.811-814, 1997  
 [7] M. Mizumoto, "Realization of PID Controls by Fuzzy Control Methods", Fuzzy Sets and Systems, vol. 70, pp. 171-182, 1995  
 [8] H. Ying, W. Siler, and J. J. Buckley, "Fuzzy control theory: A nonlinear case", Automatica, vol. 26, pp. 513-520, 1990.

### 김영식(Young-Sik Kim)

[정회원]



- 2000년 8월 : 전북대학교 제어계측공학과 (공학사)
- 2002년 8월 : 전북대학교 메카트로닉스공학과 (공학석사)
- 2003년 2월~현재 : 전북대학교 제어계측공학과 박사과정 수료

<관심분야>

자동제어, 퍼지제어, 임베디드시스템

### 이창구(Chang-Goo Lee)

[정회원]



- 1981년 2월 : 전북대학교 전기공학과 (공학사)
- 1983년 ~ 1992년 : 한국전자통신연구원 선임연구원
- 1992년 8월 : 전북대학교 전기공학과(공학박사)
- 1992년 9월 ~ 현재 : 전북대학교 전자정보공학부 교수

<관심분야>

지능제어, 퍼지제어, 홈제어시스템.