

PID 학습제어기를 이용한 가변부하 직류서보전동기의 실시간 제어

論 文

50D-3-1

Real-Time Control of a DC Servo Motor with Variable Load Using PID-Learning Controller

金相勳* · 鄭仁碩* · 姜領鎬* · 南文鉉** · 金洛敎**

(Sang-Hoon Kim · In-Suk Chung · Young-Ho Kang · Moon-Hyon Nam · Lark-Kyo Kim)

Abstract - This paper deals with speed control of DC servo motor using a PID controller with a gain tuning based on a Back-Propagation(BP) Learning Algorithm. Conventionally a PID controller has been used in the industrial control. But a PID controller should produce suitable parameters for each system. Also, variables of the PID controller should be changed according to environments, disturbances and loads.

In this paper described by a experiment that contained a method using a PID controller with a gain tuning based on a Back-Propagation(BP) Learning Algorithm, we developed speed characteristics of a DC servo motor on variable loads. The parameters of the controller are determined by neural network performed on on-line system after training the neural network on off-line system.

Key Words : variable load, PID control, neural network, DC servo motor

1장 서론

PID제어기는 제어의 간편성 및 안정성 때문에 현재 산업 현장에서 가장 많이 쓰이는 제어기 중 하나이다. 그러나 PID제어기가 원하는 출력을 얻기 위해서는 시스템의 매개 변수를 정확히 산출해내야 하며 또한 부하의 변동이 빈번히 발생하는 경우에는 그 때마다 PID제어기의 매개변수들을 다시 조정해야하는 어려움이 발생한다. 이러한 문제점을 개선 하기 위해 기준모델 적응제어방법(MRAC), 자기동조 제어기(Self tuning controller), 자동조정(Auto-tuning)등과 같은 적응제어기법이 도입되었으나 이러한 적응제어기법들은 명확한 논리와 시스템의 결정적인 성질에 의존하고 있어 규정된 제어환경에서는 제어가 잘 이루어지지만 주위환경에 의한 파라미터의 변화 또는 부하 외란과 같은 시스템의 비선형성에 대해서는 복잡한 제어이론이 부가되어 많은 계산시간이 요구되므로 보다 정밀하고 빠른 응답을 요구하는 시스템의 적용에는 한계가 있다[1].

이러한 기존의 제어방식의 문제점을 해결하기 위해 최근에는 퍼지제어, 신경망제어와 같은 인간의 사고능력과 적응능력을 갖는 지능형 제어기법을 연구하게 되었다[2][3][4][5][6]. 이러한 기법들 중 신경회로망은 학습능력을 가지고 있어 환경이나 시스템자체의 대한 사전 지식 없이도 변화하는 제어 환경에 스스로 적용할 수 있고, 학습의 효과에 따라 시스템의 성능개선 효과를 얻을 수 있다. 또한 입출력 데이터만으로도 입출력 함수관계를 추정할 수 있으므로 제어대상의 수학

적 모델링이 거의 필요 없다는 특징을 가지고 있다. 최근에는 기존의 PID제어기와 신경회로망 제어기의 융합에 관한 연구가 많이 진행되고 있다. Kawato[8]는 PD제어기와 신경회로망을 병렬로 연결한 제어기를 구성하였으며, Guze[9]도 PD제어기와 Grossberg회로망을 사용하여 제어기 이득을 조정하는 방법을 제시하였다. 또한 Kumar[10]는 적응 공진이론(Adaptive Resonance Theory)을 이용하여 제어이득을 조정해나가는 적응제어의 가능성을 제시하였다. 이러한 연구들은 기존의 PID제어기에 적응능력과 학습능력을 부여한 것으로 시스템 모델이나 파라미터의 불확실성 및 부하 외란의 변화에도 적절히 대처하여 PID제어기에 강인성을 증대시키려는 적응제어기법이라 할 수 있다.

본 논문에서 설계된 PID-학습제어기는 신경회로망 중 Rumelhart와 McClelland등에 의해 제안된 오차 역전달학습 알고리즘(Backpropagation-Learning Algorithm)[11][12]을 이용하여 부하 변화에 대한 시스템의 출력응답에 따라 PID계수를 실시간으로 조정[13]할 수 있게 하였다. 본 논문에서 설계된 PID-학습제어기의 성능을 평가하기 위해 직류 서보전동기의 속도제어에 적용시켰으며 가장 보편적인 제어기인 PID제어기와 비교실험을 통해 제어기로서의 기본특성을 입증하였다. 또한 부하외란에도 강건한 성능을 입증하기 위하여 부하를 가변시키면서 PID제어기 및 유사한 제어기법을 사용한 뉴로-퍼지 제어기와 그 특성을 비교 실험함으로써 비선형성에 대해서도 안정하다는 것을 입증하였다.

