

유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 최적화

"장 옥", "손 유석", "박 전배", "주영훈"

* 연세대 전기공학과, ** 군산대 제어계측공학과

Optimization of Fuzzy Logic Controller Using Genetic Algorithm

Wook Chang^{*}, You Seok Son^{*}, Jin Bae Park^{*}, Young Hoon Joo^{**}

* Dept. of Electrical Eng., Yonsei Univ.,

** Dept. of Control & Instrumentation Eng., Kunsan Univ.

Abstract : In this paper, the optimization of fuzzy controller using genetic algorithm is studied. The fuzzy controller has been widely applied to industries because it is highly flexible, robust, easy to implement, and suitable for complex systems. Generally, the design of fuzzy controller has difficulties in determining the structure of the rules and the membership functions. To solve these problems, the proposed method optimizes the structure of fuzzy rules and the parameters of membership functions simultaneously in an off-line method. The proposed method is evaluated through computer simulations.

1. 서론

퍼지 제어 시스템은 전문가의 경험을 언어적인 변수를 바탕으로 퍼지 논리의 형태로 표현하고, 이와 같이 이루어진 규칙들로써 제어기를 구성하기 때문에 제어 대상 플랜트의 정확한 수학적인 모델을 알지 못한다 하더라도 좋은 결과를 얻을 수 있다. 일반적으로 퍼지 제어기의 성능은 전문가의 경험을 표현하는 멤버쉽 함수의 형태와 퍼지 규칙의 결정은 통상 시행착오적으로 이루어지거나 이러한 경험적인 방법은 시스템의 규칙이 복잡해지거나 돌발적인 상황에 처했을 경우 제어 성능이 떨어지기 쉽다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 다양한 연구가 행해져 왔으며[1-2] 최근에는 유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 최적화 기법이 사용되고 있다. 유전 알고리듬은 진화 과정을 컴퓨터 상에서 시뮬레이션 함으로써 복잡한 실세계의 문제를 해결하고자 하는 방법론이다[3]. 최근에 유전 알고리듬의 이러한 특성을 이용하여 퍼지 제어기의 성능을 최적화하고자 하는 시도가 이루어졌다[4-5]. 그러나 이러한 방법들은 퍼지 제어기의 성능을 결정하는 요소중 퍼지 규칙과 같은 부분적인 요소만을 대상으로 최적화를 행함으로 인하여 퍼지 제어기의 완전한 최적화와는 거리가 멀다고 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 퍼지 제어기의 성능을 결정하는 요소인 멤버쉽 함수의 형상과 퍼지 규칙을 유전 알고리듬을 이용하여 동시에 최적화하고 이를 실제통의 적용을 위한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 그 적용 가능성을 보인다.

2. 퍼지 제어기

본 논문에서 최적화하고자 하는 퍼지 제어기는 그림 1과 같이 Model Reference Adaptive Control의 단점을 해결하기 위하여 제안된 MRFAC(Model Reference Fuzzy Adaptive Control)이다. MRFAC는 제어 대상 플랜트가 해석하기 어려운 시스템인 경우에도 좋은 성능을 보인다. 그러나 MRFAC 또한 기존의 퍼지 제어기의 단점을 그대로 보유하고 있다. 따라서 본 연구에서는 유전 알고리듬을 이용하여 MRFAC의 최적화를 행하고자 한다.

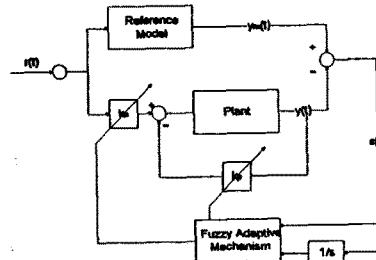


그림 1. MRFAC시스템의 구조

본 논문에서 사용될 퍼지 제어 규칙은 식 (1)과 같다.

$$\text{Rule } i : \text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in}, \text{ then } y_i \text{ is } w_i \quad (i=1, \dots, c) \quad (1)$$

