

직류서보전동기의 속도제어를 위한 뉴로-퍼지 제어기 설계

論 文

51D-2-2

Design of a Neuro- Fuzzy Controller for Speed Control Applied to DC Servo Motor

金相勳* · 姜領鎬* · 高奉云* · 金洛敎**

(Sang-Hoon Kim · Young-Ho Kang · Bong-Woon Ko · Lark-Kyo Kim)

Abstract -In this study, a neuro-fuzzy controller which has the characteristic of fuzzy control and artificial neural network is designed. A fuzzy rule to be applied is automatically selected by the allocated neurons. The neurons correspond to fuzzy rules are created by an expert. To adapt the more precise model is implemented by error back-propagation learning algorithm to adjust the link-weight of fuzzy membership function in the neuro-fuzzy controller. The more classified fuzzy rule is used to include the property of dual mode method. In order to verify the effectiveness of the proposed algorithm designed above, an operating characteristic of a DC servo motor with variable load is investigated.

Key Words : DC servo motor, fuzzy, neural networks, PID, neuro-fuzzy

1. 서 론

최근에 많은 연구자들은 기존의 여러 가지 제어방식의 문제점을 해결하기 위해서 지능형 제어기(intelligent controller)를 연구하였으며 그 중에서도 전문가의 지식이나 경험 및 언어적 변수를 사용하는 퍼지제어와 학습능력을 가진 신경회로망제어가 대표적이다[1][2][3].

퍼지제어의 특징은 첫째, 퍼지 제어는 언어적 제어로서 알고리즘이 일상적 언어와 대응되는 형태로서 애매한 인간의 지식에 적용하기 쉬워서 대화형 제어기를 구현할 수 있고 따라서 제어기의 구조에 대한 이해 및 제어규칙의 수정이 용이 하여 학습능력 부여가 수월하다. 둘째 퍼지제어는 복수개의 IF-THEN 형식을 가진 제어규칙으로부터 제어입력이 결정되는 병렬형 제어 구조를 가지며 이러한 제어구조로 인해 비선형성이 크고 복잡한 플랜트의 제어에 효과적으로 적용될 수 있다. 셋째, 퍼지제어는 퍼지논리에 기초를 두고서 언어적 형식의 제어규칙에 대해 추론을 통하여 제어입력을 결정하는 논리형 제어이다[2][4][5].

다음으로 신경회로망의 특징은 첫째, 신경회로망은 학습능력이 있으므로 환경이나 시스템 자체에 대한 사전지식이 없어도 변화하는 제어환경에 스스로 적응할 수 있으며 단지 입력·출력 패턴만으로 학습이 가능하다. 둘째, 병렬분산처리(Parallel distributed processing)에 의해 임의의 데이터 매핑을 수행하면서 실시간 처리가 가능하며 잡음에 대해서 강건성을 가진다.

셋째, 어려운 제어 이론 및 시스템에 관한 지식이 불필요하고 기타 환경모델이 불필요하다[3][6][7]. 퍼지제어와 신경회로망 제어가 위와 같이 각각 많은 장점을 가지고 있으나, 퍼지제어에 있어서는 적절한 제어 규칙과 소속함수를 결정된 후에도 시스템의 특성이 바뀌는 경우 그때마다 새로운 제어규칙과 소속함수를 결정해야 한다는 단점이 있다[5]. 또한 신경회로망에 있어서는 학습 시 전역최소치(global minimum)가 아닌 국소최소치(local minimum)에 빠지기 쉽고 시스템의 복잡성과 비례해서 증가하는 수많은 뉴런을 학습시키는데 많은 학습시간이 필요하다는 단점이 있다[7]. 최근에는 두 제어의 이러한 단점을 보완하기 위해서 신경회로망과 퍼지 제어에 융합에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. Iwata는 오차역전달학습 알고리즘(back-propagation learning algorithm)을 사용하여 퍼지 제어규칙으로 다층신경회로망(multilayered neural networks)에 학습시키고 이것을 퍼지 제어에 이용하는 방법을 제시하여 하였으며[8], 또한 Horikawa는 전문가의 경험을 이용하여 자동적으로 퍼지 규칙을 찾아내어 소속함수를 찾아내고 이를 미세 조정하기 위하여 신경회로망을 이용하는 새로운 퍼지 논리 제어기를 제안하였다[9]. 두 제어시스템을 병렬로 운전하는 이러한 제어기들은 부하외란의 변동 같은 이유로 시스템의 특성이 바뀌게 되면 제어기를 위한 모든 제반 파라미터 및 퍼지 규칙은 생성하는데 많은 시간이 필요로 하기 때문에 On-Line 동조작업이 불가능하다는 단점이 있으며 퍼지 제어나 신경회로망이 자체적으로 갖는 속응성 및 안정성에 대한 각각의 단점을 완전히 보완하지 못했다[10].

