

유전알고리즘을 이용한 이득요소 동조 퍼지 제어기 최적설계

황용원* 오진수 박근화 홍영준 남문헌
 건국대학교 전기공학과

Optimal Design of Scaling Factor Tuning of Fuzzy Logic Controller Using Genetic Algorithm

Yong-Won Hwang* Jin-Soo Oh Kun-Hwa Park Young-Jun Hong Moon-Hyon Nam
 Department of Electrical Engineering, Kon-Kuk University

Abstract - This paper presents a scaling factor tuning method to improve the performance of fuzzy logic controller. Tuning rules and reasoning are utilized off-line to determine the scaling factors based on absolute value of the error and its difference. In this paper We proposed a new method to generate fuzzy logic controllers through genetic algorithm. The developed approach is subsequently applied to the design of proportional plus integral type fuzzy controller for a dc-servo motor control system. The performance of this control system is demonstrated higher than a conventional fuzzy logic controller(FLC).

1. 서 론

현대 퍼지제어 기법은 PID, 적응제어, 강인제어등과 같은 전통적인 제어 기술로는 쉽게 제어되지 않는 복잡하고 불확실하며 비선형성을 포함한 시스템에 대해서 제어전문가의 경험적인 지식을 언어 형태로 이용하여 쉽게 제어할 수 있다[1].

또한 제어 대상 플랜트의 정확한 수학적 모델은 알지 못한다 하더라도 좋은 결과를 얻을수 있고 강인한 성질을 지니고 있으며 그 구현도 간단하다. 퍼지 이론은 인간의 의사 결정을 모방하여 불확실성과 추상화 개념을 사용할수 있고 IF-THEN 구문들의 자연스러운 인간의 언어를 모방하고 있다. 그러나 퍼지 제어기 설계에 있어서의 여러 가지 난점이 발견됐다.

퍼지 제어기는 제어기를 구성하고 있는 퍼지 제어 규칙의 수와 여러구성요소를 플랜트에 맞게 조정해야 한다. 이를 위해서 전문가의 지식이 필요하며 전문가의 주관적인 경험에 의해 시행착오적인 방법으로 구성요소가 최적의 값이라는 보장이 없어 정확도면에서도 신뢰가 부족하다. 이는 인간의 언어 표현에 대한 적절한 소속함수 값의 결정이 어려워 많은 반복연산을 계속수행해야 하거나, 변환 상 오차가 있어 학습능력이 부족하다는 점이다.

1975년에 John Holland는 생물에 내재된 유전과 진화라는 복잡한 메카니즘을 추상적으로 재구성하여 적응 시스템이나 학습에 유용한 유전 알고리즘(GA)이라는 일종의 최적화 계산기법을 제안하였다[2]. 유전 알고리즘은 비선형, 고차원, 불연속, 다중모드, 노이즈 함수 등에 대하여 강건함을 보여주고, 국부해(Local Optimum)를 생성할 위험이 있는 기존의 여러 방법과는 달리, 일종의 전 공간적 최적해(Global Optimum)의 탐색법(Search Method)이다. 일찍부터 많이 쓰고 있는 기존의 해석적 최적화 기법은 가치함수와 원소공간이 수학적으로 평활한 탐색공간(Smooth Search Space)을 이룬다는 가정하에, 미분을 구한 후 미분들로 이루어진 Gradient Vector를 이용하여 해를 찾는다. 그러나 이와 같은 기존의 방법들은 국부해(Local

Solution)의 가능성과 미분이 불가능한 함수인 경우 손을 댈수 없는 점 등 여러 가지 단점을 갖고 있다. 이에 반해 유전 알고리즘은 전 공간적 탐색기법으로서 여러 후보해를 병행하여 동시에 탐색할 수 있다. 또한 Gradient Method에서 요구하는 평활성(Smoothness)의 가정들이 없어도 최적해를 구할수 있다[3]. 그러나 유전 알고리즘은 해를 얻기까지 계산량이 많고 시간이 걸리며, 일종의 근사해로서 만족해야 하는 단점이 있다. 따라서 이 방법은 퍼지제어기와 같이 최적화를 요하는 파라미터가 많은 시스템의 off-line 설계에 효과적으로 활용될수 있으므로 제안된 유전알고리즘을 이용하여 퍼지제어기의 적절한 소속함수의 형태 및 이득 파라미터를 자동적으로 결정하는 학습능력을 갖는 제어기를 구성하였다. 본 논문에서는 퍼지제어기의 이득요소를 퍼지논리를 이용하여 오차와 오차 변화율의 절대값에 따라 off-line으로 자기동조 하였다. 그리고 이득요소들의 동조 규칙은 유전알고리즘을 이용하여 최적화 하였다. 본 논문에서 제안된 제어기의 안정성을 검증하기 위하여 전동기 모델 플랜트, 2차 비선형 시스템 으로 모의실험을 수행하였다.

