

직류 서보 전동기의 속응성 및 안정성 향상을 위한 개선된 뉴로-퍼지 제어기의 설계

論 文

51D-6-5

Design of Improved Neuro-Fuzzy Controller for the Development of Fast Response and Stability of DC Servo Motor

姜 頌 鎬* · 金 洛 教**
(Young-Ho Kang · Lark-Kyo Kim)

Abstract - We designed a neuro-fuzzy controller to improve some problems that are happened when the DC servo motor is controlled by a PID controller or a fuzzy logic controller. Our model proposed in this paper has the stable and accurate responses, and shortened settling time. To prove the capability of the neuro-fuzzy controller designed in this paper, the proposed controller is applied to the speed control of DC servo motor. The results showed that the proposed controller did not produce the overshoot, which happens when PID controller is used, and also it did not produce the steady state error when FLC is used. And also, it reduced the settling time about 10%. In addition, we could be aware that our model was only about 60% of the value of current peak of PID controller.

Key Words : Neuro-Fuzzy Controller, 직류 서보 전동기, 속응성, 안정성, 속도제어

1. 서 론

모든 물리적 시스템은 다소의 비선형적 요소를 지니고 있다. 산업이 고도로 발달하면서 시스템의 비선형성까지도 고려된 정밀제어의 필요성이 더욱 강조되고 있다. 그러나 기존의 PID 제어기와 같은 선형 제어기로는 비선형적 요소가 증가할 경우 더 이상 정밀성을 보장할 수 없다. 따라서 많은 연구자들은 비선형 제어기들을 개발하게 되었다[1].

정밀 제어를 위한 비선형 제어기법으로 시스템 전체를 하나의 제어대상으로 보고 과도상태와 정상상태의 전 과정에서 제어를 할 수 있도록 현대 제어 이론의 적용을 통해 제어 입력의 양을 결정하는 방법이 사용되게 되었다. 이 경우에 해당하는 대표적인 예로는 가변 구조 제어, 퍼지제어 및 인공신경회로망 기법 등을 들 수 있다[2].

퍼지제어는 전문가적 경험을 바탕으로 인간의 언어적 판단논리를 이용하여 제어기의 성능을 쉽게 개선할 수 있는 제어이론이다. 또한 병렬분산형 제어이므로 목적함수 없이도 비선형적인 입출력 관계도 쉽게 나타낼 수 있으며, 조건부에 다양한 전제조건을 나타낼 수 있어서 물리적으로 측정할 수 없는 돌발적인 외란까지도 처리할 수 있다[3][4].

인공신경회로망은 입출력 관계의 일부 데이터만으로도 복잡한 비선형 계산을 할 수 있다. 또한 정확한 알고리즘이 없이도 학습능력 및 보간능력에 의해서 비선형 함수를 구하는 등의 복잡하고도 어려운 계산을 수행할 수 있다. 따라서

종래의 제어이론으로는 계산 및 제어가 불가능했던 시스템을 보다 효과적으로 제어할 수 있게 하여준다[5][6].

그러나 퍼지제어는 각각 소속함수 및 규칙 등의 변경이나 조정이 어렵고, 오차 및 오차 변화율을 입력으로 하여 제어하므로써 잔류편차를 갖는 등 PD제어기와 유사한 특성을 나타낸다. 한편, 인공신경회로망은 과거 오차에 의해 뉴런의 연결 가중치 학습을 시행하므로 PI제어기와 유사한 특성을 보이나, 그 내부적 동작을 해석하기 불가능하다는 단점을 지니고 있다. 따라서 최근에는 많은 연구자들이 퍼지제어의 특성과 인공신경회로망의 특성을 결합하여 이런 문제점들을 개선하려는 노력을 하고 있다[7].