본 논문에서 설계한 뉴로-퍼지 제어기의 기본적인 형태는 퍼지 제어를 유지하면서 그 세부적 요소들을 신경회로망으로 구성함으로써 퍼지 제어 및 신경회로망 제어가 갖는 장단점을 서로 보완할 수 있도록 하였으며 On-Line상태에서 동조가 이루어지도록 하였다.

* 正 會 員 : 建國大學 電氣工學科 博士課程

** 正 會 員 : 建國大學 電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2001年 12月 17日

最終完了 : 2002年 1月 14日

본 제어기의 성능을 평가하기 위해서 직류 서보 전동기의 속도제어에 적용시켰으며 가장 보편적인 제어기인 PID제어기와 비교실험 함으로써 제어기로서의 기본특성을 입증하였다. 또한, 비선형 제어기로서의 타당성 검토를 위해 부하를 가변시키면서 그 특성을 비교실험 함으로써 부하외란과 같은 비선형성에 대해서도 안정한 특성을 입증하였다.

2. 뉴로-퍼지 제어기

2.1 시스템 구성도

본 논문에서 사용된 뉴로-퍼지 제어기를 이용한 직류 서보 전동기 속도제어 시스템은 그림 2.1과 같이 크게 네 부분으로 구성되어 있다.

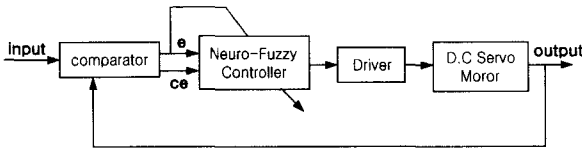


그림 2.1 직류 서보 전동기 속도제어 시스템
Fig. 2.1 speed control system of DC servo motor

뉴로-퍼지 제어기의 입력은 플랜트의 출력과 기준입력과의 오차 $e(kT)$ 및 오차변화율 $ec(kT)$ 이며 식 2.1과 같이 정의된다.

$$e(kT) = u(kT) - y(kT)$$

$$ec(kT) = \frac{e(kT) - e(kT-T)}{T} \quad (2.1)$$

여기에서 기준입력을 $r = u(kT)$, 플랜트의 출력을 $s = y(kT)$ 로 나타낼 수 있으며 T 는 샘플링 주기이다.

2.2 뉴로-퍼지 제어기의 구조

본 논문에서 사용된 뉴로-퍼지 제어기의 기본적인 제어 구조는 퍼지 제어기의 형태를 취하고 있으며 그 세부적인 요소를 신경회로망으로 구성한 것이다. 따라서 본 제어기는 아래의 그림 2.2에서와 같이 퍼지화부, 추론부, 비퍼지화부의 구조로 되어 있다.

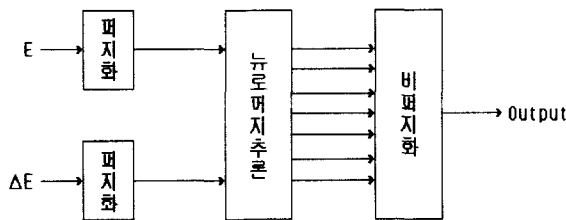


그림 2.2 뉴로-퍼지 제어기
Fig. 2.2 Block diagram of neuro-fuzzy controller

2.2.1 퍼지화부

본 논문에서 사용된 뉴로-퍼지 제어기는 입력신호로서 비교기에서 계산되어진 오차 E 및 오차변화율 ΔE 를 사용한다. 이 두 가지 입력신호를 정성화된 퍼지로 계산하기 위해

서는 소속함수와 양자화 방법을 가지고 퍼지화 과정을 수행하게 된다. 본 논문에서는 그림 2.3과 표 2.1에서와 같이 오차가 적은 범위에서는 소속함수의 폭이 좁고 오차의 값이 커질수록 소속함수의 폭이 넓어지는 새로운 형태의 소속함수 및 비선형 양자화 방법을 사용하였다. 그리고, 이 소속함수를 시그모이드 뉴런으로 구성하였으며, 지도학습(supervised learning)을 기초로 한 역전달학습을 수행한 후 학습된 연결가중치(link weight)에 의해 정량화가 수행되게 함으로써 입력들이 갖는 비선형적 특징을 퍼지화 할 수 있도록 하였다. 이 방법은 퍼지 제어를 프로그래밍 하는 과정에서 생기는 수많은 IF문을 제거함으로써 짧은 시간 내에 보다 정확한 소속함수 값을 생성할 수 있게 한다는 장점이 있다.

