

유전-퍼지 제어를 기반으로한 대수 모델 제어기

박 근화*, 남 윤현, 김 낙교, 오 진수
 건국대학교 공과대학 전기공학과

Algebraic Model Based Genetic-Fuzzy Control system

kun-hwa Park*, Moon-Yhon Nam, Nark-kyo Kim, jin-Sou Yoo
 Department of Electrical Engineering, Kon-Kuk Univ.

Abstract - In this paper, Algebraic Model was proposed in order to overcome the large number of parameters to be adaptively modified is a drawback of the Genetic-Fuzzy control system. So, this problem has aggregating these parameters into a smaller number of parameters, this would result in an easier tuning procedure and would reduce the time necessary for computing the inputs to the process.

IF-THEN 형태의 퍼지규칙에 의하여 퍼지제어의 출력을 결정한다. 규칙의 정성적 표현을 정량화기 위해 전 건부의 입력변수와 결론부 출력변수는 다음식과 같은 언어집합을 사용한다.

(NB NM NS ZO PS PM PB)

여기서, NB는 Negative Big, NM는 Negative Medium, NS는 Negative Small, ZO는 Zero, PS는 Positive Small, PM는 Positive Medium, PB는 Positive Big을 의미한다.

1. 서 론

2. 퍼지 규칙기반의 정의

동적 시스템은 실제에 있어서 전달함수나, 플랜트의 수학적인 모델을 구하기가 어렵고, 비선형성을 포함하고 있어서 매우 복잡하며, 실시간 제어가 불가능할 때가 많다.

본 논문에서 사용한 퍼지제어기 모델은 다중입력/단일 출력(MISO)시스템이며, 다음과 같은 각각의 제어상황을 정의하는 퍼지규칙들의 집합으로 구성된다.

유전 알고리즘은 자연세계의 진화 현상에 기초한 계산 모델로서 John Holland에 의해서 1975년에 개발된 진역적인 최적화 알고리즘으로[1] 비선형, 고차원, 불연속, 다중모드, 노이즈 함수 등에 대하여 강건함을 보여 주고, 복잡한 탐색 공간에서 최적값을 스스로 발견하는 학습 능력을 갖는다.[2], [3], [4], [5]

$$R = \{ R^1_{MISO}, R^2_{MISO}, \dots, R^N_{MISO} \}$$

비선형 제어대상에 대하여 유전 알고리즘을 이용하여 모델을 식별하고 난 후, 시스템의 파라미터 변화값을 유전 동조기(Genetic Algorithms Turnor)를 이용하여 퍼지 제어 규칙(fuzzy rules), 가중치(weights), 퍼지 언어 정의(fuzzy linguistic definitions)의 부분을 동조시킨다.

퍼지 추론규칙 R^1_{MISO} 는 IF-THEN 형태로 정상상태 오차를 감소시키기 위해 PI-제어기 형태로 다음과 같이 표현될 수 있다.

IF $e(kT)$ is Positive Big and $\Delta e(kT)$ is Negative Small, THEN $\Delta u(kT)$ is Positive Medium

퍼지제어규칙이 다음의 표1에 나와있다.

표 1.퍼지제어 규칙

Δe e	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZO
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZO	PS
MS	NB	NB	NM	NS	ZO	PS	PM
ZE	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB
PM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZO	PS	PM	PB	PB	PB	PB

본 논문에서는 퍼지 제어기가 시스템을 잘 추종할 때 퍼지 제어기의 입·출력을 이용하여 대수 모델의 형태를 구하고자 한다.

그리고 제안된 대수 모델의 파라미터를 자동적으로 설정하는 동조기법을 제안하고자 한다.