Iwata는 오차 역전달 학습 알고리즘 (back-propagation algorithm)을 사용하여 퍼지 제어 규칙을 다층 신경 회로망 (multi-layered neural networks)에 학습시키고 이것을 퍼지 제어에 이용하였다. Horikawa는 전문가의 경험 데이터를 이용하여 자동적으로 퍼지규칙을 찾아내고 소속함수의 미세조절을 할 수 있는 신경회로망을 이용한 새로운 퍼지논리제어기를 제안하였다. 그러나 이런 제어기들은 부하외란의 적은 변동에도 시스템의 특성을 바꾸기 위해 모든 제반 파라미터 및 퍼지규칙들을 새로 생성시켜야 하므로 많은 시간을 투자해야 한다는 단점이 있다[8][9].

이 시간들을 단축하기 위해 Okada 등은 퍼지논리를 갖도록 다층신경회로망을 구성하여 퍼지규칙 및 소속함수에 해당하는 뉴런이 오차역전달 학습법에 의해 자동 동조되도록 한 제어기를 제안하였다[10]. 그러나 이 제어기는 뉴런의 갯수를 줄여 시간을 단축하는 방법을 사용하므로써, 복잡한 입출력 관계 특성을 갖는 시스템에서는 뉴런의 연결 가중치의 학습 불능으로 인해 제어기가 제어불능 상태가 된다.

본 논문에는 오차신호의 입력 패턴을 여러 개의 단위로 나누고, 그 패턴에 따라 뉴런의 연결 가중치를 따로 동조시

* 正 會 員 : 建國大學校 電氣工學科 博士課程

** 正 會 員 : 建國大學校 電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2002年 4月 4日

最終完了 : 2002年 4月 30日

커 저장하여 사용하는 방법을 이용함으로써 적은 수의 뉴런을 유지하면서도 학습성능을 향상시킬 수 있었다. 또한 연결 가중치의 값이 극한치로 학습되어 오버플로우 현상에 의해 제어불능 상태에 도달하는 것을 막기 위하여, 양극 시그모이드 함수(bipolar sigmoid function)를 사용하여 학습함으로써 연결 가중치의 최적 값에 수렴하도록 하였다.

본 논문에서는 개선된 뉴로-퍼지 제어기의 성능을 평가하기 위하여, 직류 서보 전동기의 속도 제어에 관하여 PID 제어기 및 퍼지 제어기 등과 비교실험을 시행하여, 개선된 뉴로-퍼지 제어기가 다른 제어기들 보다 속응성 및 안정성에서 상대적으로 우수한 성능을 나타내고 있음을 입증하였다.

2. 시스템의 구성

본 논문에서 사용된 뉴로-퍼지 제어기를 이용한 직류 서보 전동기의 속도제어 시스템은 <그림 1>에서 보는 바와 같이 크게 4개의 부분으로 구성되어 있다.

2.1 비교기

비교기에서는 속도제어를 위한 기준 입력과 실제 출력의 오차 및 오차 변화율을 계산하여 각각의 패턴을 분류한다. 여기서 계산된 오차와 오차 변화율은 새로운 제어 입력 신호로 사용되며, 또한 오차는 뉴로-퍼지 제어기의 동조를 위한 학습 신호로 사용된다.

<표 1>에서 보는 바와 같이, 입력 패턴은 +100과 -100 사이로 정규화를 시키고 이를 다시 -7~7의 15개 패턴으로 구분하여 사용하였다. 오차 및 오차 변화율의 값이 0인 패턴을 중심으로 한 0 패턴을 기준으로, 오차 및 오차 변화율의 절대값이 커질수록 패턴의 폭 즉, 이산화 구간을 넓게 하

