

유전 알고리듬을 이용한 지능형 퍼지 제어기에 관한 연구 Optimization of Fuzzy Logic Controller Using Genetic Algorithm

장 육*, 손 유석*, 박 진 배*, 주 영 훈**

* 연세대 전기공학과(Tel: 02-361-2773; Fax: 02-392-4230; E-mail: pegasus@control.yonsei.ac.kr)

** 군산대 제어계측공학과(Tel: 0654-60-1626; Fax: 0654-466-2086; E-mail: yhjoo@knusun1.knusan.ac.kr)

Abstract : In this paper, the optimization of a 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.

Keywords: Intelligent Control, Fuzzy Control, Genetic Algorithm

1. 서론

현대의 제어 이론은 정확한 수학적인 모델을 다루는 데 있어서 매우 성공적인 결과를 보여왔으나 제어 대상 시스템이 모델링하기 어렵거나 강한 비선형성을 가지는 경우, 또는 외부의 환경이 불확실하게 변하는 경우에는 원하는 제어 목적을 얻을 수 없는 문제점을 가지고 있다. 이에 대한 대안으로써 여러 가지 지능 제어 기법이 제안되었으며 그 중의 하나인 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 있으며 그 구현도 간단하다. 그러나 이러한 점에 반하여 퍼지 제어기의 설계 과정은 통상 시행 착오적으로 이루어지며 이러한 경험적인 방법은 시스템이 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.[3-4] 유전 알고리듬은 진화 과정을 컴퓨터 상에서 시뮬레이션 함으로써 복잡한 실세계의 문제를 해결하고자 하는 방법론이다.[5] 유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 설계는 다양한 분야에 성공적으로 응용되었다. 이러한 방법들은 유전 알고리듬을 이용하여 퍼지 제어기의 멤버쉽 함수의 형태 및 규칙을 탐색하는 것이다[6-8]. 본 논문에서는 좀 더 효율적인 퍼지 제어기를 유전 알고리듬을 이용하여 설계할 수 있도록 각 제어 규칙에 가중치를 부여하여 규칙의 수를 조절할

수 있도록 하였다. 유전 알고리듬에 의해 설계된 퍼지 제어기를 실제 시스템에 적용하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 이의 적용 가능성을 보이고자 한다.

2. 퍼지 제어기

퍼지 제어기는 많은 산업 현장에서 성공적으로 사용되고 있으나 퍼지 제어기의 설계 과정은 아직도 경험적인 방법에 의존하고 있다. 일반적으로 퍼지 제어기의 설계 절차는 다음과 같다.

- (1) 퍼지 제어기의 입출력 변수의 결정
- (2) 각각의 입출력 변수에 관련된 퍼지 집합과 멤버쉽 함수의 결정
- (3) 퍼지 제어기의 제어 규칙의 결정

기존의 퍼지 제어기는 숙련된 전문가에 의하여 이러한 요소를 시행 착오적으로 구성하나 이러한 방법은 다음과 같은 단점을 가지고 있다.

- (1) 전문가가 자신의 지식을 퍼지 제어 규칙에 어울리게 기술하기는 어렵다.
- (2) 전문가의 지식을 항상 얻을 수 있는 것은 아니다.

퍼지 제어기의 설계에서 직면하는 이와 같은 문제들은 기계 학습 방법을 통하여 해결될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 기계 학습 방법의 일종인 유전 알고리듬을 사용하여 퍼지 제어기의 설계 과정을 자동화하고 그 구성 요소의 최적화를 하고자 한다. 또한 기존의 방법이 멤버쉽

함수의 형태와 퍼지 제어 규칙만을 최적화하는 것에 반하여 본 논문에서는 퍼지 규칙에 가중치를 부여하여 제어에 필요한 적절한 퍼지 제어 규칙의 수도 결정하도록 하였다.

본 논문에서 사용될 퍼지 제어기의 블록도는 그림 1과 같으며 퍼지 제어 규칙은 식 (1)과 같다.