2. 본 론

2.1 퍼지 제어기(Fuzzy Logic Controller)

1. 입·출력 변수의 선정
 퍼지 제어기의 입력 변수로 오차와 오차변수를 선정하였고, 출력변수로 플랜트 입력 변화량을 선정하여 아래와 같이 정의한다.[6]

3. 퍼지 추론법 및 멤버쉽 함수, 비퍼지화 방법의 선정
 퍼지추론은 측정된 입력의 멤버쉽 함수를 이용하여 제어입력의 멤버쉽 함수를 구하는 과정으로, 비선형 멤버쉽 함수에서도 적용이 용이하며 컴퓨터 연산이 빠르고 구현하기 쉬운 단순퍼지 추론법을 사용하였다.[7][8]

$$e(kT) = r(kT) - y(kT)$$

$$\Delta e(kT) = e(kT) - e(kT-T)$$

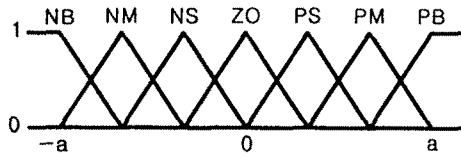
$$\Delta u(kT) = u(kT) - u(kT-T)$$

여기서, $r(kT)$: 기준입력, $y(kT)$: 플랜트 출력, $e(kT)$: 기준입력과 플랜트 출력의 오차, $\Delta e(kT)$: 기준입력과 플랜트 출력의 오차변화, $\Delta u(kT)$: 플랜트 입력변화량, k : 샘플링수, T : 샘플링 주기
 정의된 입력변수는 매 샘플링 시간마다 측정되어

규칙과 멤버쉽함수는 전건부는 비교적 계산이 간편한 좌우대칭 삼각형 형태로 일곱부분으로 분할하여 설계하였으며, 결론부는 singleton 형태로 일곱부분으로 분할하여 설계하였다. 입·출력 변수 $e(kT)$, $\Delta e(kT)$, $\Delta u(kT)$ 에 대한 각 퍼지 함수는 그림1에 나타내었다. 퍼지제어기의 입·출력은 입·출력 이득에 의해 전체논의(the universes of discourse)집합으로 정규화된다. 추론과정을 통해 얻어진 출력값은 퍼지 값이므로 실제 플랜트를 제어하는 물리량으로 변화하기 위하여 비퍼지

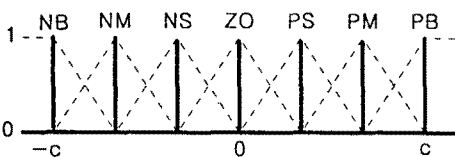
화해야 한다.

$e(kT)$, $\Delta e(kT)$



(a)

$\Delta u(kT)$



(b)

그림 1. 퍼지제어규칙의 멤버십함수
(a)전건부 (b)결론부

즉, 비퍼지값 $e(kT)$, $\Delta e(kT)$ 가 퍼지제어기에 입력되면, 퍼지 추론을 거쳐 비퍼지 값 $\Delta u(kT)$ 는 무게중심법으로 다음 식과 같이 구한다.

$$\Delta U(kT) = \frac{\sum_{i=1}^N DOFi \cdot \Delta Ui}{\sum_{i=1}^N DOFi}$$

여기서, 적합도(DOFi) = $\min\{\mu Ei(e(kT)), \mu \Delta Ei(\Delta e(kT))\}$ Δui : i번째 규칙 결론부의 실제값

그리고 K번째 샘플링 시간에서 플랜트에 입력되는 제어량은 다음식에 의해 구해진다.

$$u(kT) = u(kT-T) - \Delta u(kT)$$

2.2 유전 제어기

퍼지 제어기의 입력값인 $e(kT)$, $\Delta e(kT)$ 을 사용하고, 출력으로는 퍼지 제어기의 비퍼지화값을 가지고 아래와 같은 대수 모델을 구현했다.

$$\delta = \frac{a1 + a2 * e(kT) - a3 * \Delta e(kT)}{a4 + a5 * e(kT) + a6 * \Delta e(kT)} + \frac{-a7 + a8 * e(kT) - a9 * \Delta e(kT)}{a10 + a11 * e(kT) + a12 * \Delta e(kT)} + \frac{a13 * e(kT) * \Delta e(kT)}{a15 + a15 * e(kT) + a16 * \Delta e(kT)} \quad (1)$$

대수 모델제어 시스템에서 대수 모델을 위하여 사용한 최적화를 위한 목적함수 Q:

$$Q = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (rp - mp)^2 \quad (2)$$

여기서 P는 Look-up table의 p의 경계값이고, mp는 $e(kT)$, $\Delta e(kT)$ 사이의 가능한 대수 모델이다.

