

유전 알고리즘을 이용한 최적의 룰 맵핑을 가지는 퍼지 제어기 설계

이영석 · 김성식 · 서보혁
경북대학교 전기공학과

A Design of Fuzzy Controller with Optimal Rule Using Genetic Algorithm

Young-Seog Lee · Sung-Sik Kim · Bo-Hyeok Seo

Department of Electrical Kyung pook National University

Abstract- A fuzzy network using genetic algorithm is investigated in the context of control for finite dimensional nonlinear discrete systems. The proposed FN(Fuzzy Network) constructed to identify various parameter of fuzzy control is used for the nonlinear system control. Each of two FN, presented FN control system is based on a framework of closed loop control. A proposed FNN model trains using the modeling error and the closed loop error. That case study shows that the presented FN model and closed loop control system is very useful in practical sense.

1. 서론

제어시스템의 특성이 복잡하여 기존의 정량적인 방법으로는 해석할 수 없거나 얻어지는 정보가 정성적이고, 부정확하고, 불확실한 경우에 퍼지 추론을 이용한 퍼지 제어기는 우수한 제어 성능을 나타내고 있다. 비선형 동적 시스템의 식별과 제어에 이러한 퍼지 추론을 이용한 퍼지 제어기가 많이 사용되고 있다.[1] 그러므로 인간이 경험적으로 얻은 제어 규칙을 쉽게 퍼지 관계로 기술할 수 있는 퍼지 제어기는 많은 분야에 응용되고 있지만 전문가의 지식은 퍼지 소속 함수로 표현하고 규칙화 할 수 있는 타당한 방법이 없는 것과 퍼지 규칙을 시스템의 환경 변화에 따라 적용적으로 변화 시킬 수 있는 학습기능이 없는 단점이 있다. 그러므로, 소속함수를 전문가의 도움없이 퍼지 추론 시스템이 스스로 찾아내고 학습기능을 통해 동적으로 변화하는 환경에 쉽게 적용, 변화할 수 있는 퍼지 추론 시스템의 개발이 요구되어 왔다.

근래에 이를 보완하기 위하여 자연의 유전학과 진화이론에 바탕을 둔 확률적인 최적점 탐색방법인 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)[6]이 이용되고 있다. 적용 분야는 종래의 방법으로는 최적화하기 어려운 목적함수의 최적화, 신경회로망의 학습, 퍼지의 멤버십 함수의 튜닝, 기계학습, 시스템 식별 및 제어 등에 널리 응용되고 있다. 또한, 유전 알고리즘은 목적함수의 미분가능, 연속성에 관계없이 최적해를 구할 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서는 비선형 시스템의 제어를 위해 퍼지 추론 유전 알고리즘을 합성하였고 제어의 미세조정을 위해서 최적화 기법을 이용하여 제어기의 소속함수 파라미터들을 학습을 통하여 자동적으로 동적조정하였다. 또한 학습된 퍼지 모델의 정보로부터 시스템의

$\frac{\partial y}{\partial u}$ 정보를 산출하고 이를 제어기 구성에 이용하였다.

2. 문제의 정의

r개의 입력과 m개의 출력을 가진 이산 시간 비선형 제어 시스템은 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad (1)$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} y_1(t) \\ \vdots \\ y_m(t) \end{bmatrix}, u(t) = \begin{bmatrix} u_1(t) \\ \vdots \\ u_r(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

식(2)는 시스템의 출력, 입력 벡터를 각 n_y, n_u 는 출력, 입력의 최대 지연을 나타낸다. 입출력 관계를 나타내는 식(1)은 매우 복잡한 비선형 함수 $f(\cdot)$ 로 주어지며, 이러한 비선형 함수를 근사화하는 방법중에서 근래에 광범고 있는 퍼지 알고리즘이 있다. 퍼지 알고리즘은 퍼지 모형화 기법을 이용하면 퍼지의 시스템을 근사화 할 수 있으나 퍼지 규칙을 구성하기 위해서는 전

문가의 지식기반이 필요하다. 이러한 기법의 장점을 이용하고 단점을 보완하는 방법으로 최적화 기법을 이용하여 퍼지 알고리즘을 구성하는 것이다. 구성상의 복잡성과 퍼지 제어규칙의 자동 생성의 어려움을 극복하고자 새로운 형태의 퍼지 적용 제어기가 생성될 필요가 있으며 이러한 구성에 적합한 학습법이 제안될 필요가 있다.