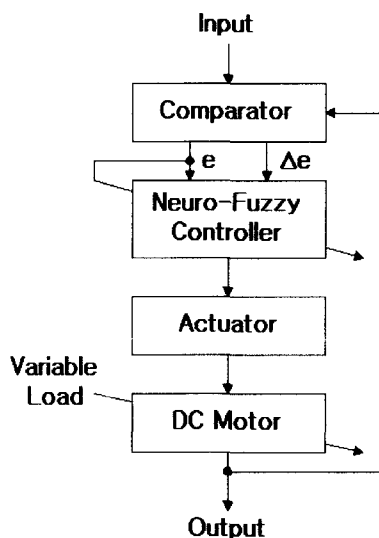


그림 1 뉴로-퍼지 제어기를 이용한 직류 서보 전동기의 속도제어 시스템

Fig. 1 The Speed Control System of DC Servo Motor Using Neuro-Fuzzy Controller

표 1 비선형 이산화 구간

Table 1 Nonlinear discrete section

Level	구 간	PB	PM	PS	ZE	NS	NM	NB
7	100 x	1.00						
6	75 $x \le 100$	1.00	0.50					
5	50 $x \le 75$	0.50	0.75	0.36				
4	30 $x \le 50$		1.00	0.71				
3	15 $x \le 30$		0.60	0.86	0.40			
2	5 $x \le 15$		0.20	1.00	0.80			
1	1 $x \le 5$		0.10	0.75	0.90	0.25		
0	-1 $x \le 1$			0.50	1.00	0.50		
-1	-5 <math>x < -1</math>			0.25	0.90	0.75	0.10	
-2	-15 <math>x < -5</math>				0.80	1.00	0.20	
-3	-30 <math>x < -15</math>				0.40	0.86	0.60	
-4	-50 <math>x < -30</math>					0.71	1.00	
-5	-75 <math>x < -50</math>					0.36	0.75	0.50
-6	-100 <math>x < -75</math>						0.50	1.00
-7	$x < -100$							1.00

므로써 오차가 큰 구간에서는 개략제어 특성이 나타나고, 오차가 작은 구간에서는 미세 제어 특성이 나타나도록 하였다.

2.2 뉴로-퍼지 제어기

본 논문에서 설계된 뉴로-퍼지 제어기는 기본적 제어구조는 퍼지제어기의 형태를 취하고 있으며, 그 각각의 구성요소를 인공신경회로망으로 구성한 것이다. 따라서 본 제어기 역시 일반적인 퍼지제어기의 구성형태인 퍼지화부, 지식베이스, 추론부 그리고 비퍼지화부의 4개로 된 구성요소로 되어 있다.

2.2.1 퍼지화부

본 논문에서 사용된 뉴로-퍼지 제어기는 입력신호로서 기준 신호와 모터에 부착되어 있는 검출기(encoder)에서 얻어진 실제 실제 출력과의 차이에 의해 계산되어진 오차 e 및 그 오차의 미분값인 오차 변화율 Δe 를 사용한다.

2.2.2 지식베이스

입력신호를 정성화된 퍼지로 계산하기 위한 퍼지화 과정에서는 소속함수가 필요하다. 본 논문에서는 <그림 2>와 같은 비선형 삼각 소속함수(non-linear triangle membership function)로 설계하여 사용하였다.

입력 패턴의 분류에서 설명하였던 바와 같이 각각의 퍼지 변수들은 0을 중심으로 오차 및 오차 변화율의 절대값의 변화에 따라 그 함수의 폭이 결정되도록 설계하였으며, 소속함수의 각 구간에 대한 퍼지 변수 대표값들을 <표 1>에 정리하여 놓았다.

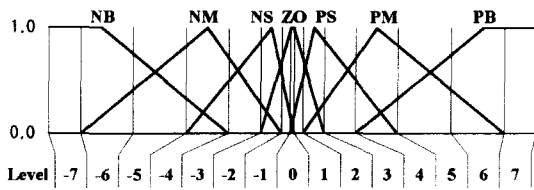


그림 2 비선형 삼각형 소속함수
Fig. 2 Nonlinear Triangle Type Membership Function

여기에 사용된 퍼지 변수들의 정의는 다음과 같다.

- PB : Positive Big NB : Negative Big
- PM : Positive Medium NM : Negative Medium
- PS : PositiveSmall NS : Negative Small
- ZE : Zero

설계된 소속함수를 학습 가능하도록 <그림 3>과 같이 시그모이드 뉴런(sigmoid neuron)으로 구현하였다. 또한, 지도 학습을 기초로 하여 역전달학습을 수행한 후, 학습된 연결가중치(link weight)에 의해서 정량화가 수행되도록 하므로써, 입력들이 갖는 각각의 비선형적 특징을 퍼지화할 수 있도록 하였다. 이러한 방법은 퍼지제어기를 프로그래밍하는 과정에서 발생하는 수많은 IF문을 제거하므로써 상대적으로 짧은 시간 내에 보다 정확한 소속함수 값을 생성할 수 있게 한다.