2. 학습형-PID 제어기

2.1 시스템 구성도

본 논문에서 사용된 PID-학습제어기를 이용한 직류 서보전동기 속도제어의 시스템 구성은 그림1과 같이 크게 세 부분으로 구성되어 있다.

* 正 會 員 : 建國大 電氣工學科, 博士課程

** 正 會 員 : 建國大 電氣工學科 教授, 工學博士

接受日字 : 2000年 3月 2日

最終完了 : 2001年 2月 16日

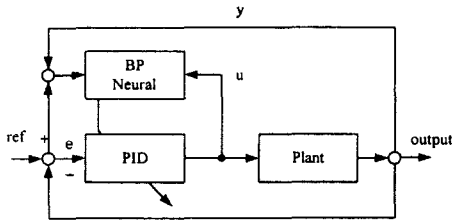


그림 1 직류 서보 전동기 속도제어 시스템

Fig. 1 Speed control system of a DC Servo motor

여기서 u 는 플랜트에 입력되는 PID제어기의 제어입력이며 y 는 플랜트의 실제출력이다.

2.2 PID-학습제어기의 구조

본 논문에서 설계된 PID학습제어기의 기본적인 제어기는 PID제어기를 사용하였으며 PID 제어기의 매개변수를 신경 회로망의 학습기능을 이용해 조정하는 구조로 되어 있다. 따라서 본 제어기는 그림 2와 같이 신경회로망의 출력층의 값이 PID 매개변수인 K_P , K_I , K_D 의 값을 조정 할 수 있도록 구성되어 있다.

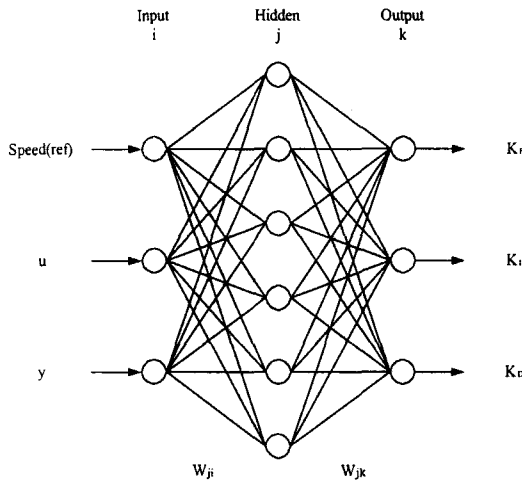


그림 2 신경회로망의 구조

Fig. 2 Structure of neural network

2.2.1 신경회로망의 구성

본 논문에서 설계된 신경 회로망은 그림 2와 같이 입력층(Input layer) 3개, 은닉층(Hidden layer) 6개, 출력층(Output layer) 3개의 뉴런으로 구성된다. 여기서 입력층의 3개의 뉴런은 속도 지령치 (Speed Command), PID제어기 출력(u), Plant의 실제출력을 나타낸다. 은닉층은 입력층 뉴런의 2배인 6개의 뉴런으로 결정하였으며 출력층은 3개의 뉴런으로 각각 PID제어기의 매개변수인 K_P , K_I , K_D 의 목표값에 곱해지게 된다. 또한, 그림2 에서의 W_{ji} , W_{jk} 는 각각 은닉층에서 입력층으로의 가중치, 출력층에서 은닉층으로의 가중치로 [-0.5 ~ 0.5] 사이의 임의의 값으로 초기화하게 된다. 이때 은닉층과 출력층에는 그림 3과 같은 시그모이드 함수가 사용되었다.

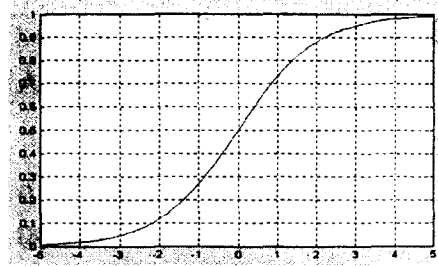


그림 3 시그모이드 함수

Fig. 3 Sigmoid function

2.2.2 PID제어기

연속시간에서의 PID제어기의 출력은 식 2.1과 같다.

$$U(t) = K \left\{ e(t) + \frac{1}{T_I} \int e(t) dt + T_D \cdot \frac{de(t)}{dt} \right\} \quad (2.1)$$

이 식을 샘플링 주기 T 로 이산화(discrete)하면 식 2.2와 같다.

$$U(n) = K \left\{ e(n) + \sum_{m=0}^n \frac{T}{T_I} e(m) + \frac{T_D}{T} (e(n) - e(n-1)) \right\} \quad (2.2)$$