3. 퍼지망과 유전 알고리즘

3.1 유전 알고리즘

자연의 유전학 및 자연도태의 원리에 근거한 유전 알고리즘은 주어진 탐색공간을 확률적인 방법과 개체간의 체계적인 정보교환을 통해 탐색공간을 조사해감으로써 주위 환경에 알맞은 가장 적절한 해를 얻고자하는 최적화 알고리즘으로 단순히 확률적 탐색방법과는 구별된다.

그 특징으로는 주어진 영역에서 랜덤하게 파라미터 집합을 부호화하여 단일집이 아닌 해집단에서 전역적으로 탐색을 하며 확률적 규칙을 사용하고, 단지 목적함수(Objective function)의 정보만을 사용하며 다변수와 제약조건이 많은 복잡한 비선형 최적화문제에 특히 유용하다. 또한, GA는 2진수의 경우 다변수와 높은 정밀도를 요구할 경우 많은 스트림 길이와 적합도 계산시 많은 시간이 필요하므로 본 논문에서는 코딩시간의 감소와 정확성을 갖는 실변수 벡터 스트림을 사용하였다.

- a)부호화 및 초기화 : 주어진 문제의 제약조건을 고려하여 랜덤하게 N개의 해, 즉 스트림을 생성하는 과정이며 실변수 벡터 스트림을 이용하여 초기 해집단을 생성한다.
- b)평가 : 각 스트림을 디코딩하여 주어진 목적함수에 따라 적합도를 계산한다.
- c)복제 : 자연선택의 적자생존의 원리를 이용한 것으로 높은 적합도를 가진 염색체일수록 다음 세대에 복제될 확률이 높다.
- d)교차 : 두 벡터의 선행조합으로 정의될 수 있는데 복제된 개체들 가운데 교차 확률에 따라 교차를 한다.
- e)돌연변이 : 국부적 최적점으로 수렴을 방지하기 위해서 적합도에 관계없이 돌연변이 확률만큼 개체 안에서 임의로 변형한다. SGA를 이용한 최적화 문제에서 해집단 크기, 염색체 길이, 적합도, 교차 및 돌연변이 발생확률선정이 중요한 파서가 된다. 또한, SGA는 전역의 탐색수행능 많은 장점을 가지고 있지만 실행 시간이 길고, 최적점 근처에서 잘 수렴하지 않는 경우도 있다.

3.2 퍼지망의 구조

본 논문에서 구성된 퍼지망은 그림1과 같은 구성을 가진다. 이러한 형태의 퍼지망은 다음과 같은 특성을 가진다. 첫째, 전체 모양이 입력층, 출력층 그리고 3개의 은닉층 즉 5개의 층으로 구성되어 있다. 둘째, 추론과정은 퍼지 알고리즘을 적용할 수 있는 형태를 가진다. 그리고 셋째, 각 각의 멤버십 함수는 미분이 가능한 가우시안 함수를 사용한다. 그렇게함으로써 가우시안 함수의 평균값과 분산값이 멤버십 함수의 중심값과 밀변의 폭에 해당되므로 학습 알고리즘을 이용하여 최적의 값들을 찾을 수 있다. 넷째, 비퍼지화의 스케일링 계수를 학습 알고리즘에 의해 갱신해 나감으로써 동적 시스템의 변화에 잘 적용할 수 있다. 이러한 특성을 가지는 퍼지망의 구조는 다섯개의 층으로 구성되고 구현이 용이한 형태가 된다.

첫째층은 입력층으로서 1개의 입력신호에 대해 1개의 입력단, 멤버십 함수의 중심값을 나타내는 1개의 바이어스단과 멤버십 함수의 폭을 나타내는 1개의 바이어스단을 가진다. 둘째층은 각 입력신호에 대한 멤버십 함수를 식(3)과 같이 표현하는 층으로 퍼지 추론의 전진부에 해당한다. 첫째층과 둘째층을 연결시키는 두가지 변수 σ, μ 즉, 가우시안 함수의 학습 파라미터가 되는 분산값과 평균

값으로 적절한 가우시안 함수를 구현함으로써 다양한 멤버십 함수가 구현될 수 있다.