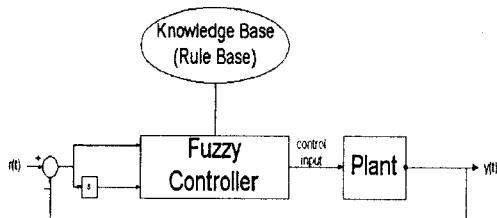


그림 1 퍼지 제어기의 블록도

Fig. 1 The block diagram of the fuzzy controller

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

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 가우시안 멤버쉽 함수를, 출력부는 실수 w_i 를 사용하였다.

$$f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

퍼지 추론 방법은 간략화 추론 방법을 사용하였으며 그 과정은 아래와 같다.

1) 1번째 입출력 데이터 $\{x_1, x_2, \dots, x_n, y_i\}$ 에 대해 i 번째 규칙의 적합도 μ_i 를 다음 식 (3)과 같이 구한다.

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) \times A_{i2}(x_2) \times \dots \times A_{in}(x_n) \quad (3)$$

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

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

3. 유전 알고리듬(GA)을 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. 기존의 최적화 방법과 GA의 차이점은 다음과 같다.

- (1) GA는 최적화되어야 할 요소 자체가 아닌 그 요소의 염색체 표현에 근거하여 작동한다.
- (2) GA는 임의로 생성된 개체들의 군을 사용하여 탐색 한다. 각 개체들은 주어진 문제의 가능한 해이다.
- (3) GA는 적합도 함수를 이용하여 탐색의 방향을 정한다.

3.1 염색체 표현

본 논문에서는 퍼지 제어기에서 최적화되어야 할 요소로 퍼지 규칙, 멤버쉽 함수의 형태, 규칙의 수를 선정하였으며 이에 따라 간략화 추론 방법을 사용하는 2 입력 1 출력의 퍼지 제어기의 경우 유전 알고리듬에 사용되는 염색체는 그림 2와 같이 네 개의 부문자열로 구성된다. 첫 번째와 두 번째 부문자열은 각각의 입력 변수의 멤버쉽 함수의 형태를 표현하는 문자열이며 세 번째 부문자열은 퍼지 규칙 후반부를 표시하기 위한 것이고, 네 번째 부문자열은 각 규칙들의 가중치를 표시하기 위한 것이다. 입력 퍼지 집합의 분할수가 n 인 경우 첫 번째와 두 번째 부문자열의 길이는 가우시안 멤버쉽 함수를 사용할 경우 $2n$ 이며, 세 번째와 네 번째 부문자열의 길이는 n^2 이다.

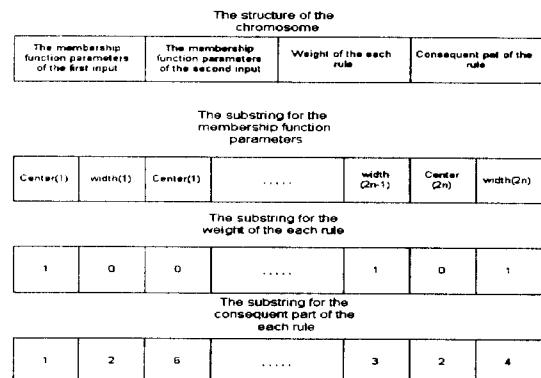


그림 2 염색체의 구조

Fig. 2 The structure of the chromosome

3.2 적합도 함수의 결정

개체군내의 각 개체에 대하여 유전 알고리듬을 적용하기 위해서는 그 개체가 풀고자 하는 문제에 어느 정도 적합한지를 평가하는 적합도 함수를 사용해야 한다. 적합도 함수는 풀고자 하는 문제에 따라 특정하게 결정이 되며 일반적으로 목적 함수의 역수나 지수 함수를 사용하여 정의한다. 본 논문에서는 식 (5)와 같은 목적 함수를 사용하고 적합도 함수는 식 (6)과 같이 정하였다.

$$x = \sum_{n=0}^{finish_time} \{ne_n^2 + n(\Delta e_n)^2\} \quad (5)$$

$$f(x) = \exp(-x) \quad (6)$$

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.

$$p_{select_i} = \frac{f_i}{\sum f_i} \quad (7)$$

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.