이때 T_I 는 적분시간, T_D 는 미분시간, $U(n)$ 은 이산 시간 n 시점에서의 제어 입력이고 적분은 합으로, 미분은 1계의 퇴행차분으로 근사화 하였으며 K_P , K_I , K_D 는 각각 PID 제어기의 비례, 적분, 미분의 파라미터를 나타낸다. 식 (2.2)로 부터 이산시간 PID제어기에서 1샘플링 주기의 변화분인 제어기 출력값은 식 (2.3)으로 나타낼 수 있다[15].

$$\Delta U(n) = K_P (e(n) - e(n-1)) + K_I e(n) + K_D (e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)) \quad (2.3)$$

2.2.3 오차 역전달학습 알고리즘

(Backpropagation-Learning Algorithm)

McClelland와 Rumelhart등에 의해 개발된 BP(Backpropagation)모델은 다층 전향 적용 신경회로망으로 처리단자간의 연결강도(link weight)를 최급하강법(Gradient descent method)에 의해 반복적으로 연결강도를 조정함으로써 학습된다 [13][14][15].

입력패턴 a_i 가 신경회로망에 입력되어 전향전달(forward propagation)되면 각 단자의 활성화값은 식 2.4와 같이 미분 가능, 비감소 활성화함수(sigmoid function)에 의해 결정된다.

$$F(net) = \frac{1}{(1 + \exp(-net))} \quad (2.4)$$

은닉층에서의 시그모이드함수 $F(net_{ji})$ 에 의한 값은

$$F(net_{ji}) = H_j \quad (2.5)$$

출력층에서의 시그모이드 함수 $F(net_{jk})$ 에 의한 값은

$$F(net_{jk}) = O_k \quad (2.6)$$

출력층에서의 델타 (δ)값은

$$e_k = 0.5 \times (t_k - O_k)^2 \quad (2.7)$$

$$\delta_k = F'(net_{jk})(t_j - O_j) \quad (2.8)$$

은닉층에서의 델타 (δ)값은

$$\delta_j = F'(net_{ji}) \sum_k w_{jk} \delta_k \quad (2.9)$$

이 델타값을 이용하여 연결가중치를 조절하는 식은 다음과 같다.

은닉층에서 입력층으로의 새로운 가중치

$$w_{ji(new)} = w_{ji} + \Delta w_{ji} \quad (2.10)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j a_i + \alpha (w_{ji} - w_{ji(old)}) \quad (2.11)$$

은닉층에서 출력층으로의 새로운 가중치

$$w_{jk(new)} = w_{jk} + \Delta w_{jk} \quad (2.12)$$

$$\Delta w_{jk} = \eta \delta_k O_k + \alpha (w_{jk} - w_{jk(old)}) \quad (2.13)$$

이때 η 는 학습율을 나타내며 $0 < \eta < 1$ 사이의 임의의 값을 사용하고 모멘텀 계수 α 는 $0 < \alpha < 1$ 사이의 값을 사용한다[14].

2.2.4 PID-학습제어기의 적용동조

그림 1에서 초기에 신경회로망(Bp Neural)은 PID 제어기의 초기의 이득값을 얻기 위해 off-line로 50회~300회까지 학습과정을 거치게 된다. 이때 입력층 각 뉴런에는 속도 지령치(SpeedCommand--3000[rpm])과 PID제어기의 초기 입력값($u=0$), 플랜트의 초기 입력값(Speed-- $y=0$)이 입력되며 출력값인 각각의 PID 이득값을 얻기 위해 역전달 학습 알고리즘에 의하여 은닉층과 출력층 사이 및 출력층과 은닉층 사이의 가중치가 조절되게 된다.

이때 PID매개변수는 오차함수인 식 (2.14)에서 $e(n)$ 의 부경사도 방향으로 매개변수를 조절하여 식 (2.15)와 같이 PID 매개 변수가 조절되게 된다.

$$e(n) = t(n) - O(n) \quad (2.14)$$

$$K(n+1) = K(n) + \Delta K(n) \quad (2.15)$$

에서 $\Delta K(n)$ 는

$$\begin{aligned} \Delta K(n) &= -\eta_c \frac{\partial e(n+1)}{\partial K(n)} \\ &= \eta_c \frac{\partial O(n+1)}{\partial u(n)} \frac{\partial u(n)}{\partial K(n)} \end{aligned} \quad (2.16)$$

($K = [K_p, K_i, K_d]^T$, η_c 는 제어기 동조율 ($0 < \eta_c < 1$))

PID제어기의 초기 매개변수 값은 무부하시 PID의 이득동조 실험에 의해 $K_p=5$, $K_i=18$, $K_d=3$ 로 결정하였고 이에 따라 목표값을 추종 가능하도록 학습시켰다.