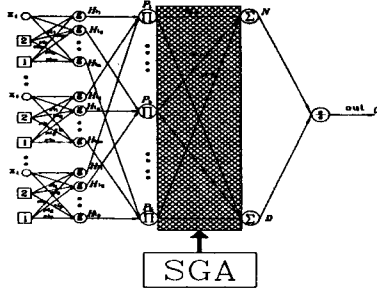


그림 1. 유전 알고리즘이 적용된 새로운 형태의 퍼지망

$$H_{ij} = g(X_i, \mu_{ij}, \sigma_{ij}) \quad (3)$$

여기서 $g(X_i, \mu_{ij}, \sigma_{ij}) = e^{-\frac{(X_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}}$

새제층은 둘째층에서 구현된 멤버십 함수를 이용해서 다양한 퍼지 규칙 내용을 하기위한 층으로서 식(4)로 표현된다.

$$P_k = \prod_{i,j=1}^M H_{ij} \quad (4)$$

네제층은 퍼지 규칙에 대응된 퍼지논리에 의해서 생성된 퍼지 값들의 합을 구하는 층으로서 N 과 D 노드로 구분시킨다. N 는 스케일링이 곱해진 퍼지값을 D 는 퍼지 값들을 합한 노드로 나타낼 수 있다. 여기서 새제층과 네제층 사이에 연결되어 있는 W_k 는 비퍼지화시에 사용되는 스케일링 계수를 나타낸다.

본 논문에서는 연결계수인 W_k 를 유전 알고리즘을 이용하여 구한다.

다섯째층은 네제층에서 구한 N 과 D 를 계산하는 층으로서 식(5)와 같다. 이 층은 비퍼지화를 이루는 층으로 뉴로 퍼지망의 최종 출력값이 된다.

$$O = out = \frac{N}{D} = \frac{\sum_{k=1}^K P_k W_k}{\sum_{k=1}^K P_k} \quad (5)$$

4. 유전 알고리즘과 퍼지 제어를 이용한 제어 시스템의 구성

퍼지망을 이용한 비선형 시스템의 제어를 위한 제어기의 구성을 그림 2에 나타내었다. 이 구조는 두개의 퍼지망 즉 퍼지 모델링과 제어기로 구성된다. 그리고 제어기의 멤버십 함수의 생성을 위해 유전 알고리즘이 사용되었다. 모델링은 시스템의 출력과 식 모델링 출력의 오차를, 제어기는 원하는 신호 REF와 시스템 출력의 페루프 오차를 오차 역전파법을 이용하여 오차가 최소가 되도록 학습을 하게 된다.

퍼지 모델링은 식(6)의 에너지 함수를 최소화 하도록 각 파라메타가 오차 역전파법에 의해 계산된다.

$$E_f(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (y^k(t) - \hat{y}^k(t))^2 \quad (6)$$

여기서 I 는 모델링을, N_f 는 모델 출력층의 마디의 수를 나타내며 $y^k(t)$ 는 미지의 시스템 출력을 그리고 $\hat{y}^k(t)$ 는 퍼지망으로 구성된 퍼지 모델링의 출력을 각각 나타낸다.

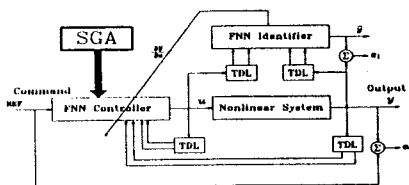


그림 2. 퍼지망으로 구성된 제어 시스템의 구조

식별기의 각종 파라메타는 식(7-9)로 계산된다.

$$\Delta W_{ij} = \eta (y - \hat{y}) \frac{1}{D_i} P_{ij} \quad (7)$$

$$\Delta \sigma_{ij} = \eta (y - \hat{y}) \frac{1}{D_i} W_{ij} f_{ij}(H_{ij}) g'(\cdot)_{i\sigma} X_{ij} \quad (8)$$

$$\Delta \mu_{ij} = \eta (y - \hat{y}) \frac{1}{D_i} W_{ij} f_{ij}(H_{ij}) g'(\cdot)_{i\mu} \quad (9)$$

여기서 η 는 학습률을 나타낸다. $g'(\cdot)_{i\sigma}$, $g'(\cdot)_{i\mu}$ 는 식별기에서의 멤버십함수의 σ , μ 에 대한 미분을 각각 나타낸다.