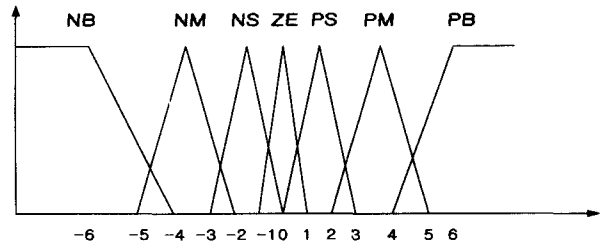


그림 2.3 소속함수
Fig. 2.3 membership function

표 2.1 비선형 양자화
Table 2.1 nonlinear quantization

양자화값 $E, \Delta E$	양자화의 범위
-6	$x \leq -1.0$
-5	$-1.0 < x \leq -0.6$
-4	$-0.6 < x \leq -0.3$
-3	$-0.3 < x \leq -0.1$
-2	$-0.1 < x \leq -0.05$
-1	$-0.05 < x \leq -0.01$
0	$-0.01 < x \leq 0.01$
1	$0.01 < x \leq 0.05$
2	$0.05 < x \leq 0.1$
3	$0.1 < x \leq 0.3$
4	$0.3 < x \leq 0.6$
5	$0.6 < x \leq 1.0$
6	$1.0 \leq x$

2.2.2 퍼지 규칙 및 추론

본 논문에서는 퍼지 규칙의 형태를 조건부는 혼합명제로 결론부는 단일명제로 하였으며 그 일반식은 다음과 같다.

$$R_i : \text{IF } E \text{ is } A_i \text{ and } CE \text{ is } B_i \text{ THEN } Z \text{ is } C_i$$

$$\text{for } i = 1, 2, \dots, n$$

여기서 E 는 오차이고 CE 는 오차변화율이며 Z 는 제어입력이다. 또한 A_i, B_i, C_i 는 각각의 변수에 대한 정량적 언어값이다. 본 논문에서 사용된 퍼지 제어 규칙은 표 2.2와 같다.

표 2.2 퍼지 규칙
Table 2.2 fuzzy rule

ce	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB						
NM				NM	NM	NS	ZO
NS			NM	NS	ZO		
ZO			NS	ZO	PS		
PS			ZO	PS	PM		
PM	ZO	PS					
PB	PB						

본 논문에서와 같이 퍼지 규칙의 조건부를 혼합명제로 하는 경우에는 조건부의 각 퍼지 명제들 간에 퍼지 논리곱(logical AND)을 채택하여 입력변수들의 결합자체에서 갖는 비선형성에 대응할 수 있도록 하였다. 조건부 혼합명제의 소속정도는 각 퍼지 규칙의 적합도를 나타내게 된다. 본 논문에서 설계된 뉴로-퍼지 제어기는 각각의 퍼지 규칙에 해당하도록 시그모이드 뉴런을 배치함으로써 각각의 뉴런이 갖는 연결가중치가 그 규칙의 적합도를 나타낼 수 있도록 하였다.

2.2.3 비퍼지화

본 논문의 비퍼지화 방법은 일반적으로 가장 우수한 성능을 보이는 무게 중심법을 사용하였다. 이 방법은 합성된 출력부 퍼지 집합에서 무게중심을 구하는 방법으로 식 (2.3)와 같다.

$$u_0 = \frac{\sum_{j=1}^k \mu(u_j) \cdot u_j}{\mu(u_j)} \quad (2.3)$$

n : 제어변수 전체집합의 양자화준위(quantization level)

2.3 신경회로망의 학습

그림 2.4 ~ 2.6 은 뉴로-퍼지 제어기의 연결가중치를 조절하기 위하여 제어기를 off-line 상태에서 학습률 0.8를 사용하여 학습한 것을 나타낸 것으로 뉴로-퍼지 제어기에 sine입력에 대한 출력응답 및 오차를 30회에서 100회까지 변화시켜가면서 학습한 결과를 표 2.3에 나타내었다.

표 2.3 학습결과
Table 2.3 Learning result

	출력응답 [rpm]	오차 [rpm]	기준입력과 실제출력간의 오차(%)
30회	3207 ~ 2819	200	6.67
80회	3024 ~ 2977	25	0.83
100회	3004 ~ 2995	5	0.16

표 2.3의 결과에서 나타난 것과 같이 신경회로망의 off-line 학습은 뉴로-퍼지 제어기의 연결가중치를 조절하기 위한 것으로 처음 30회 학습 시 기준입력과 실제출력과의 오차가 6.67(%)로 나타났지만 80회 학습 시에는 오차가 0.83(%)로 오차가 감소하였으며 100회 학습 시에는 기준입력에 대해서 오차가 0.16(%)로 30회 학습 시에 비해 약 5.84(%)정도 감소하였고 80회 학습 시에 비해서도 약 0.67(%)정도의 오차가 감소하였다.