3. 실험 및 결과고찰

본 논문에서는 비선형성에도 강건한 제어기를 설계하기 위하여 일반적으로 수학적 모델링과 선형화가 잘 이루어진 직류 서보 전동기에 PID-학습제어기를 적용하였다. 이를 위해 제작된 디지털 서보 시스템을 가지고 PID-학습제어기의 추종성과 안정성 등의 제어 성능을 평가하기 위하여 동일 조건 하에서 무부하 및 부하실험을 수행하여 PID제어기, 뉴로-퍼지 제어기와 비교 실험하였다.

3.1 실험장치

그림 4는 실험장치 구성도를 나타낸 것이다. 본 논문에서 사용한 디지털 서보시스템은 HITACHI사의 고성능 마이크로 프로세서인 H8/532를 사용한 디지털 토크 서보 시스템으로 출력단에 MOS-FET를 사용하며, PWM 주파수는 6.7[KHz]이며 PWM펄스의 조정에 따라 전동기에 공급되는 전류를

조절하여 전동기의 회전을 제어하는 방식이다. 디지털 서보 시스템은 IBM-PC에서 프로그램 작업과 디버깅 작업을 수행하고 병렬포트를 통해 서보전동기 구동회로로 다운로드 되도록 구성하였다. 또한 본 실험에서 사용된 전동기는 최대출력 200[w](LG기전, FMD-E205A)이며 속도 측정을 위한 센서로 1000[펄스/회]의 분해능을 갖는 엔코더를 사용하였다.

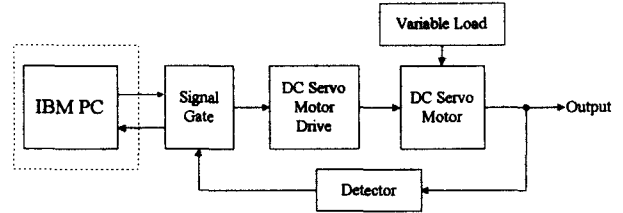


그림 4 실험 장치 구성도
Fig. 4 Experimental system configuration

3.2 실험방법 및 절차

본 논문은 플랜트의 수학적 모델링이 어렵거나 부하 외란 등에 의해 시스템의 비선형성이 증가하는 경우에 만족할만한 성능을 갖는 비선형 제어기의 설계에 있다. 따라서 본 논문에서는 설계된 PID-학습제어기를 이용하여 직류 서보 전동기의 속도제어에 적용시켜 제어기로서의 성능을 입증하며 또한 부하 외란에도 기존의 PID제어기 및 비슷한 제어 방법을 사용한 뉴로-퍼지 제어기에 비해 강건한 특성을 입증하기 위하여 부하를 가변시키면서 이들 제어기와 비교실험을 하였으며 실험절차는 다음과 같다.

- [1] 설계된 PID-학습제어기를 Off-Line으로 50~300회까지 학습을 시켜 각각의 연결가중치를 정하게 된다.
- [2] 무부하시의 PID제어기와 정역회전 및 가변속 실험을 통해 제어기의 성능을 입증하게 된다.
- [3] 직류 서보 전동기의 축에 병렬로 발전기와 부하를 설치하여 부하를 3회 순차로 동작시키면서 PID제어기 및 유사한 제어 방법을 사용한 뉴로-퍼지 제어기와 비교실험을 통해 부하 외란과 같은 비선형성에도 PID-학습제어기가 이들 제어기에 비해 우수한 성능을 나타냄을 입증하였다.

3.2.1 신경회로망의 학습

그림 5~7은 PID-학습제어기의 연결가중치를 조정하기 위해서 제어기를 Off-Line 상태에서 학습한 것을 나타낸 것으로 PID-학습제어기에 sine 입력에 대한 출력응답 및 오차를 50회에서 300회까지 변화시켜 가면서 학습한 결과를 표1에 나타내었다.

표 1 학습결과
Table 1 Learning result

	출력응답 [rpm]	오차 [rpm]	기준입력값 현재출력값의 오차(%)
50회	3315~2683	315	10.5(%)
100회	3207~2819	200	6.67(%)
300회	3004~2995	5	0.16(%)

표 1의 결과에서 나타난 것과 같이 신경회로망의 Off-Line 학습은 PID-학습제어기의 연결 가중치를 조정하기 위한 것으로 처음 50회 학습 시에는 기준입력과의 오차가 10.5(%)로 나타났지만 100회 학습 시에는 6.67(%)로 200회 학습 시에는 0.83(%)로 오차가 감소하였으며 300회 학습 시에는 오차가 0.16(%)로 처음 50회 학습 시에 비해 약 10.34(%)정도 감소하였다. 또한 PID-학습제어기의 학습회수에 의한 PID 제어기의 매개변수의 변화는 표 2 에서와 같다.