3.4 유전 알고리듬 성능의 향상

GA는 최적화되어야 할 요소 자체가 아닌 그 요소의 표현에 근거하여 작동한다. 이러한 GA의 특징은 다양한 분야에 GA를 사용할 수 있게 한 원인이다. 그러나 이는 문제의 해를 구하는데 필요한 지식을 사용하지 못함으로써 탐색의 효율을 떨어뜨리는 원인이 되기도 한다. 그러므로, GA의 탐색 속도를 향상시키기 위해서는 이러한 지식을 사용하는 방법을 강구해야 한다. 첫 번째 방법으로는 초기 개체군을 구성할 때 이러한 지식을 사용하는 것이다. 이는 만족스러운 해에 도달할 때까지의 세대를 줄이는 효과를 가진다. 또 하나의 방법은 지식에 근거한 유전 연산자를 사용하는 것이다. 본 논문에서는 지식에 근거한 교배 연산자를 사용하였다. 이는 교배를 할 경우 염색체에 근거하지 않고 퍼지 제어기의 구성 요소를 나타내는 부분을 완전히 교환하는 것이다. 이를 그림 3에 도시하였다. 또한 재생산에 있어서 elitist reproduction을 사용함으로써 GA 탐색 결과의 수렴성을 보장할 수 있다.

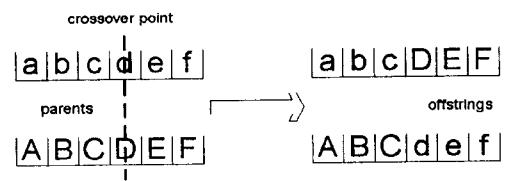


그림 3. 지식에 근거한 교배 연산자
Fig. 3 The knowledge based crossover operator

4. 모의 실험

제어 대상 플랜트의 전달 함수 $G_p(s)$ 는 식 (8)과 같은 불감 시간대를 갖는 1차 지연 플랜트를 사용한다.

$$G_p(S) = \frac{1}{1 + TS} e^{-Ls} \quad (8)$$

플랜트가 추적해야 할 설정치는 $r(t) = 1.0$ 으로 하였고 제어 규칙 탐색 과정에서 본 논문에서는 $G_p(S)$ 에 대하여 $T = 2.0$, $L = 0.5$ 인 경우에 대하여 모의 실험을 하였다. 퍼지 제어기에 쓰이는 입력 변수인 ϵ , $\Delta\epsilon$ 의 대집합은 모두 1.0, 1.0으로 두었으며, 출력 변수인 Δu 의 대집합은 0.02로 두었다. 또한 세대 크기 G, 집단 크기 N, 교차율 P_C , 돌연변이율 P_M 은 각각 200, 100, 0.9, 0.03으로 하였다. 또한 퍼지 라벨의 수는 7이고, 입력 변수의 수는 2이므로 각 개체의 첫 번째와 두 번째 문자열의 길이는 각각 14, 세 번째와 네 번째 문자열의 길이는 각각 49이다. 그림 4는 200세대 동안의 진화 연산을 통하여 얻어진 가장 좋은 개체에 의한 퍼지 제어기의 멤버쉽 함수의 형태이며 동정된 퍼지 제어 규칙은 표 1에 각각 나타내었다. 그림 5는 동정된 멤버쉽 함수와 퍼지 제어 규칙에 따른 퍼지 제어기의 출력을 보인 것이며 그림 6은 세대의 진행에 따른 제어 대상 플랜트의 출력의 변화를 보인 것이다. 따라서, 가장 적합도가 높은 개체를 모의 실험에 적용하였으며 그림 7은 유전 알고리듬에 의하여 동정된 퍼지 제어기에 의한 제어 대상 플랜트의 출력을 보인 것이다.