2. 본 론

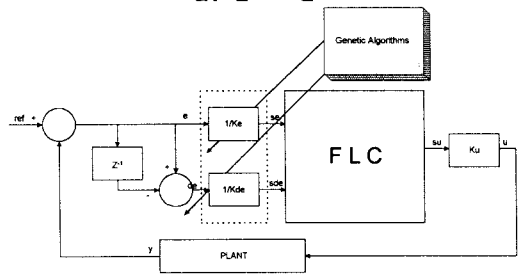


그림 2.1 이득요소동조 퍼지제어기 블록선도

2.1 퍼지논리 제어

제어대상에 대한 대략적인 지식으로부터 복수개의 제어규칙을 이끌어 내어 IF-THEN 형식으로 표현하고, 퍼지추론에 의해 실제입력에 대한 출력을 계산한다. 즉, 제어규칙이 다음과 같이 논리합(OR)로 결합되어 있다고 하자.

- $R_1 : \text{IF } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{12} \text{ THEN } y \text{ is } B_1$
or
- $R_2 : \text{IF } x_1 \text{ is } A_{21} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{22} \text{ THEN } y \text{ is } B_2$
or
- $R_3 : \text{IF } x_1 \text{ is } A_{31} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{32} \text{ THEN } y \text{ is } B_3$
or
- ...
- $R_i : \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ THEN } y \text{ is } B_i$

or

$R_n : \text{IF } x_1 \text{ is } A_{n1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{n2} \text{ THEN } y \text{ is } B_n$

or

이 때 i 번째의 제어규칙은 x_1, x_2, y 의 공간을 각각 X_1, X_2, Y 로 하면, 퍼지관계 R_i 는 식(2.1)과 같다.

$$R_i = (A_{i1} \times A_{i2}) \times B_i \quad (2.1)$$

입력이 A_1^0, A_2^0 라고 하면 출력 B^0 는 식(2.2)와 같다.

$$B^0 = R(A_1^0 \times A_2^0)$$

$$B^0(y) = \text{MAX}[R(x_1, x_2, y) A_1^0(x_1) A_2^0(x_2)] \quad (2.2)$$

실제 출력값 y^0 를 구하기 위해 $B^0(y)$ 로부터 비퍼지화를 수행해야 한다.

비퍼지화 방법에는 여러 가지 있으나 본 논문에서는 무게 중심법으로 알려져 있는 식(2.3)와 같은 방법을 사용한다.

$$y^0 = \frac{B^0(y)y dy}{B^0(y)dy} \quad (2.3)$$

2.2 유전알고리즘

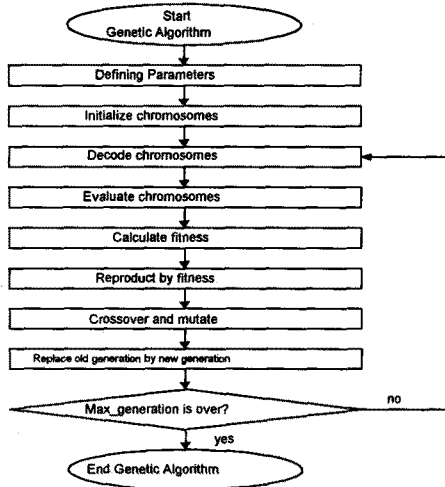


그림 2.2 유전알고리즘의 흐름도

인공 유전 시스템인 유전 알고리즘(Genetic Algorithms : GA)은 자연계의 진화현상에 기초한 모델로서 John Holland에 의해서 1975년에 개발된 최적화 탐색방법이다[4]. 자연계에서 염색체가 복제, 교배, 돌연변이를 반복하여 진화하듯이 시스템의 최적해를 찾는 방법으로 D. E. Goldberg에 의해 체계가 정리된 이후 여러 분야에 응용되고 있다[4]. 유전 알고리즘은 일종의 최적치 계산기법으로, 기존의 방법은 국부 최적치(local optimum)에 수렴할 확률이 있고, 미분이 불가능한 함수에서는 해석이 어렵다. 반면 유전 알고리즘은 전역적 탐색기법으로 여러 해의 동시탐색이 가능하고 다중해를 갖는 비선형성이 강한 시스템에도 적용이 가능하다는 이점을 갖고 있다[5][6][7]. 그러나 해를 얻기 위해서는 계산량이 많고 이에 따라 많은 시간이 필요로 하며, 정확한 해보다는 근사적 수렴값을 찾는다는 단점이 있다. 따라서 이 시스템은 주로 매개변수가 많은 시스템의 오프라인(OFF LINE)설계에 주로 사용되어 왔다[8].