퍼지망 제어기는 유전 알고리즘의 수행에 의해 후진부 계수 W_k 가 구해지고 좀 더 정밀한 제어를 위해 제어기 파라메타를 오차 역전파법에 의해 학습한다. 유전 알고리즘의 평가함수는 식(10)로 해진다. 그리고 제어기 파라메타의 최적화를 위해서 식(11)의 에너지 함수를 최소화 하도록 각 파라메타가 오차 역전파법에 의해 조정되며 식별기와 제어기는 동시에 온-라인으로 학습된다. 그리고 제어기의 파라메타가 학습되는 동안에 모델링의 가중치는 고정되어 있으며 고정되어 있는 가중치를 가진 모델링으로 부터 시스템의 변화량을 추정하고 이 값이 제어기의 가중치를 학습하는데 기여 하게 된다.

$$Fitness = \frac{1}{1 + RMS_{error}} \quad (10)$$

$$E_c(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_c} (REF(t) - y^k(t))^2 \quad (11)$$

여기서 C 는 제어블, N_C 는 제어기 출력층의 마디의 수를 나타내며 $y^k(t)$ 는 미지의 시스템 출력을, $REF(t)$ 는 제어되기 원하는 신호(command signal)로서 기준 입력을 나타낸다.

비퍼지화를 이루는 가중치로서 $w_{Ck}(t)$ 의 증분량은 식(12)에 의해 계산된다.

$$\Delta W_{Ck} = \eta (REF - y) \frac{1}{D_C} P_{Ck} \frac{\partial y}{\partial u} \quad (12)$$

여기서 η 는 제어기의 학습률을 나타낸다. 그리고 $\frac{\partial y}{\partial u}$ 는 알지 못하는 시스템에서의 값이므로 식별기를 통해 식(13)과 같이 근사화 [2,3,4]할 수 있다.

$$\frac{\partial y}{\partial u} \approx \frac{\hat{y}(u + \delta u) - \hat{y}(u)}{\delta u} \quad (13)$$

여기서 δ 는 시스템의 입력값의 변화에 대응하는 값으로서 아주 작은 값이다.

$$\Delta W_{Ck} \approx \eta (REF - y) \frac{1}{D_C} P_{Ck} \frac{\hat{y}(u + \delta u) - \hat{y}(u)}{\delta u} \quad (14)$$

식(13)를 이용해서 멤버십 함수의 파라메타의 학습량을 계산하면 식(15), 식(16)과 같이 쓸 수 있다.

$$\Delta \sigma_{Cij} \approx \eta (REF - y) \frac{1}{D_C} W_{Cij} f_{Cij}(H_{Cij}) g'(\cdot)_{C\sigma} \cdot X_{Cij} \frac{\hat{y}(u + \delta u) - \hat{y}(u)}{\delta u} \quad (15)$$

$$\Delta \mu_{Cij} \approx \eta (REF - y) \frac{1}{D_C} W_{Cij} f_{Cij}(H_{Cij}) \cdot g'(\cdot)_{C\mu} \frac{\hat{y}(u + \delta u) - \hat{y}(u)}{\delta u} \quad (16)$$

여기서 η 는 학습률을 나타낸다. 그리고 $g'(\cdot)_{C\sigma}$, $g'(\cdot)_{C\mu}$ 는 제어기에서의 멤버십함수의 σ , μ 에 대한 미분을 나타낸다.

5. 사례연구와 검토

사례연구를 통하여 제안된 퍼지망과 유전 알고리즘과 학습방법을 이용하여 구성된 제어 시스템의 유용성을 살펴보고자 한다. 식(17)과 식(18)로 표현 되는 비선형 모형 시스템[5]을 고려한다. (모형 시스템)

$$y(t+1) = f(y(t), y(t-1), u(t), u(t-1)) \quad (17)$$

$$f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = \frac{x_1 x_2 x_3 x_5 (x_3 - 1) + x_4}{1 + x_2^2 + x_3^2} \quad (18)$$

여기서 $y(t)$ 는 시스템 출력, $u(t)$ 는 시스템 입력을 나타내며 $f(\cdot)$ 는 비선형 함수를 나타낸다.