(1) 30회 학습

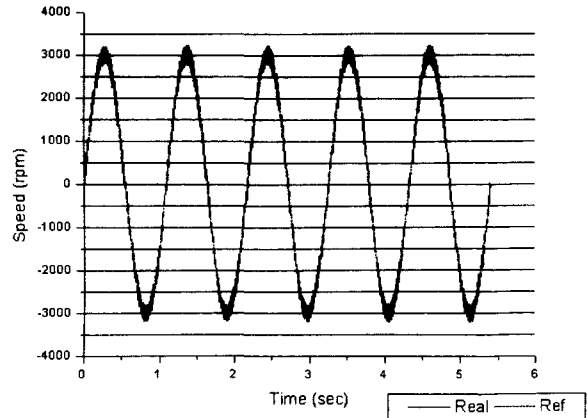


그림 2.4 30회 학습 시
Fig 2.4 30th learning

(2) 80회 학습

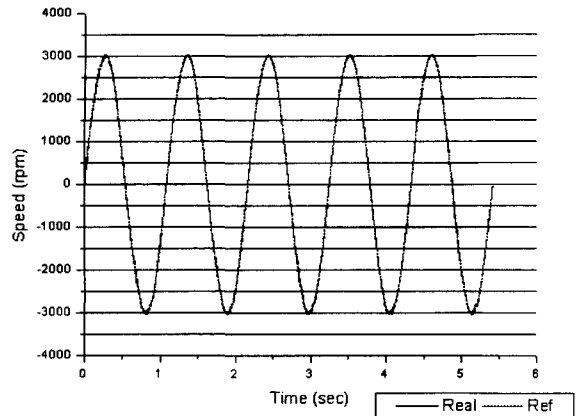


그림 2.5 80회 학습 시
Fig 2.5 80th learning

(3) 100회 학습

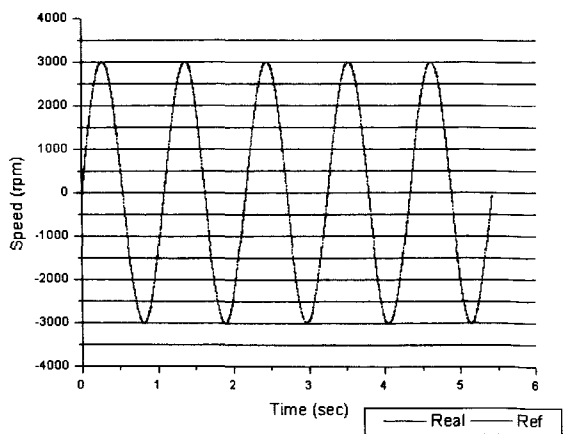


그림 2.6 100회 학습 시
Fig 2.6 100th learning

3. 실험 및 결과고찰

본 논문에서는 비선형 제어기의 설계를 위하여 일반적으로 수학적 모델링과 선형화가 잘 이루어진 직류 서보 전동기의 속도제어에 뉴로-퍼지 제어기를 적용하였다. 이를 위해 제작된 디지털 서보 시스템을 가지고 뉴로-퍼지 제어기의 추종성과 안정성 등의 제어성능 평가를 위해 무부하 조건하에서 PID제어기 및 퍼지제어기를 비교실험 하였으며 또한 시스템의 비선형에도 강건한 특성을 입증하기 위하여 부하실험을 수행하였다.

3.1 실험장치

그림 3.1은 실험장치 구성도를 나타낸 것이다. 또한 제작된 디지털 서보 시스템은 고성능 마이크로 프로세서인 H8/532를 적용한 것으로 PWM주파수는 6.7[kHz]이며 PWM펄스의 조정에 따라 전동기에 공급되는 전류를 조절하여 전동기의 회전을 제어하는 방식이다. 전동기의 구동을 위한 증폭은 MOS-FET를 사용하고 별도의 전원 공급기(최대 75V)를 통해 전동기를 구동하게 된다. 디지털 서보 시스템은 IBM-PC에서 프로그램 작업과 디버깅을 수행하고 병렬 포트를 통해 서보 전동기 구동회로로 다운로드 되도록 구성하였다.