여기서, Rule i 는 i 번째 규칙($1 \leq i \leq c$)을 말하며, x_j ($1 \leq j \leq n$)는 입력 변수들을 나타내고, y_i 는 i 번째 규칙의 출력을 나타내는 것이다. 본 논문에서 사용한 입력부의 멤버쉽 함수는 식 (2)와 같이 삼각형 멤버쉽 함수를, 출력부는 실수 w_i 로 사용하였다.

$$A_g(x_i) = \begin{cases} 1 + \frac{x_i - c_g}{l_g} & : c_g - l_g \leq x_i < c_g \\ 1 + \frac{c_g - x_i}{r_g} & : c_g \leq x_i \leq c_g + r_g \\ 0 & : \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기서 c_0 는 삼각형의 중심값을 나타내고 l_i 와 r_i 는 각각 삼각형의 중심으로부터 왼쪽 넓이와 오른쪽 넓이를 의미한다. 퍼지 추론 과정은 아래와 같다.

- 1) 번째 입력 데이터 $(x_1, x_2, \dots, x_n, y_i)$ 에 대해 i번째 규칙의 적합도 μ_i 를 다음 식 (3)과 같이 구한다.

$$\mu_i = A_1(x_1) \times A_2(x_2) \times \cdots \times A_m(x_m) \quad (3)$$

- 2) 퍼지 추론의 결과 y_i^* 를 식 (4)에 의해 얻을 수 있다.

$$y_i^* = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i w_i}{\sum_{i=1}^m \mu_i} \quad (4)$$

3. 유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 최적화

GA는 본질적으로 강인하고 전역 최적해에 근사한 값을 결정할 수 있으며, 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 염색체로 표현하고 이를 적당한 알고리듬에 의해 변형하여 최적해를 구해나간다. 퍼지 제어기의 성능을 결정하는 요소로써는 퍼지 제어 시스템의 규칙, 멤버쉽 함수의 형태등이 있다. 본 장에서는 본 논문에서 제안한 유전알고리즘을 이용한 퍼지 제어기의 최적화 기법에 대해 설명한다.

3.1 염색체 표현

GA를 적용하는 데 있어서는 먼저 두가지의 준비 작업이 필요하다. 첫 번째는 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해를 염색체의 형태로 표현하는 것이고 또 하나는 각 염색체가 풀고자 하는 문제에 얼마나 적합한지를 결정하는 적합도 함수를 결정하는 것이다. 이를 위해서는 먼저 최적화하고자 하는 문제의 경과한 표현을 해야 한다.

본 논문에서는 퍼지 제어기에서 최적화되어야 할 요소로 퍼지 규칙과 멤버쉽 함수의 형태를 선정하였다. 이들 요소를 동시에 최적화하기 위해서 문자열은 그림 2와 같이 세 개의 문자열로 이루어진다.

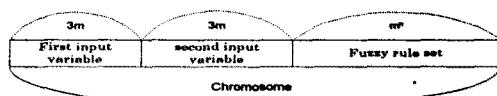


그림 2. 염색체의 형태

첫 번째 문자열과 두 번째 문자열은 각 입력 변수의 멤버쉽 함수의 형태를 표현한 것이다. 각각의 멤버쉽 함수는 삼각형 함수를 사용함으로써 중심 위치, 왼쪽 넓이, 오른쪽 넓이의 세 개의 매개 변수로 나타내어지며 실수 문자열로 표현된다. 세 번째 문자열은 퍼지 규칙의 후건부의 퍼지 라벨들을 표시하기 위한 것으로 정수형 문자열을 사용한다. 퍼지 라벨의 수가 m^n 이고 시스템 입력 변수가 n 인 경우 첫 번째와 두 번째 문자열의 길이는 각각 $3m$, 세 번째 문자열의 길이는 m^n 이다.

3.2 적합도 함수의 결정

개체군내의 각 개체는 최적화하고자 하는 문제에 따라서 결정되는 적합도 함수에 의하여 평가된다. 본 논문에서는 성능 평가 기준으로써 식 (5)와 같은 ITAE를 사용한다.

$$ITAE = \int_0^\infty t |e(t)| dt \quad (5)$$

본 논문에서 최적화하고자 하는 MRFAC는 기준 모델에 대한 플랜트의 적응성을 효과적으로 평가하기 위하여 식 (6)과 같은 적합도 함수를 선정하였다.

$$\text{fitness} = \begin{cases} \exp(-k_s J_p - J_f) & \text{when } J_p \geq J_f \\ 1.0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 J_p 와 J_f 은 각각 플랜트와 기준 모델의 ITAE이다.