2.2 유전-퍼지 제어 시스템

(Geno-Fuzzy Control System)

유전-퍼지 제어 시스템(Geno-fuzzy Control System)은 시스템을 알 수 없을 때, 시스템을 식별하여 제어하고자 제안된 형태이다. 유전 알고리즘(GA)은 필요한 지식은 추출하고, 퍼지 로직 제어기(FLC)의 지식을 동조시키는데 이용된다.

그림 2은 기존의 유전-퍼지 시스템 (Geno-Fuzzy System) 블록선도이다. 시스템 식별(system identification)는 성능비 V를 가진 유전 알고리즘 식별기(GA Identifier)에서 추종하고, 추종치 θ 은 유전 동조기(GAT)에 전달되어 파라미터의 변화값을 전달시킨다. 유전 동조기(GAT)는 성능비 J를 만족할 때까지 퍼지 로직 제어기(FLC)를 학습시킨다. 만족된 값 Π 를 퍼지 제어기(FLC)에 제공한다.[9]

퍼지 로직 제어기(FLC)는 고전적인 PID 제어기보다 더 우수한 성능을 가지고 있다. 또한 퍼지 제어기는 높은 비선형 시스템에도 잘 추종하는 것으로 알려져 있다. 퍼지 제어기에서 지식은 퍼지 규칙(fuzzy rules), 가중치(weights), 퍼지 언어 정의(fuzzy linguistic definitions) 부분에서 동시에 탐색이 이루어진다.

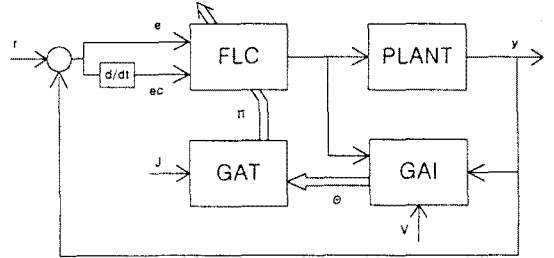


그림 2. 유전-퍼지 시스템

2.3. 제안된 대수 모델 동조를 위한 유전 알고리즘

기존의 유전 퍼지 제어기는 제어기가 시스템을 잘 추종하도록 하기 위해서 많은 파라미터의 수정이 필요했다.

본 논문에서는 퍼지 제어기의 대수 모델을 사용하여 좀 더 간단한 제어 알고리즘 구조와 학습을 위한 파라미터의 수를 줄일 수 있는 대수 모델을 제안하고자 한다.

그림 3. 대수 모델 유전-퍼지 제어 시스템의 블록선도를 나타내었다.

퍼지 제어기의 비퍼지화 δ 값이 $[-1, 1]$ 구간이라면, 퍼지 제어기의 입력 $[r_1, r_2, \dots]$ 은 비퍼지화 출력 δ 과 입력의 상관 함수로 주어지고, 퍼지 제어기의 대수 모델은 $\delta = F(r_1, r_2, \dots)$ 로 표현될 수 있다.

제안된 제어기에서 입력값으로 $e(kT)$, $\Delta e(kT)$ 을 주고, 제어기의 출력은 $\delta = F(e(kT), \Delta e(kT))$ 의 형태가 될 것이다.

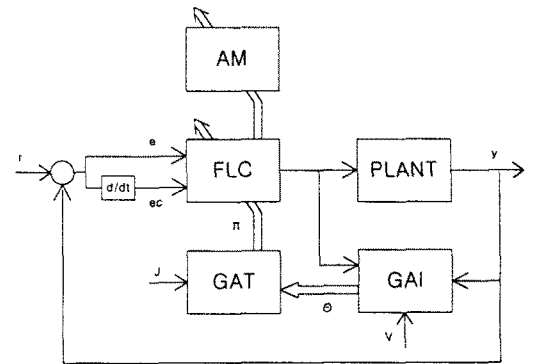


그림 3. 대수 모델 유전-퍼지 제어 시스템

3. 시뮬레이션 및 결과

DC 서보 시스템에서 퍼지 제어기의 Step response 은 그림 4와 같고, 식 (2)은 퍼지 제어기의 입력값인 $e(kT)$ 와 $\Delta e(kT)$ 값과 비퍼지화값 사이의 상관 관계를 이용하여 획득한 대수 모델이다. 대수 모델을 사용한 서보 시스템의 Step response은 그림 5와 같다. 대수 모델의 성능비 $J = 0.01943$ 이었다.