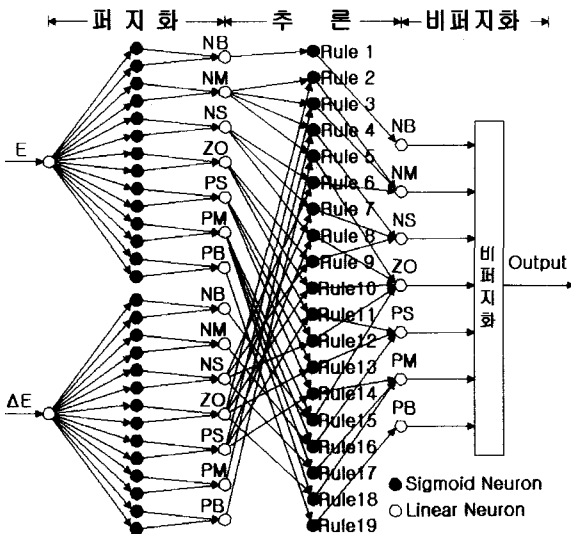


그림 3 뉴로-퍼지 제어기의 구조
Fig. 3 The Structure of Neuro-Fuzzy Controller

2.2.3 추론부

본 논문에서는 퍼지규칙의 형태를 조건부는 혼합명제로, 결론부는 단일 명제로 하였으며 그 일반식은 다음과 같다.

Rulek : IF (E is S1) and (ΔE is S2) THEN (Z is S3)
E : 오차
ΔE : 오차E의 변화율
Z : 보상값
S1, S2, S3 : 각각의 변수에 대한 정량적 언어값

본 논문에서 사용된 퍼지규칙은 <표 2>과 같다. 이 규칙들은 오차가 적은 부분(색칠된 부분)에서는 선형적 규칙이 적용되고, 오차의 절대 범위가 커지는 쪽(색칠되지 않은 부분)에서는 포화가 되는 규칙으로 구성된 것이다.

표 2 퍼지 규칙
Table 2 Fuzzy Rules

ΔE E	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB						
NM				NM	NM	NS	ZO
NS			NS	NS	NS		
ZO			NS	NS	NS		
PS			ZO	PS	PM		
PM	ZO	PS	PM	PM			
PB	PB						

본 논문에서처럼 퍼지규칙의 조건부를 혼합명제로 하는 경우에는 조건부의 각 퍼지명제들의 소속정도를 조합해서 조건부 명제 전체에 대한 소속정도를 생성할 필요가 있다.

따라서, 본 논문에서는 조건부의 각 퍼지명제들 간에 퍼지 논리곱(logical AND)을 채택하여 입력변수들의 결합 자체에서 갖는 비선형성에 대응할 수 있도록 하였으며, 퍼지 논리곱의 식은 다음과 같다

$$Z = \begin{cases} X \times Y & (X+Y > 1) \\ 0 & (X+Y \leq 1) \end{cases}$$

이렇게 만들어진 조건부 혼합명제의 소속정도는 각 퍼지규칙의 적합도를 나타내게 된다. 본 제어기에서는 이 각각의 퍼지규칙에 해당하도록 시그모이드 뉴런을 배치하므로써 그 각각의 뉴런이 갖는 연결가중치가 그 규칙의 적합도를 나타낼 수 있도록 하였다.

추론 방법은 Tsukamoto가 1979년에 제안한 간접법을 사용하였다. 이 방법은 Mamdani의 min 연산과 Larsen의 product 연산을 단순화하여 간접적으로 추론을 행하는 방법이다.