본 실험에서 사용한 전동기는 최대출력 200W(LG기전, FMD-E205A)이며 속도측정을 위한 센서로 1000[펄스/회]의 분해능을 갖는 엔코더를 사용하였다. 표3.1에 디지털 서보 시스템의 매개변수를 나타내었으며 실험대상인 직류 서보 전동기 특성을 표 3.2에 나타내었다.

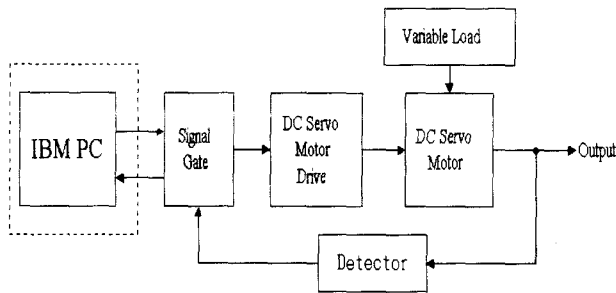


그림 3.1 실험장치 구성도
Fig 3.1 Experimental system configuration

표 3.1 디지털 서보시스템의 매개변수
Table 3.1 Parameter of digital sevro system

DESCRIPTION	DEPAULT(200w)
Sampling Time	1800[μs]
Sampling Data	3001
Command current Limit	290
Run-Time	5.4[sec]

표 3.1 서보전동기의 사양
Table 3.1 Servo motor specification

정격출력	Pr	200W
정격토크	Tr	6.50 Kgf.cm
정격회전수	Nr	3000 rpm
정격전류	Ir	3.5A
정격전압	Er	75V
유기전압정수	Ke	22.50V/K rpm
토크정수	Kt	2.10 Kgf.cm/A
전기자관성	Jm	$1.33 \times 10^{-3} \text{Kgf.cm Sec}^2$
전기자저항	Ra	2.12Ω
전기자인덕턴스	La	1.02mH
마찰토크	Tf	0.5 Kgf.cm
순시최대허용전류	Ip	18.5A
기계적시정수	tm	6.25ms
전기적시정수	te	0.48ms
FEEDBACK-UNIT		INCREMENTAL ENCODER LINE DRIVER TYPE

5.2 실험방법 및 절차

본 논문은 플랜트의 수학적 모델링이 어렵거나 부하 외란 등에 의해 시스템의 비선형성이 증가하는 경우에 대해 만족할만한 성능을 갖는 비선형 제어기의 설계에 있다. 따라서 본 논문에서는 설계된 뉴로-퍼지 제어기를 이용하여 직류 서보 전동기의 속도제어에 적용시켜 제어기로서의 성능을 입증하며 또한 부하 외란에도 강건한 특성을 입증하기 위하여 가변 부하를 인가하여 실험을 수행하였으며 실험 절차는 다음과 같다.

- [1] 설계된 뉴로-퍼지 제어기를 Off-Line으로 100회의 학습을 시켜 각각의 연결가중치(link weight)를 정하게 된다.
- [2] 무부하시의 단위계단입력을 인가하여 PID 제어기 및 퍼지 제어기와의 비교실험을 통해 제어기의 성능을 입증하게 된다.
- [3] 직류 서보 전동기의 축에 병렬로 발전기와 부하를 설치하여 부하가 급·변속할 때의 실험을 통해 부하외란과 같은 비선형성에도 뉴로-퍼지 제어기가 우수한 성능을 나타내는 것을 입증하였다.

3.3 결과 및 고찰

3.3.1 무부하실험 - 계단입력 실험

그림 3.2 ~ 3.4는 교류 서보 전동기의 무부하시 계단입력에 대한 출력응답을 PID 제어기, 퍼지 제어기 및 뉴로-퍼지 제어기와 비교실험 한 것이며 실험결과는 표 3.3와 같다.

표 3.3 실험결과
Table 3.3 Experimental result

	오차 (%)	정상상태오차 (%)	정착시간(sec)
PID 제어기	6.67	0.54	0.08
퍼지제어기	1.68	1.65	0.035
뉴로-퍼지 제어기	2.53	0.46	0.04

표 3.3에서의 결과와 같이 무부하 계단입력 시에 출력응답은 뉴로-퍼지 제어기가 PID 제어기에 비해 약 4(%) 정도의 오차감소를 나타내었으며, 정상상태오차에서도 PID 제어기에 비해 약 0.08(%) 정도 감소되었고 퍼지 제어기에 비해서는 약 1.09(%) 감소되었다. 또한 정착시간에서는 PID 제어기에 비해 약 0.04초 빠르지만 퍼지 제어기에 비해 약 0.005초 늦게 나타났다.