표 2 학습에 의한 PID 매개변수의 변화

Table 2 PID-parameter variation due to learning

학습회수	K_P	K_I	K_D
50회	20.052	1.053	3.000
70회	16.456	2.625	3.000
100회	10.464	5.463	3.000
150회	5.116	13.865	3.000
180회	5.268	15.015	3.000
200회	5.024	15.217	3.000
220회	5.101	15.015	3.000
250회	5.120	15.163	3.000
300회	5.117	15.115	3.000

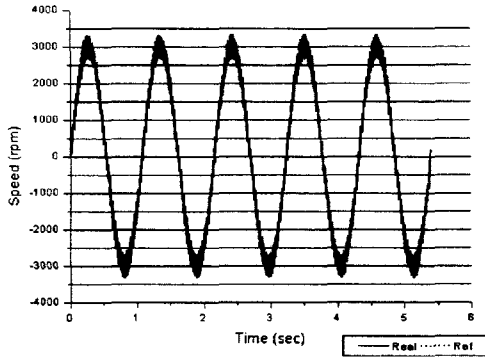


그림 5 50회 학습 후
Fig. 5 50th learning

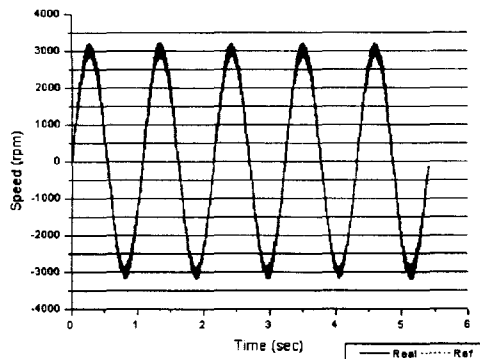


그림 6 100회 학습 후
Fig. 6 100th learning

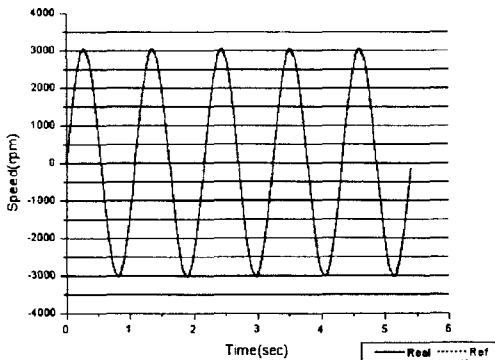


그림 7 300회 학습 후
Fig. 7 300th learning

3.2.2 무부하 실험

[1] 정역회전 실험

그림 8~9은 직류 서보 전동기의 무부하시 정역회전시의

출력응답 PID제어기 및 PID-학습제어기와 비교 실험 한 것이며 실험결과는 표 3과 같다.

표 3 실험결과

Table 3 Experimental result

	정역점 (rpm)	역회전 (rpm)	가동상태의 오차(%)	실제출력값의 오차(%)
PID제어기	3130	3081		2.7~4.3
PID-학습 제어기	3006	3002		0.13
	3002	2999		0.06

표 3에서의 결과와 같이 정역회전 운전시에 출력응답은 PID-학습 제어기가 PID 제어기에 비해 약 4(%) 정도의 오차가 감소되었으며 또한 첫 번째 정역운전시 보다 두 번째 정역운전시에는 학습효과에 의해 PID 제어기 매개변수의 변화에 의해 오차가 첫 번째 정역운전에 비해 약 0.06(%)정도 감소되었다.

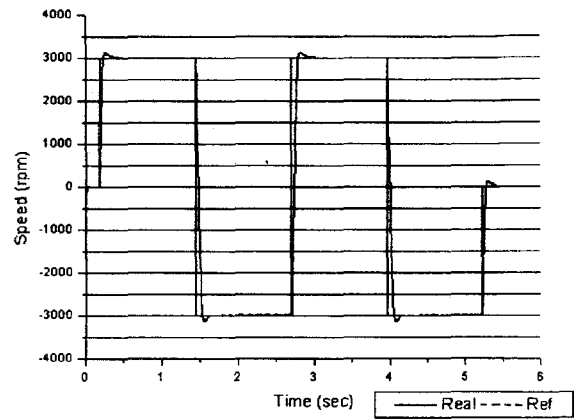


그림 8 PID 제어기 응답
Fig. 8 Response of PID controller

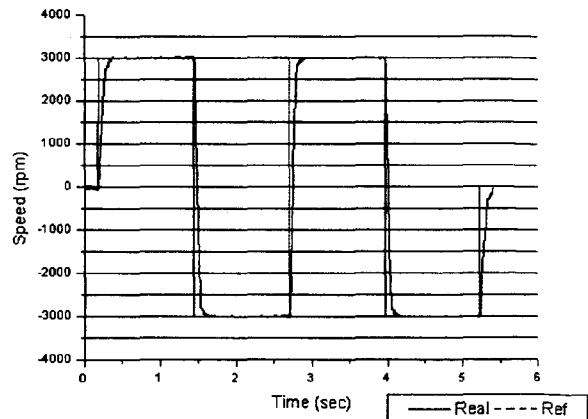


그림 9 PID-학습 제어기 응답
Fig. 9 Response of PID-Learning controller

[2] 가변속 실험

그림 10~11은 직류 서보 전동기의 무부하 가변속 운전시의 출력응답을 PID 제어기 및 PID-학습제어기와 비교 실험 한 것이며 실험결과는 표 4와 같다.