2.2.4 비퍼지화부

퍼지값으로 되어 있는 추론결과를 비퍼지한 제어 조작량으로 바꾸기 위한 방법에는 여러 가지 방법이 있다. 그 중에서 대표적인 것으로는, 합성된 출력부 퍼지집합에서 소속함수의 값이 가장 큰 부분에 해당하는 값을 제어입력으로 사용하는 최대값 방법(max criterion method), 출력부 퍼지집합에서 소속함수가 최대값을 가지는 곳의 값들의 평균을 내는 방식인 최대평균법(mean of maximum method), 그리고 합성된 출력 퍼지집합의 무게중심(center of gravity)을 구하여 그에 해당하는 값을 제어조작량으로 사용하는 방법

인 무게중심법(center of gravity method) 등이 있다. 그러나 일반적으로 무게중심법이 다른 방법들에 비해 우월한 성능을 보이는 것으로 알려져 있다.

본 논문에서는 새로운 방식의 무게중심법을 사용하였다. 이 방법은 회전 모멘트에 의한 회전중심법과 유사한 특성을 갖는다. 회전중심법(center of momentum method)은 하나의 직선형 회전체를 가정하고, 출력집합을 이 회전체의 양끝단에 걸리는 정방향과 역방향의 회전모멘트로 계산하므로써 회전 중심축을 찾고, 그에 해당하는 퍼지값을 제어 조작량의 전체집합에 대해 크기변환(scaling mapping)을 행하는 방법이다. 본 논문에서 제안한 방법은 각 구간 대표 출력에 퍼지 추론 결과를 곱해 그 평균을 구하는 방법으로, 회전중심법에서 역방향의 회전모멘트로 환산하는 절차와 양 끝단에서의 거리로 환산하는 과정을 줄인 것이다. 따라서 중심을 구하는데 걸리는 계산 시간을 단축하여, 속응성 면에서 기존의 무게중심법이나 회전중심법 보다 더 우수한 성능을 나타내었다.

2.3 직류 서보 전동기

본 논문에서는 정격출력 200[W], 정격전압 75[V], 정격전류 3.3[A], 정격속도 3000[rpm]의 직류 서보 모터를 사용하였다. 이 직류 서보 모터를 <그림 4>와 <그림 5>에서 보는 바와 같이 선형시스템으로 모델링하여, 전기자 전압 제어방식을 이용한 속도제어를 실시하였다. 이 때 사용된 파라미터들은 다음과 같다.

- Va : 전기자 전압
- La : 전기자 인덕턴스
- Ra : 전기자 저항
- Ia : 전기자 전류
- K : 토크 정수
- T : 모터 토크
- J : 관성 모멘트
- b : 점성마찰계수
- θ : 모터 위치 출력
- Kb : 역기전력 정수

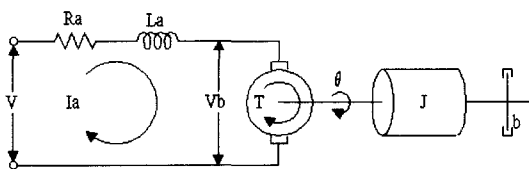


그림 4 직류 서보 전동기의 모델
Fig. 4 The model of DC servo motor

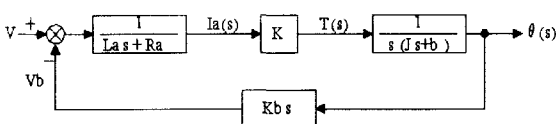


그림 5 직류 서보 전동기의 블록선도
Fig. 5 The block diagram of DC servo motor

3. 실험결과

선형적 플랜트인 직류 서보 모터에 비선형 특성을 갖도록

하기 위하여, 모터의 샤프트에 원반형 추를 달아 관성부하를 바꾸었으며, 샤프트 끝에 발전기를 달고, 발전기에 100[W] 및 200[W] 백열전구를 연결하여 차례로 점등하는 방법으로 토크부하를 변경하여 실험하였다.