(1) 계단입력시의 PID 제어기의 출력응답

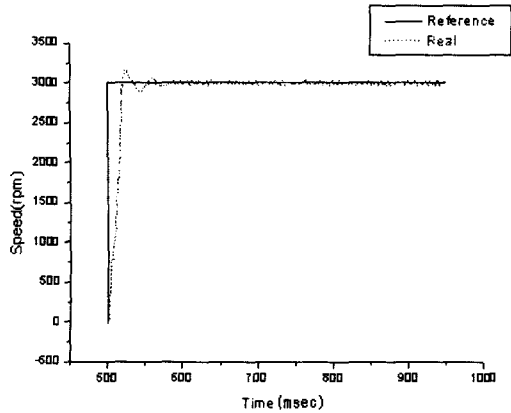


그림 3.2 PID 제어기 응답
Fig 3.2 Response of PID controller

(2) 계단입력시의 퍼지 제어기의 출력응답

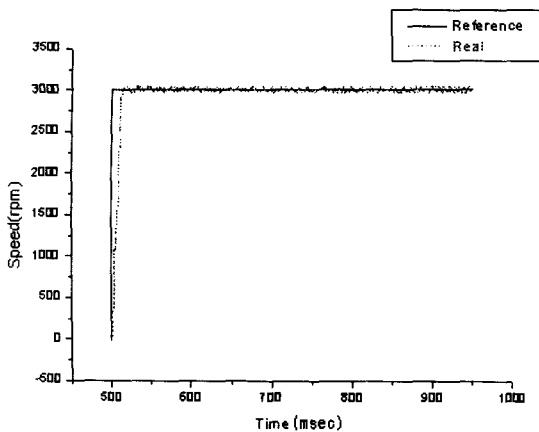


그림 3.3 퍼지 제어기 응답
Fig 3.3 Response of Fuzzy controller

(3) 계단입력시의 뉴로-퍼지 제어기의 출력응답

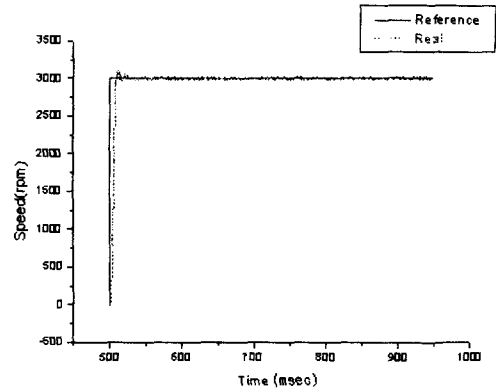


그림 3.4 뉴로-퍼지 제어기 응답
Fig 3.4 Response of Neuro-Fuzzy controller

3.3.2 부하 가변 실험 - 임의의 부하 순서

그림 3.5 ~ 3.7은 발전기에 병렬로 연결된 부하를 순차 가변이 아닌 아래와 같은 임의의 순서로 부하를 인가하여 실험한 것이며 실험결과는 표 3.4~3.6와 같다.

방법 1 : 100[w] - 200[w] - OFF - 100[w]

표 3.4 실험결과
Table 3.4 Experimental result

	부하(1) [rpm]	부하(2) [rpm]	부하(3) [rpm]	부하(4) [rpm]	오차 (%)
뉴로-퍼지 제어기	2815	2747	3002	2928	6.16
					8.43
					0.06
					2.4

표 3.4에서의 결과와 같이 첫 번째 부하(100[w]) 인가시 기준입력에 대한 오차가 6.16(%)인데 반해 네 번째 처음과 같은 부하 인가시에는 뉴로-퍼지 제어기의 학습능력으로 인해 기준입력과의 오차가 2.4(%) 정도 발생하여 처음 부하인가시에 비해 약 3.81(%) 정도의 오차가 감소되었다.

(1) 부하가변시의 뉴로-퍼지 제어기 출력응답 (방법 1)

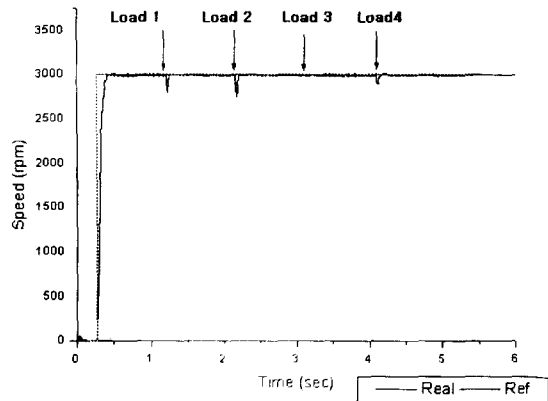


그림 3.5 부하 변화시의 뉴로-퍼지 제어기 응답
(부하변화 : 100[w] - 200[w] - OFF - 100[w])
Fig 3.5 Response of Neuro-Fuzzy controller with variable load