표 4 실험결과

Table 4 Experimental Result

	1차	2차	3차	오차(%)
PID 제어기	1089	1097	1105	3
	2088	2097	2121	3.4
	3090	3150	3183	6
PID-학습 제어기	1007	1003	1002	0.26
	2010	2005	2001	0.16
	3008	3006	3001	0.05

표4에서의 결과와 같이 가변속 운전시에 출력응답은 PID-학습 제어기가 기준입력에 대한 오차가 PID제어기에 비해 약 3~6(%)정도 감소되었다. 또한 첫 번째 가변속 운전시보다 두 번째 가변속 운전시에는 학습효과에 의해 오차가 처음보다 약 0.21(%)정도 감소하였다.

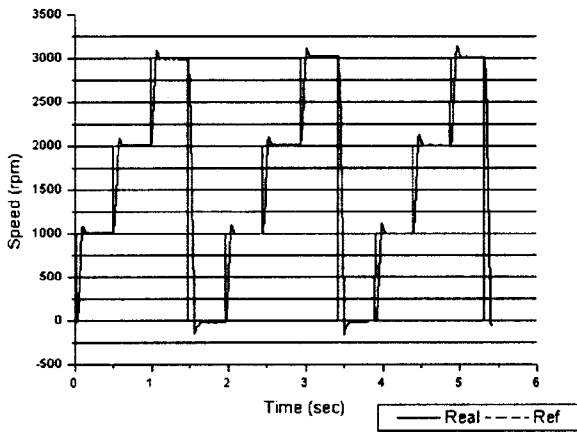


그림 10 PID 제어기 응답

Fig. 10 Response of PID controller

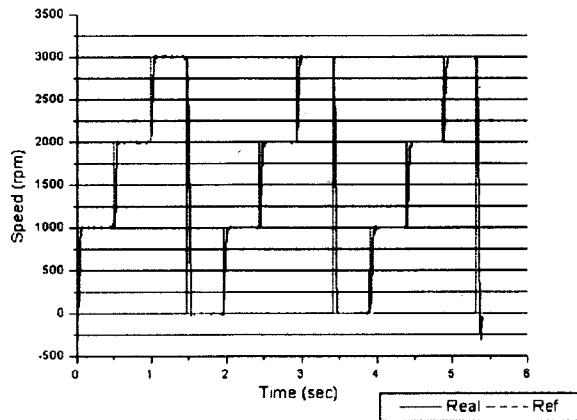


그림 11 PID-학습 제어기 응답

Fig. 11 Response of PID-Learning controller

3.3.3 부하 가변시 실험

그림 12~14은 직류 서보 전동기의 축에 발전기를 연결하여 병렬로 100[w]의 전구3개를 연결하여 100[w]-200[w]-300[w]의 순서로 부하를 가변시키면서 PID 제어기, 뉴로-퍼지 제어기 및 PID-학습제어기와 비교 실험한 것이며 실험 결과는 표 5와 같다.

표 5 실험결과

Table 5 Experimental Result

	부하(1) [rpm]	부하(2) [rpm]	부하(3) [rpm]	오차(%)
PID 제어기	2790	2807	2740	7
				6.43
				8.67
뉴로-퍼지 제어기	2874	2890	2897	4.2
				3.67
				3.43
PID-학습 제어기	2877	2900	2994	4.1
				3.33
				0.2

표 5에서의 결과와 같이 부하 가변시에 출력응답은 PID-학습 제어기가 기준입력에 대한 오차가 PID 제어기에 비해 약 3~6.6(%)정도가 감소되었으며 뉴로-퍼지 제어기에 비해서도 약 1~3(%)정도 오차가 감소되었다. 또한 첫 번째 부하 인가시보다 두 번째 부하 인가시에는 학습효과에 의해 오차 첫 번째 부하 인가시에 비해 오차가 약 0.8(%) 감소 되었으며 세 번째 부하 인가시에는 처음에 비해 약 3.9(%) 정도의 오차가 감소하였다. 또한 정상상태로의 회복시간도 PID 제어기가 5~7(%)정도의 오차를 가지며 정상상태에 도달하지 못하는데 비해 PID-학습 제어기는 학습효과에 의해 약 0.05초만에 정상상태로 복귀되었다.