모터 출력의 샘플링 시간은 1.8 [msec]로 하였으며, 뉴로 퍼지 제어기는 300회 이상 off-line 학습을 시킨 후에 실험하였으며, PID 제어기 및 퍼지 제어기는 정착시간이 최소화 되도록 각 계수들을 trial error 방법으로 조정된 후에 실험을 실시 하였다.

3.1 무부하 실험결과

<그림 6>과 <그림 7> 및 <표 3>에서 보는 바와 같이, 본 논문에서 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 오버슈트(overshoot)가 발생하지 않았으며, 정상상태에서의 평균 오차가 1% 범위 내에 들었다. 또한 PID 제어기에 비하여 정착시간(settling time)이 약 10% 정도 단축되었다.

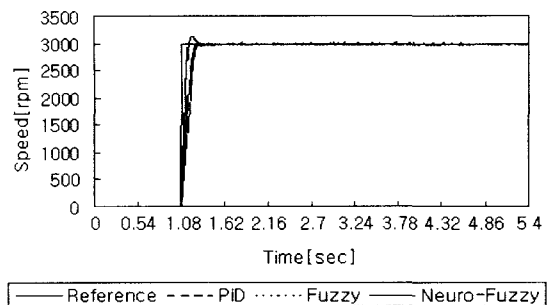


그림 6 무부하 실험결과
Fig. 6 Experimental results without load.

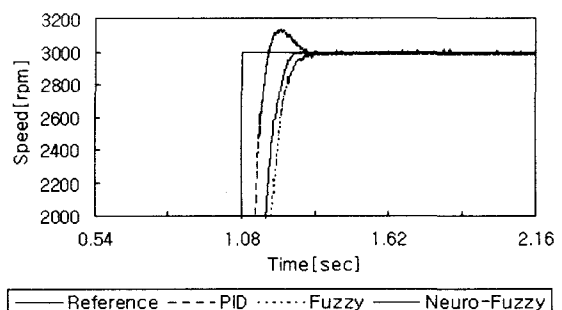


그림 7 무부하 실험결과 상세도
Fig. 7 Detailed graph of experimental results without load.

표 3 무부하 실험결과표
Table 3 Numerical Results of Experiments without Load.

	PID	Fuzzy	Neuro-Fuzzy
% Overshoot (%)	4.3	0	0
Settling Time (sec)	0.22	0.28	0.19
Steady State Error (%)	0.72	2.61	0.83

3.2 부하 실험결과

<그림 8>과 <그림 9>에는 토크 부하 외란에 의하여 두 군데 그래프가 합몰된 부분이 있는데, 왼편의 합몰 부분은 뉴로 퍼지 제어기를 학습시키기 전의 파형이고, 오른편의 합몰 부분은 300회 이상 학습을 실시한 후의 파형이다. 두 부분을 비교하여 보면 학습에 의해 합몰 정도가 다소 개선되고 있음을 알 수 있다.

<표 4>에 나타난 뉴로-퍼지 제어기의 결과는 300회 이상 학습을 실시한 후의 실험결과를 기준으로 하였다.

<그림 8>과 <그림 9> 및 <표 4>에서 보는 바와 같이, 본 논문에서 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 무부하 실험에서도 역시 오버슈트(overshoot)가 발생하지 않았으며, 정상상태에서의 평균 오차가 1% 범위 내에 들었다. 또한 PID 제어기에 비하여 정착시간(settling time)이 약 10% 정도 단축되었다.

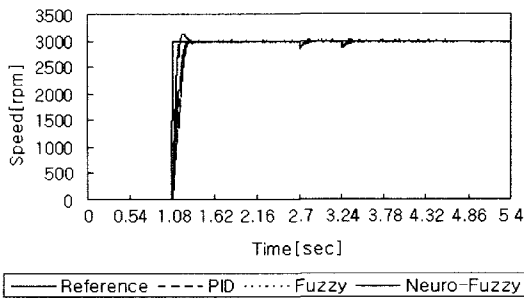


그림 8 부하 실험결과

Fig. 8 Experimental results with load.