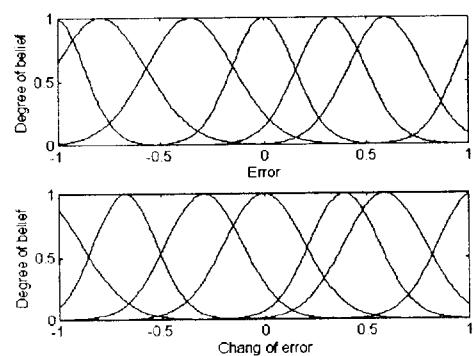


그림 4. 멤버쉽 함수의 형태
Fig. 4. The shapes of the membership functions

5. 결론

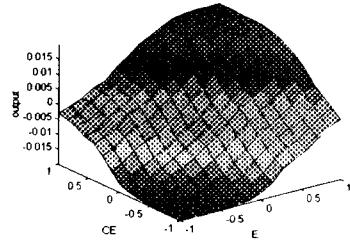


그림 5. 유전 알고리듬에 의한 퍼지 제어기의 입출력 관계

Fig. 5 The input-output relation of the GA-based fuzzy controller

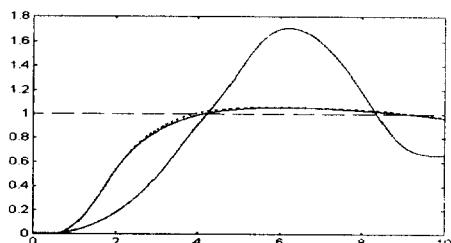


그림 6. 세대의 변화에 따른 제어 대상 플랜트의 출력의 변화

Fig. 6 Output of the controlled plant for different generations

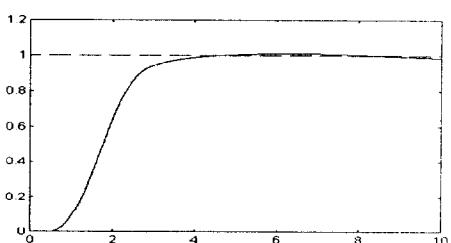


그림 7. 유전 알고리듬으로 설계된 퍼지 제어기에 의한 제어 대상 플랜트의 출력

Fig. 7. The output of the plant by GA-based fuzzy controller

표 1. 유전 알고리듬에 의해 생성된 퍼지 규칙
Table 1. GA designed fuzzy rules

| | | CE(Change of Error) | | | | | | |
|--------------|----|---------------------|----|----|----|----|----|----|
| | | NB | NM | NS | ZE | PS | PM | PB |
| E (Error) | NB | ZE | NS | PM | NM | NB | NM | NB |
| | NM | NM | PM | PM | NS | NS | PS | PB |
| | NS | NB | PM | PB | NM | ZE | NS | NB |
| | ZE | NS | NB | NM | ZE | NB | PM | NB |
| | PS | NM | PS | NS | NS | PS | PS | ZE |
| | PM | ZE | PS | PM | NM | PB | PM | NM |
| | PB | NB | PS | PB | PB | PB | PB | PM |

본 연구에서는 퍼지 제어기의 설계 과정을 자동화하고 퍼지 제어기의 각 요소를 최적화하기 위하여 유전 알고리듬을 사용하였다. 퍼지 제어 시스템은 수학적으로 모델링이 어려운 시스템을 쉽게 제어할 수 있으며 그 구성이 간단하다. 일반적으로 퍼지 제어기의 설계 과정은 시행착오적이고 경험적인 방법으로 수행되어 왔다. 이러한 경험적인 방법을 대신하여 유전 알고리듬을 사용함으로써 퍼지 제어기의 설계 과정을 자동적으로 할 수 있으며 그 구성 요소의 최적화 또한 이를 수 있다. 또한 퍼지 제어 규칙에 가중치를 두어 필요한 규칙의 수를 조절함으로써 기존의 방법에 비하여 더 적은 연산으로도 원하는 제어 목적을 달성할 수 있음을 보였다. 앞으로의 연구 과제로는 퍼지 제어기의 성능에 영향을 끼치는 스케일 인수 (scale factor)나 퍼지 변수의 분할수를 유전 알고리듬을 이용하여 결정하는 것이 있다.

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] 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.
- [4] 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.
- [5] Goldberg, D. E., *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley, 1989.
- [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.