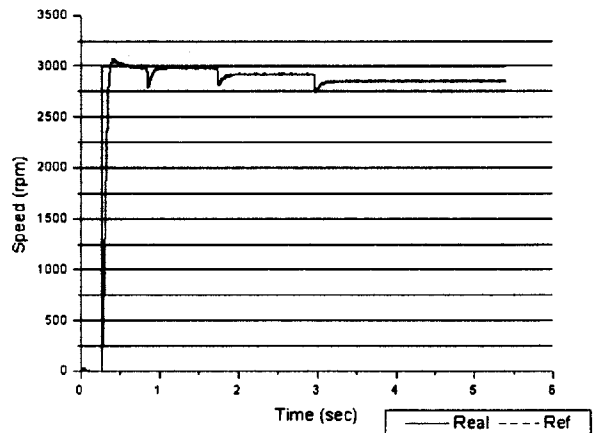


그림 12 PID 제어기 응답

Fig. 12 Response of PID controller

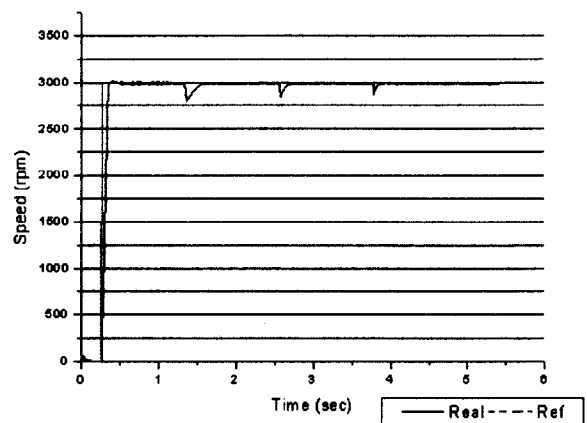


그림 13 뉴로-퍼지 제어기 응답

Fig. 13 Response of Neuro-Fuzzy controller

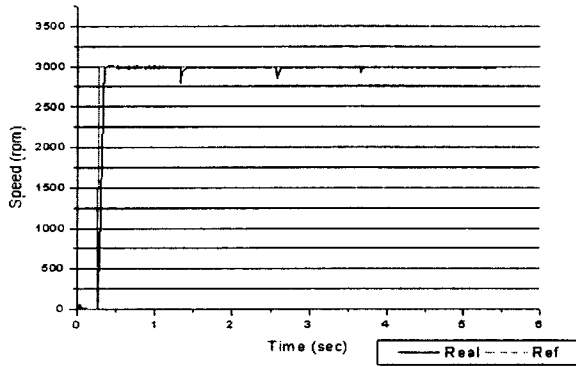


그림 14 PID-학습 제어기 응답
Fig. 14 Response of PID-Learning controlle

4. 결 론

PID제어기의 매개변수들을 정확히 설정하기 위해서는 제어 대상의 정확한 모델링이 필요하며 또한 제어기의 환경이 부하 외란 등에 의해 변화하게 되면 PID제어기의 매개변수들을 다시 조정해야 한다. 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 PID 제어기의 입출력 데이터와 플랜트의 입출력 데이터를 가지고 PID 제어기의 매개변수를 on-line으로 조정 할 수 있는 PID-학습 제어기를 설계하였다.

PID-학습 제어기의 신경회로망의 최적가중치를 구하기 위해 off-line으로 신경회로망의 가중치 설정 실험을 수행하였으며 실험결과 200~300회 정도의 학습이 필요하다는 것을 확인하였다. 또한 off-line 학습과정을 거쳐 최적의 가중치로 학습된 신경회로망을 이용한 PID-학습 제어기의 성능평가를 위해 무부하시의 정역회전 및 가변속 실험을 수행하였고 부하인가시의 안정성 및 추종성을 평가하기 위해 PID 제어기 및 비선형한 학습능력을 갖는 뉴로-퍼지 제어기와 비교실험을 수행하였으며 다음과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

1. 무부하시 정역회전 실험 및 가변속 실험에서는 PID-학습 제어기는 학습에 의한 PID 매개변수의 조정으로 인하여 PID 제어기에 비해 약 2.74(%)정도의 오차가 감소하였다.

2. 가변부하시의 응답특성은 운전 중에 부하를 3번 순차적으로 인가하면 PID 제어기 및 뉴로-퍼지 제어기에 비해 오차가 현격하게 감소하였으며 또한 부하인가 후 복귀시간도 PID 제어기가 기준입력에 비해 일정한 오차를 유지하는데 비해 PID-학습 제어기는 5~10회 정도의 학습으로 정상상태로 복귀되었다.