2.3 이득동조 퍼지 제어기 설계

그림 2.1에서 보는바와 같이 퍼지제어기의 입력변수로서 식(2.4) 과같이 오차 $se(t)$ 와 오차변화율 $sde(t)$ 을 이용했으며, 이득요소를 동조하기 위한 퍼지논리의 입력변수로 오차와 오차 변화율의 절대값을 사용하였다. 그리고 유전알고리즘을 이용하여 이득요소의 동조규칙을 최적화 하는데 사용되는 적합도는 오차를 사용하였다.

$$se(t) = [ref - y(t)] \times \frac{1}{K_e}$$

$$sde(t) = [e(t) - e(t-1)] \times \frac{1}{K_{de}} \quad (2.4)$$

$$u(t) = su(t) \times K_u$$

2.4 이득요소의 동조 규칙

본 논문에서는 이득요소 동조 규칙의 입력변수로 오차와 오차 변화율의 절대값, 출력변수로 퍼지제어기의 이득요소를 사용하였다. 그리고 각 입력변수는 7개의 삼각형 소속함수를 사용하였으며, 동조규칙은 표1과 같다. 여기서, a_1, \dots, a_{49} 와 b_1, \dots, b_{49} 는 식 (2.5), (2.6)을 만족하는 상수값이다.

$$Ke_{min} \leq a_i \leq Ke_{max} \quad \text{식(2.5)}$$

$$Kde_{min} \leq b_i \leq Kde_{max} \quad \text{식(2.6)}$$

표1 이득요소의 동조 규칙

$ e $ $ de $	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	$Ke=a_1$ $Kde=b_1$						$Ke=a_7$ $Kde=b_7$
NM							
NS							
ZO							
PS							
PN							
PB	$Ke=a_{49}$ $Kde=b_{49}$						$Ke=a_9$ $Kde=b_9$

2.5 이득요소의 동조 규칙선정

유전알고리즘을 이용하여 이득요소 동조규칙의 결론부 소속함수 꼭지점을 최적화하였다. 각 규칙마다 2개의 이득요소를 출력함으로 각 염색체는 총49개의 변수로 구성되었다. 그리고 각 스트럼을 평가하기 위해서 사용한 적합도는 식(2.7)와 같이 오차의 절대치의 합을 사용하였다.

$$fitness = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^n |e(t)|} \quad \text{식(2.7)}$$

2.4 모의실험

$$P(s) = \frac{4}{s^2 + 4s + 4}$$

$P(s)$ 는 2차 시스템으로 본 논문의 기존 모델 플랜트이다. $P(s)$ 는 $\zeta=1, \omega_n=2$ 샘플링 시간 = 0.05[sec] 조건에서 모의실험을 수행하였다.

사례1, 정·역 속도 \sin 함수에 대하여 돌연변이를 0.05 일 때, 개체집단 [10세대, 80세대]에 대하여 비교하였다.

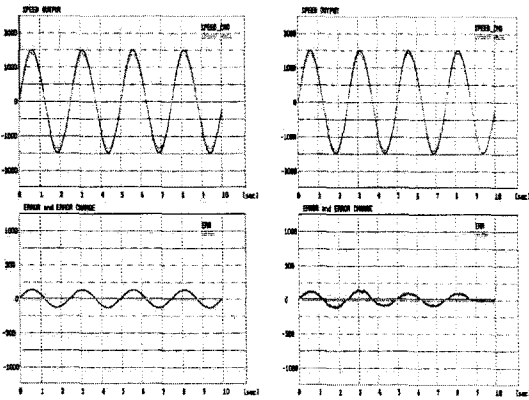
이것은 임의로 변하는 제어입력에 대한 추종성능을 평

가하기 위하여 sin함수에 대하여 모의실험을 수행하였다.

사례2. 정·역 속도 step입력에 대하여 돌연변이율 0.05 일 때, 개체집단 [10세대,80세대]에 대하여 비교하였다.