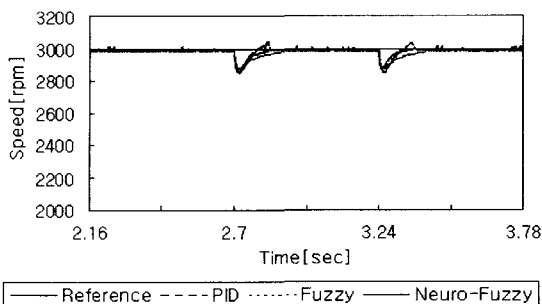


그림 9 부하 실험결과와 상세도

Fig. 9 Detailed graph of experimental results with load.

표 4 무부하 실험결과표

Table 4 Numerical Results of Experiments with Load.

	PID	Fuzzy	Neuro-Fuzzy
% Overshoot (%)	4.1	0	0
Settling Time (sec)	0.28	0.31	0.25
Steady State Error (%)	0.71	2.86	0.84

3.3 전류 첨두치

<표 5>에서 보는 바와 같이 뉴로-퍼지 제어기의 모터 기동 시 전류 첨두치(peak current value)는 PID 제어기 전류 첨두치의 약 60%에 불과하였다.

표 5 첨두 전류

Table 5 Current Peak

	PID	Fuzzy	Neuro-Fuzzy
Without Loads (A)	3.2	2.8	1.9
With Loads (A)	3.8	3.3	2.3

4. 결 론

본 논문에서 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 PID 제어기처럼 오버슈트를 발생시키거나, FLC의 경우처럼 잔류편차를 발생시키지 않았다. 또한 정착시간을 약 10% 정도 단축하였으며, 모터 기동 시의 전류 첨두치는 PID 제어기 전류 첨두치의 약 60%에 불과하였다. 또한 학습에 의해 시스템 파라미터의 변화에도 적응하는 능력을 나타내었다. 따라서 본 논문에서 제안된 뉴로-퍼지 제어기가 PID 제어기 및 퍼지 제어기에 비해 속응성 및 안정성, 그리고 에너지 효율성 등에서 우수함이 입증되었다.

참 고 문 헌

- [1] Katsuhiko Ogata, "Modern Control Engineering", second edition, pp. 2-7, pp. 627-633, Prentice-Hall, 1990.
- [2] 유지윤, "산업용 유도전동기의 새로운 속도 제어 기술", 전기학회지, 42권 12호, pp. 65-73, 1993년 12월.
- [3] 이광형, 오길록, "퍼지 이론 및 응용", II권 응용, pp. 5-3~5, 홍릉과학출판사, 1992년.
- [4] Kevin Passino, Stephen Yurkovich, "Fuzzy Control", pp. 21~48, Addison Wesley Longman, 1998.
- [5] Bart Kosko, "Neural Networks and Fuzzy Systems", pp. 39~52, Prentice-Hall, 1992.
- [6] 임영도, 이상부, "퍼지·신경망·유전진화", pp. 107~123, 영과일, 1997.
- [7] Martin Brown, Chris Harris, "Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control", pp. 75~110, Prentice Hall, 1994.
- [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, "A Fuzzy Controller using a Neural Network and its Capability to learn Expert's Control Rules", Proceeding of International Joint Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks, pp. 103-106, 1990.

- [10] Hiroyuki Okada, Nobuo Watanabe, Akira Kawamura, Kazuo Asakawa, Tetsuro Taira, Katsuyo Ishida, Tohru Kaji and Masataka Narita, Knowledge Implementation Multilayer Networks wuth Fuzzy Logic, Proceedings of the 2nd International Con

저 자 소 개



강 영 호 (姜 領 鎬)

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

Tel : 02-424-1408,

Fax : 02-444-8868

E-mail : yhkang65@dreamwiz.com



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(공박). 1986~87년 Oregon State Univ. 교환교수. 1996~97년 Ohio State Univ. 교환교수 1978~80년 한

국원자력연구소 선임연구원. 1980년~현재 건국대학교 전기공학과 교수

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

E-mail : lkkim@konkuk.ac.kr