$$\delta = \frac{0.0324 + 3.7342 * e(kT) - 0.0028 * \Delta e(kT)}{5.0191 + 1.4633 * e(kT) + 0.0032 * \Delta e(kT)} + \frac{-0.0024 + 0.7302 * e(kT) - 0.0062 * \Delta e(kT)}{4.4132 + 3.7486 * e(kT) + 2.9530 * \Delta e(kT)} + \frac{0.9987 * e(kT) * \Delta e(kT)}{4.5132 + 0.01086 * e(kT) + 9.3494 * \Delta e(kT)} \quad (2)$$

대수 모델의 최적 평가를 위한 목적함수는 식 (3)와 같고,

$$E = \sum e_i^2 \quad (3)$$

여기서 e_i 는 t 시간에서의 에러값이다.

$$\delta = \frac{0.0499 + 9.5999 * e(kT) - 2.399 * \Delta e(kT)}{3.2291 + 0.8632 * e(kT) + 3.3422 * \Delta e(kT)} + \frac{-0.0011 + 1.2348 * e(kT) - 9.6323 * \Delta e(kT)}{1.2954 + -0.9742 * e(kT) + 0.6000 * \Delta e(kT)} + \frac{4.9816 * e(kT) * \Delta e(kT)}{01.6353 + 3.6418 * e(kT) + 7.3894 * \Delta e(kT)} \quad (4)$$

대수 모델의 성능비는 $E = 12.1900$ 이었고, 동조된 성능비 $E = 2.4033$ 이었고, 그 때 서보 시스템의 Step response은 그림 6과 같고, 대수 모델은 식 (4)와 같았다.

실험에서 객체집단 크기는 50이었고, 균등 돌연변이는 0.1, 동적 돌연변이율은 0.15을 사용하였다. 교배 확률은 0.6, 산술 교배율은 0.3을 사용하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] D.E. Goldberg, Genetic Algorithms in search, Optimization and machine-learning, Addison-Wesley, 1989
- [2] Holland, J., Adaptation in Natural and Artificial system, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975
- [3] Dejong, K.A., Genetic Algorithms : A 10-year Perspective, proceeding of the first international Conference on Genetic Algorithms, Pittsburgh, PA, 24-26 July, 1985.
- [4] DAVIS, L., Genetic Algorithms and Simulated Annealing, PITMAN, London, 1989
- [5] GOLDBERG, D.E., Genetic Algorithms in Search, Optimazation and Machine Learning, Addison-Wessley, Reading, MA, 1989.
- [6] L.A.Zadeh, "Fuzzy set", Informat. Control, Vol.8, pp308-353, 1965.
- [7] C.C.Lee, "Fuzzy Logic in Control System: Fuzzy Logic in Controller Part I", IEEE Transactions on Systems Man and Cyber., Vol.20, pp404-418, 1990
- [8] C.C.Lee, "Fuzzy Logic in Control System: Fuzzy Logic in Controller Part II", IEEE Transactions on Systems Man and Cyber., Vol.20, pp419-435, 1990
- [9] BUCKLEY, J.J., "Nonlinear Fuzzy Controller", information science, 60, PP.261-274, 1992



그림 4. FLC의 Step response



그림 5. 대수 모델의 Step response

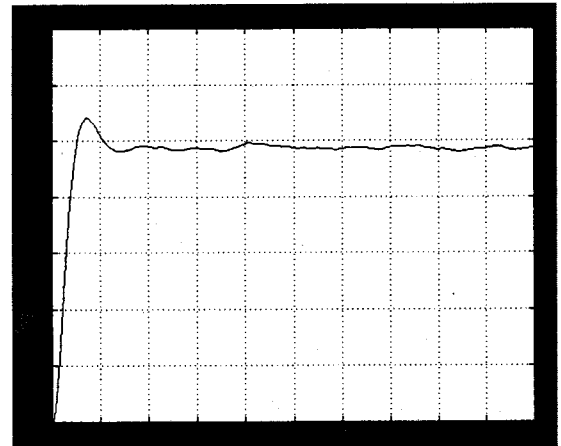


그림 6. 학습된 대수 모델 응답