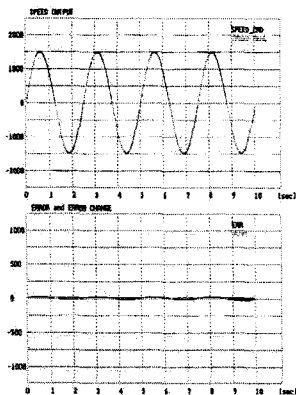
개체집단의 크기가 작으면 적합도 계산에 필요한 시간을 절약할 수 있으나 개체간의 다양성의 빠른 손실로 인해 최적의 해를 구하기 전에 수렴할 위험성을 내포한다. 반면에 개체집단의 크기가 크면 최적해에 도달할 확률은 높으나 많은 기억용량과 계산시간을 필요로 한다.

따라서 유전알고리즘의 개체집단의 최소가능한 제어 개체집단의 세대수를 위해 성능을 비교검증하였다. 또한 단순퍼지 제어기는 이득요소를 고정시켜 제어하는 반면 본 논문에서 제안한 유전-퍼지 제어기는 오차와 오차변화율을 유전알고리즘을 통해 최적에 값으로 바꿔줌으로써 우수한 성능을 나타냄을 비교검증하였다.

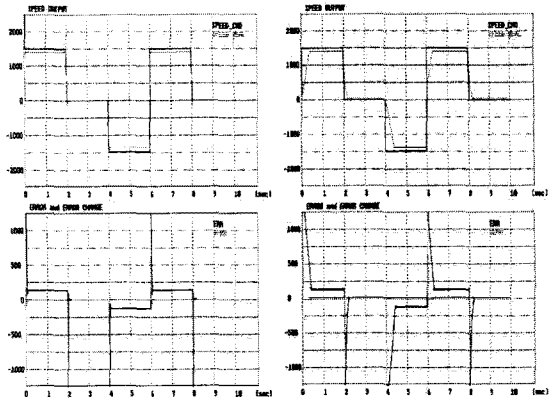


(a) 단순퍼지제어기 출력응답및오차

(b) 유전-퍼지제어기 출력응답 및 오차 개체집단=10세대 돌연변이율= 0.05

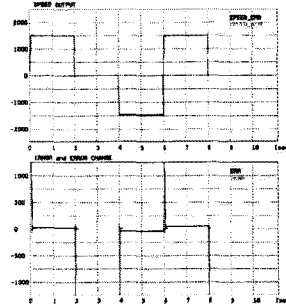


(c) 유전-퍼지제어기 출력응답 및 오차 개체집단=80세대 돌연변이율 = 0.05



(d) 단순퍼지제어기 출력응답 및 오차

(e) 유전-퍼지제어기 출력응답 및 오차 개체집단=10세대 돌연변이율=0.05



(f) 유전-퍼지제어기 출력응답 및 오차 개체집단=80세대 돌연변이율=0.05

3. 결 론

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 2차비선형 시스템을 플랜트로한 모의실험을 실행하였다. 기존의 일반 퍼지제어기의 정상상태오차가 7.85%에 비해 이득요소를 동조한 퍼지제어기에서는 80세대를 수행했을 때 2.75%로 매우 우수한 성능을 보였으며, 시행착오를 거쳐 정밀하게 결정된 PID제어기에 준하는 성능을 나타냄으로써 향후 꾸준한 연구로 실생활의 많은 분야에 실용화가 될것으로 전망된다.

[참 고 문 헌]

- [1] M.Sugeno, T.Yasukawa, "A Fuzzy-Logic based Approach to Qualitative Modeling" IEEE Trans. Fuzzy System. Vol.1 No.1 pp7-31,1993
- [2] John R. Koza, Genetic programming, MIT Press,1993
- [3] K.H.Kim and D.H.KIM, "Fuzzy control Rule Based control and Applications(IV), (Z.Bien edition), KAIST, Feb,1995
- [4] D.E Goldberg, Genetic Algorithms In Serch, Optimization and Machine-Learning, Addison-Wesley, 1989
- [5] K. A. Dejong, "Genetic Algorithms : A 10-year perspective", proceedings of the First international Conference on Genetic Algorithms, pittsburgh, PA, 24~26 July, 1985
- [6] L. Davis, "Genetic Algorithms and Simulated
- [7] A. Brindle, "Genetic Algorithms for Function Optimization", P.H.D dissertation, University of Alberta, Edmonton, Canada, 1981