3.3 유전 연산자

현 세대에서 다음 세대로의 진행은 다음과 같은 순서로 이루어진다.

- 1) 재생산(reproduction) : 재생산은 높은 적합도를 갖는 개체가 다음 세대에서 더 많은 자손을 남기는 과정이다. 본 논문에서는 재생산을 위해서 Roulette wheel selection을 사용한다. 적합도 값 f_i 를 갖는 개체는 적합도 값에 비례하여 식 (7)과 같은 더 높은 재생산 확률 $P_{select,i}$ 를 가진다.

$$P_{select,i} = \frac{f_i}{\sum f_i} \quad (7)$$

본 연구에는 유전 알고리듬의 성능을 향상시키기 위하여 Elitist reproduction 방법을 사용한다. 이 방법은 현 세대의 가장 뛰어난 개체를 다음 세대에도 생존시키는 방법이다. 이러한 Elitist 이론은 GA 탐색 결과의 수렴성을 보장하기 위한 확실한 방법으로 알려져 있다.

- 2) 교차(Crossover) : 일단 재생산 연산자에 의하여 재생산된 개체들은 임의로 선택되어 교차 연산자에 의하여 임의로 선택된 분할 위치에서 문자열의 해당하는 부분들을 교환한다.

- 3) 돌연변이(Mutation) : 돌연변이는 문자열의 각 요소에 대하여 돌연변이율 P_m 으로 행해진다. 퍼지 멤버쉽 함수의 형태를 결정하는 문자열과 퍼지 규칙을 결정하는 문자열은 임의의 값으로 변경된다.

4. 모의 실험

본 연구에서 제어 대상 플랜트의 전달 함수 $G_p(s)$ 는 식 (8)과 같은 플랜트를 사용한다.

$$G_p(S) = \frac{1}{1 + TS} \quad (8)$$

플랜트가 추적해야 할 기준 모델의 전달 함수는 식 (9)와 같다.

$$G_m(s) = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2} \quad (9)$$

제어 규칙 탐색 과정에서 본 논문에서는 $G_p(S)$ 에 대하여 $T=5$ 인 경우와 $T=10$ 인 경우에 대하여 모의 실험을 하였다. 퍼지 제어기에 쓰이는 입력 변수인 ϵ , $\Delta\epsilon$ 의 대집합은 각각 0.01, 0.01로 두었으며, 출력 변수인 k_u , k_f 의 대집합은 각각 0.03, 0.03으로 두었다. 또한 세대 크기 G , 집단 크기 N , 교차율 P_C , 돌연변이율 P_M 은 각각 1000, 100, 0.9, 0.03으로 하였다. 또한 퍼지 리본의 수는 7이고, 입력 변수의 수는 2이므로 각 개체의 첫 번째와 두 번째 문자열의 길이는 각각 21, 세 번째 문자열의 길이는 49이다. 1000세대 동안의 전화 연산을 통하여 얻어진 가장 좋은 개체의 적합도 값은 $T=5$ 인 경우 0.79이며 $T=10$ 인 경우 0.89이다. 그에 해당하는 멤버쉽 함수의 형태를 그림 3에, 동정된 퍼지 제어 규칙은 표 1에 각각 나타내었다. 따라서, 가장 적합도가 높은 개체를 모의 실험에 적용하였으며 그림 4는 플랜트의 상수가 $T=5$ 인 경우와 $T=10$ 인 경우의 모의 실험 결과이다.