방법 2 : 200[w] - 100[w] - OFF - 300[w]

표 3.5 실험결과
Table 3.5 Experimental result

	부하(1) [rpm]	부하(2) [rpm]	부하(3) [rpm]	부하(4) [rpm]	오차 (%)
뉴로-퍼지 제어기	2745	2820	3001	2768	8.5
					6
					0.03
					7.7

표 3.5에서의 결과와 같이 첫 번째 부하(200[w]) 인가시 기준입력에 대한 오차가 8.5(%) 발생하였으나 네 번째 부하(더 큰 부하(300[w]))를 인가시에는 뉴로-퍼지 제어기의 학습효과로 인해 기준입력과 오차가 7.7(%) 정도 발생하여 첫 번째 부하보다도 약 0.8(%) 정도의 오차가 감소되었다.

(2) 부하가변시의 뉴로-퍼지 제어기 출력응답 (방법 2)

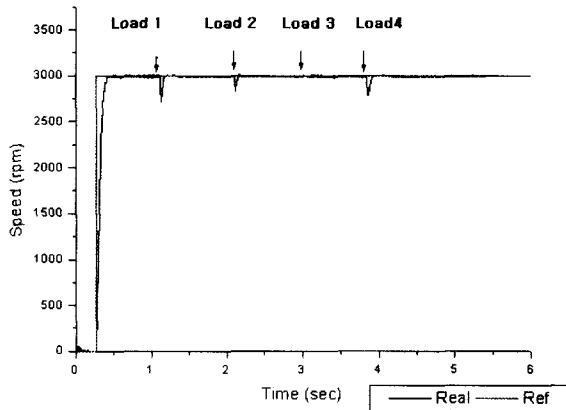


그림 3.6 부하 변화시의 뉴로-퍼지 제어기 응답
(부하변화 : 200[w] - 100[w] - OFF - 300[w])
Fig 3.6 Response of Neuro-Fuzzy controller with variable load

방법 3 : 300[w] - OFF - 100[w] - 200[w]

표 3.6 실험결과
Table 3.6 Experimental result

	부하(1) [rpm]	부하(2) [rpm]	부하(3) [rpm]	부하(4) [rpm]	오차 (%)
뉴로-퍼지 제어기	2603	3001	2920	2853	13.2
					0.03
					2.67
					4.9

표 3.6에서의 결과와 같이 첫 번째 부하(300[w]) 인가시 기준입력에 대한 오차가 13.2(%) 정도 발생하였으며 세 번째, 네 번째 부하 인가시에도 뉴로-퍼지 제어기의 학습효과로 인해 앞선 실험에 비해 3.33(%) 및 3.6(%) 정도 오차가 감소되었다.

(3) 부하가변시의 뉴로-퍼지 제어기 출력응답 (방법 3)

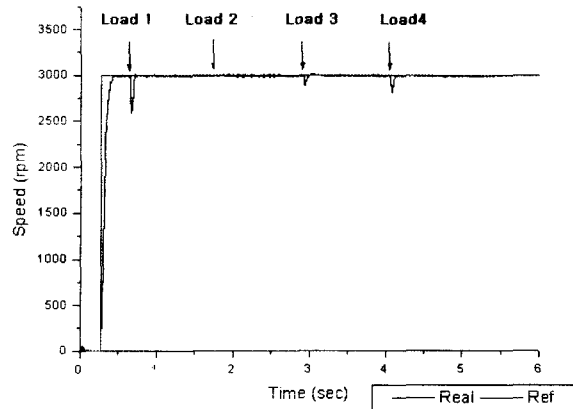


그림 3.7 부하 변화시의 뉴로-퍼지 제어기 응답
(부하변화 : 300[w] - OFF - 100[w] - 200[w])
Fig 3.7 Response of Neuro-Fuzzy controller with variable load

6. 결 론

본 논문은 퍼지 제어와 신경회로망 합성시에 발생하는 문제점 즉 많은 학습시간의 소요로 인한 Off-Line 동조작업 및 퍼지규칙 생성의 문제 등을 해결하기 위하여 뉴로-퍼지 제어기를 설계하는데 있다. 본 제어기는 기본적인 구조는 퍼지 제어의 구조를 가지면서 그 세부적 요소를 신경회로망으로 구성하여 Off-Line에서 학습을 100회 실시하여 연결가중치를 선정하고 선정된 연결가중치를 On-Line 상태에서 조정하여 제어기를 동조시켜 퍼지 제어와 신경회로망이 가지는 각각의 장단점을 보완하였다. 또한 새로운 제어기의 성능을 입증하기 위하여 직류 서보 전동기의 무부하시 계단입력실험을 수행하였고 부하외란과 같은 비선형성에도 강건한 특성을 입증하기 위하여 가변부하를 인가하여 추종성 및 안정성을 입증하였다.