식(17), 식(18)의 시스템의 제어를 위하여 제안된 시스템을 제어기에 이용하였을때의 기준 입력 신호는 식(19)와 같이 주었다.

$$REF(t) = 0.5 \cdot \sin\left(\frac{2\pi t}{350}\right) + 0.1 \cdot \sin\left(\frac{3\pi t}{280}\right) + 0.1 \cdot \cos\left(\frac{4\pi t}{280}\right) \quad (19)$$

퍼지망 제어기는 그림 1과 같은 구조를 가지며 표1은 퍼지망의 구조와 학습시 사용한 파라미터의 초기치와 학습법에서 사용한 학습률의 설정값과 유전 알고리즘의 파라미터를 나타낸다.

표 1.모형 시스템에 대한 퍼지망의 구조와 초기치들

Step No.	2000		
Fuzzy	FNI	Structure	5-25-5-2-1
		W_{ik}	0.
		σ_{ij}	0.3
		μ_{ij}	-1. ~ 1.
		$\eta_{\sigma}, \eta_{\mu}, \eta_w$	0.006, 0.006, 0.006
Networks	FNC	Structure	2-10-9-2-1
		W_{ck}	0.
		σ_{ij}	0.3
		μ_{ij}	-1. ~ 1.
		$\eta_{\sigma}, \eta_{\mu}, \eta_w$	0.003, 0.003, 0.003
SGA	세대수	100	
	개체수	10	
	교차율	0.9	
	돌연변이율	0.1	

학습은 매 시각마다 순차적으로 동시에 행하여 진다. 초기 기준 입력과 시스템의 출력값에 의한 제어기 출력 신호를 비선형 시스템에 인가한다. 이러한 비선형 시스템 입력값과 출력값을 이용하여 모델링을 동적 역전파법으로 학습한다. 다음에 기준 입력, 현재의 시스템 출력 그리고 모델링로 부터 구해지는 시스템의 변화량을 이용하여 제어기를 동적 역전파법으로 학습한다. 이때 모델링이 학습하는 동안에 제어기는 파라미터를 수정하지 않고 모델링의 학습이 끝나면 다음 시각에서 제어기가 학습하면서 동인 과정이 반복되어 진다. 이런 온라인 과정으로 매 시각마다 순차적으로 반복 되어서 모델링과 제어를 행한다. 사례연구 결과를 그림 3에서 그림5에 나타내었다. 구성된 제어 시스템을 온-라인으로 제어중의 퍼지 제어 규칙을 그림 3에 나타내었다. 제어가 이루어 지는 동안의 멤버십 함수가 모습이 많이 변화 되었음을 알 수 있고 제어 목적에 맞는 제어 규칙이 자동 동조 되었음을 보여준다. 제어기에 대한 결과를 그림 4에 나타내었다. 그림 4는 기준 입력과 시스템의 제어결과를 나타낸다. 초기에 약간의 진동이 있으나 온-라인으로 기준 입력으로의 제어가 잘 수행되고 있음을 알 수 있다. 그림5는 유전알고리즘에 의해 나타나는 세대간의 평가값을 나타냈으므로 극대화가 원활히 이루어 지고 있음을 알 수 있다. 표2는 유전알고리즘에 의해 최종 생성된 후진부의 파라미터를 나타낸 것이다.