3. 매개변수가 고정되어 있는 PID 제어기에 비해 PID-학습 제어기는 학습에 의해 PID 매개변수가 다시 정해지게 되기 때문에 PID-학습 제어기가 추종성 및 안정성에서 기존의 PID 제어기에 비해 성능이 우수하다는 것을 입증하였다.

본 연구의 실용화를 위해서는 가중치 설정을 위해 학습회수를 감소시킬 수 있는 최적의 신경회로망 알고리즘에 대한 연구와 비선형적인 부하에도 강건한 PID-학습 제어기에 대한 연구가 더욱 필요하다고 생각된다.

참 고 문 헌

[1] 박귀태, 이기상, 김성호, 박태홍 "패턴인식에 의한 새로운 자동조정 PI제어기", 전기학회 논문지, 40권, 7호, pp.696-697. 1991년

[2] K. L. Anderson, " A rule-based adaptive PID controller." IEEE Control System Magazine, pp. 564-569, 1988.

[3] Z. Y. Zhao, M. Tomizuka and S. Isaka. "Fuzzy gain scheduling of PID controllers." IEEE Trans. systems. Man. & Cybernetics. vol. 23. no 5. pp. 1392-1398, 1993.

[4] K. J. Astrom. "Intelligent tuning and adaptive control." 1992. 10. 12-14. KACC Workshop, Seoul., Korea

[5] T.Yamamoto, M. Kanedas and T. Oki, "A self-tuning PID controller fused artificial neural networks," Proceedings of IFAC 13th Triennial World Congress, pp. 127-132, 1996.

[6] 백승민, 국태용, "DC 전동기를 위한 PID학습제어기" Journal of Control, Automation and Systems Engineering, Vol. 3. No. 6. December, 1997

[7] 김철암, "역전달 학습법을 이용한 직류 서보전동기의 위치 및 속도제어 특성개선" 건국대학교 대학원 석사학위 논문, 1992.8

[8] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, "Hierarchical Neural Networks Model for Voluntary Movement with Application to Robotics," IEEE Control System Maga., pp.8-16, 1988

[9] A. Guez, J.L. Eilbert, and M.Kam, "Neural Network Architecture for Control", IEEE Control Systems Maga., pp. 22-24, Apr. 1988.

[10] S .Kumar and A. Guez, "ART Based Adaptive Pole-Placement for Neuro Controller", Neural Network, vol. 4, 1991, pp. 319-335.

[11] Maureen Caudill and Charles Butler "Understanding Neural Networks " pp. 169-218. 1992. Massachusetts Institute of Technology

[14] 김대수 "신경망 이론과 응용" pp. 91-143. 하이테크 정보, 1993

[15] 임영도, 이상부 "퍼지, 신경망, 유전진화" pp.107-169, 영과 일 1997

저 자 소 개



김 상 훈 (金相勳)

1971년 6월 29일 생. 1998년 2월 호서대 공대 전기공학과 졸업. 2000년 2월 건국대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정, 한라대 전기전자 제어공학부 겸임교수

Tel : 02-456-2585, Fax : 02-444-8868

E-mail : neurokim30@hotmail.com



남 문 현 (南文鉉)

1942년 10월 10일 생. 1975년 2월 연세대 공대 전기공학과 졸업(공학). 1980-82 Univ of California Berkely 전기전산과 초빙교수. 1986-1987 당 학회 제어계측 간사. 1976.8-현재 건국대 공대 전기공학과 교수.

현재 한국과학사학회 이사. 현재 한국산업기술사학회 회장.

Tel : 02-444-8868, Fax : 02-450-3482

E-mail : monroe@konkuk.ac.kr



정 인 석 (鄭仁碩)

1974년 7월 14일 생. 1998년 2월 건국대 공대 전기공학과 졸업. 2000년 2월 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정

Tel : 02-456-2585, Fax : 02-444-8868

E-mail : apra@lycos.co.kr



김 낙 교 (金洛敎)

1949년 2월 4일 생. 1973년 한양대 공대 전기공학과 졸업. 1977년 연세대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1985년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 1986 -87 Oregon State Univ. 교환교수.

1996 -97 Ohio State Univ. 교환교수.

1978-80 한국원자력연구소 선임연구원. 1980-현재 건국대학교 전기공학과 교수

Tel : 02-450-3485, Fax : 02-447-9186

E-mail : lkkim@konkuk.ac.kr



강 영 호 (姜領鎬)

1965년 9월 2일 생. 1992년 2월 건국대 공대 전기공학과 졸업. 1994년 2월 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정

Tel : 02-488-0586, Fax : 02-487-6718

E-mail : yhkang@e2s.dynip.com