본 논문의 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 무부하시 계단입력실험에서는 뉴로-퍼지제어기가 PID 제어기에 비해 약 4(%) 정도의 오차가 감소하였으며 정상상태오차에서도 PID 제어기에 비해 약 0.08(%) 정도 감소되었고 퍼지 제어기에 비해서는 약 1.09(%) 감소되었다. 또한 정착시간에서는 PID 제어기에 비해 약 0.4초 빠르지만 퍼지 제어기에 비해 약 0.05초 늦게 나타났다. 따라서 무부하시에는 뉴로-퍼지 제어기가 추종성 및 안정성면에서는 PID 제어기나 퍼지제어기보다 우수한 성능을 나타내었다.
2. 가변부하시 응답특성은 운전중에 임의의 부하를 인가하면 뉴로-퍼지제어기가 3~10회 정도의 학습으로 정상상태로 복귀되었다. 따라서 뉴로-퍼지 제어기가 부하외란과 같은 비선형성에 대해 빠른 보상능력을 가진다고 할 수 있다.
3. 매개변수가 고정되어 있는 PID 제어기나 퍼지 제어기에 비해 학습에 의해 연결 가중치가 정해지는 뉴로-퍼지 제어기가 추종성 및 안정성면에서 이 두 제어기에 비해 성능이 우수하다는 것이 입증되었다.

본 제어기의 실용화를 위해서는 빠른 상승시간과 학습회수의 경감 및 더욱 안정된 퍼지규칙에 대한 연구가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 2000년도 건국대학교 학술연구비 지원에 의한 논문임.

참고 문헌

- [1] Junhong Nie, "A Neural Approach to Fuzzy Modeling", *Proceeding of the American Control Conference*, pp.2139-2142, 1994
- [2] 이광형, 오길록 공저 "퍼지이론 및 응용", 홍릉과학출판사, pp. 5.3-5.6, 1992
- [3] Maureen Caudill, Charles Butler, "Understanding Neural Networks", The MIT press, pp. 3-8, 1992
- [4] E. H. Mamdani, "Application of Fuzzy Logic to Approximation Reasoning Using Linguistic Synthesis", *IEEE Trans. on Computer*, Vol. c-26 No.12, pp.1182-1199, 1997
- [5] W. J. M. Kickert and E.H. Mamdani, "Analysis of Fuzzy Logic Controller", *Fuzzy set and System*, Vol.1, pp.29-44, 1978
- [6] H. Yoichi and N. Masato, "Automated Extraction of Fuzzy IF-THEN Rules Using Neural Networks" *T. IEEE Japan*, Vol. 110-c, No.3, pp. 198-206, 1990
- [7] H. Takagi, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks Survey and Future Direction" *Proc International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pp.13-26, 1990
- [8] T. Iwata, K. Machida, Y. Toda, "Fuzzy Control Using Neural Networks Techniques", *Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks*, vol II, pp. 461-465, 1990
- [9] S. Horikawa, T. Furuhashi, S. Okuma, Y. Ukikawa, "Capability to learn Expert's Control Rules", *Proceeding of the International Joint Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks* pp. 103-106 1990
- [10] Chin-Teng, C. S. George Lee "Neural Fuzzy System", Printice Hall, pp.533-605, 1996

저자 소개



김 상 훈(金相勳)

1971년 6월 29일생. 1998년 2월 호서대학교 공대 전기공학과 졸업. 2000년 2월 건국대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정. 한라대학교 전기전자제어공학부 겸임교수

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

E-mail : shkim30@konkuk.ac.kr



강 영 호(姜領鎬)

1965년 9월 2일생. 1992년 2월 건국대학교 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



고 봉 운(高奉云)

1965년 7월 13일생. 1975년 2월 명지대학교 공대 전기공학과 졸업. 1990년 2월 건국대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정수료. 현재 제주산업정보대학 디지털시스템계열 전기전공 전임강사

Tel : (064) 754-0295, Fax : (064) 754-0295

E-mail : bwko_et@jeju.ac.kr



김 낙 교(金洛敎)

1949년 2월 4일생. 1973년 한양대학교 공대 전기공학과 졸업. 1977년 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1985년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 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