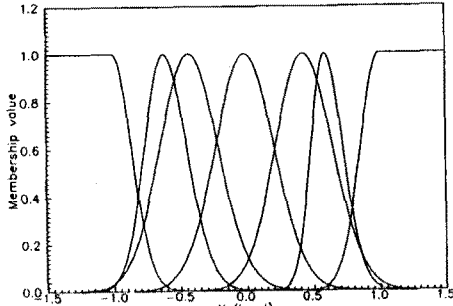


그림 3. 학습한 후의 멤버십 함수와 제어 규칙

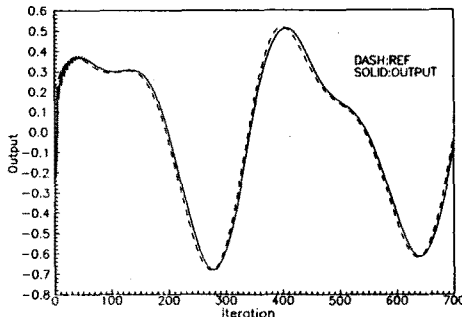


그림 4. 시스템 출력과 기준 입력

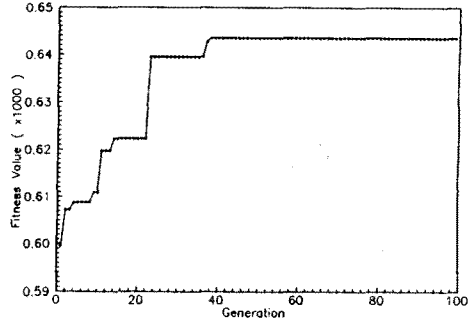


그림 5.유전 알고리즘의 세대간 평가값

표2. SGA 에 의해 생성된 후진부의 연결계수

	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	0.21	-0.14	0.44	-0.12	-0.35	0.36	-0.02
NM	0.06	-0.40	-0.01	-0.41	-0.35	0.34	-0.15
NS	0.01	0.27	0.19	-0.20	0.20	0.34	0.42
ZE	0.27	0.20	-0.09	-0.34	0.23	-0.43	0.14
PS	0.18	0.43	-0.30	0.42	0.27	-0.13	-0.11
PM	0.20	-0.09	-0.27	0.05	0.10	0.31	-0.33
PB	0.09	0.33	0.08	-0.10	-0.20	0.03	0.23

6. 결론

본 연구에서는 새로운 형태의 퍼지망에 유전 알고리즘을 이용하여 퍼지망의 후진부의 틀을 튜닝하는 새로운 제어기의 설계방법을 제시 하였다. 종래의 방법은 각각의 틀을 시행착오법으로 구하였으나 본 논문의 방법을 이용하면 자동으로 최적의 틀을 구성함으로써 비선형 시스템의 제어에 용이하게 적용할 수 있었다. 두개의 퍼지망으로 제어기를 구성하였고 전체 시스템은 온-라인 방식으로 제어 하였다.

퍼지 논리의 추론 방법을 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 멤버십 함수에서의 각종 파라미터와 비퍼지화시에 사용되는 스케일링 계수를 자동으로 동조하기 위한 새로운 형태의 퍼지망을 설계하였다. 이러한 피로망을 이용한 퍼지 모델링과 제어기를 구성하는데 있어서 학습을 이용하여 파라미터를 갱신함으로써 퍼지 알고리즘의 퍼지 규칙을 자동으로 동정하고 멤버십 함수를 조정할 수 있었다. 그러나 식별기를 이용한 더욱 더 정밀한 비선형 시스템의 근사화 방법과 퍼지망의 최적의 퍼지 규칙을 이루기 위한 함수 평평 방법은 추후의 연구과제가 될것이다.

그러나 유전 알고리즘의 최적화 방법의 단점인 오랜 수행시간과 교차율과 돌연변이율의 영향을 감소 시킬 수 있는 연구가 필요하다.

7.참고문헌

- [1] Yung Yaw Chen and Tsu Chin Tsao, "A Description of the Dynamical Behavior of Fuzzy System", IEEE Trans. Syst, Man, and Cybern. vol. 19, no. 4, pp. 745-755 July 1989
- [2] Takeshi Furuhashi, Takashi Hasegawa, Shin-ichi Horikawa, Yoshiki Uchikawa, "An Adaptive Fuzzy Controller Using Fuzzy Neural Networks", Fifth IJFSA World Congress. pp. 769-772, 1993
- [3] Demetri Psaltis, Athanasios Sideris, and Alan A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller", IEEE Control System Magazine pp.17-21, April 1988
- [4] 전순용, TITO모형 엔진-펌프 결합시스템의 퍼지제어제어기 설계, 경북대학교 공학박사학위논문, 1995, pp. 62-69
- [5] M. Lo Presti, R. Poluzzi, A.M. Zanaboni, "Synthesis of fuzzy controllers through neural networks", Fuzzy Sets and Systems 71, pp. 47-70, 1995
- [6] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, ADDISON-WESLEY, 1989
- [7] 김동훈, 이영석, 서보혁, "뉴로 퍼지망을 이용한 비선형 시스템 제어", 대한전기학회 하계 종합 학술대회 논문집, pp. 1073-1075, 1996
- [8] 이영석, 김동훈, 서보혁, "최적화 기법을 이용한 퍼지 제어기 설계", '96 FAN 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 국제종합학술대회 논문집, pp.52-57, 1996