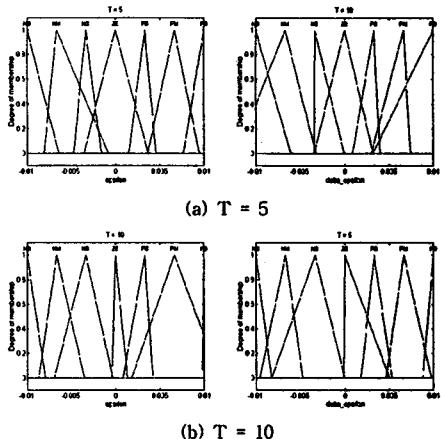


그림 3. 동정된 퍼지 멤버쉽 함수

표 1. 동정된 퍼지 규칙

(a) $T = 5$ (b) $T = 10$

		ϵ						
		NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
$\Delta\epsilon$	NB	PM	NM	NM	PS	NB	ZE	
	NM	PM	PB	PB	ZE	NS	PS	ZE
	NS	PB	NB	PB	NB	NS	NB	PM
	ZE	NB	PB	NB	ZE	PM	PB	ZE
	PS	NM	PM	PS	NM	PS	NM	ZE
	PM	NM	PM	PS	NM	PS	NM	ZE
	PB	NB	NS	NB	NB	ZE	NM	NB

		ϵ						
		NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
$\Delta\epsilon$	NB	PM	PB	NM	NM	NB	PM	PB
	NM	ZE	PM	NS	PS	ZE	PM	NM
	NS	PS	PB	PB	PB	NB	PB	ZE
	ZE	NB	NS	PS	PS	NS	NB	PM
	PS	NB	ZE	PB	PB	NS	NB	PM
	PM	NS	NM	NM	ZE	PS	NM	NM
	PB	NM	NM	PM	NB	ZE	NM	NM

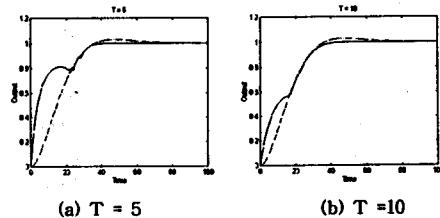


그림 4. 모의 실험 결과

5. 결론

본 연구에서는 퍼지 제어 시스템의 전진부 입력 변수의 멤버쉽 함수의 형태와 후진부의 규칙을 유전 알고리듬을 사용하여 동시에 최적화하는 기법을 보였다. 퍼지 제어 시스템은 언어적 변수에 의한 규칙으로 복잡한 시스템을 제어할 수 있으나 그 규칙의 결정 및 멤버쉽 함수의 형태등의 매개 변수를 결정해야 하는 어려움이 있다. 이러한 매개 변수의 결정은 통상 시행착오적으로 결정되었으나, 유전 알고리듬의 이용으로 이러한 경험적인 방법으로 수행되던 퍼지 규칙과 멤버쉽 함수의 형태의 결정을 자동적으로 할 수 있으며, 그 성능은 모의 실험을 통하여 그 우수성이 평가되었다.

6. 참고 문헌

- [1] S. Nakanishi, T. Takagi, K. Unehara, and Y. Gotoh, "Self organizing fuzzy controllers by neural networks", *Proceedings of the international conference on fuzzy logic & neural networks*, pp. 187 - 191, 1990.
- [2] Masato Yoshida, Yasuhiro Tsutsumi, and Tsutomu Ishida, "Gain tuning method for design of fuzzy control systems", *Proceedings of the international conference on fuzzy logic & neural networks*, pp. 405 - 408, 1990.
- [3] Goldberg, D. E., *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley, 1989.
- [4] Tetsuo Suzuki, Koichiro Shida, Hideji Fujikawa and Shinichi Yamada, "A design method of MRACS with fuzzy adaptive control rules using genetic algorithms", *Proceedings of IECON*, pp. 2288 - 2291, 1993.
- [5] Koichiro Shida, Hideki Ochiai, Hideji Fujikawa, and Shinichi Yamada, "A learning algorithm of fuzzy rules using GA for MRACS with time-delay", *Proceedings of IECON*, pp. 1387 - 1391, 1994.
- [6] Wen-Ruey Hwang and Wiley E. Thompson, "Design of intelligent fuzzy logic controllers using genetic algorithms", *Proceedings of 3rd IEEE international conference on fuzzy systems*, pp. 1383 - 1388, 1994.
- [7] Chin-Chin Hsu, Shin-ichi Yamada, Hideji Fujikawa, and Koichiro Shida, "Optimization of fuzzy adaptive control rules of dead time system by genetic algorithms", *10th Fuzzy system symposium*, 185 - 188, 1994.