

퍼지 균등화와 유전알고리즘에 의한 자동적인 퍼지 규칙 생성

An Automatic Fuzzy Rule Extraction using Fuzzy Equalization and GA

곽근창 · 김승석 · 유정용 · 전명근
충북대학교 전기전자공학부

Keun-Chang Kwak, Seong-Suk Kim, Jeong-Yoong Ryu, Myung-Geun Jun
School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Buk National University

E-mail : powerkim@empire.chungbuk.ac.kr

ABSTRACT

본 논문에서는 자동적인 퍼지 규칙 생성을 위해 퍼지 균등화(Fuzzy Equalization)와 유전알고리즘(Genetic Algorithm)을 이용한 TSK 퍼지 시스템의 구축을 다룬다. Pedrycz에 의해 제안된 퍼지 균등화 방법은 수치적인 데이터로부터 확률분포함수를 구축한 후 전체공간상에서 이들을 적절히 표현할 수 있는 소속함수를 생성한다. 이렇게 구축된 각 입력에 대한 소속함수는 유전알고리즘에 의해 입력공간이 분할되며 결론부 파라미터는 최소자승법에 의해 추정되어진다. 제안된 방법은 그리드 분할로 인해 규칙의 수가 증가하는 문제를 해결하고 학습데이터와 검증데이터에 의해 타당한 입력공간분할과 퍼지 규칙을 생성할 수 있다. 시뮬레이션의 예로서 Box-Jenkins의 가스 데이터의 모델링에 적용하여 제안된 방법의 유용성을 알 수 있다.

Keywords : Fuzzy Equalization, Genetic Algorithm, Fuzzy Rule Extraction, Box-Jenkins gas furnace data.

1. 서론

퍼지논리를 이용하여 주어진 시스템을 모델링할 때 가장 널리 쓰이는 방법은 전문가로부터 얻어진 경험적 지식을 이용해서 퍼지 규칙과 여기에 사용되는 소속함수를 결정하는 접근 방법이 널리 쓰이고 있다[1]. 그러나 전문가의 지식은 적지 않은 경우 일관성이 없고 때론 불완전하며, 또한 인간의 직관과 경험에 의존하여 퍼지규칙을 획득하는 경우에 체계적이고 효율적인 방법이 없기 때문에 여러 가지 어려움을 겪고 있다.

이런 문제점을 해결하기 위해 수치적인 학습 데이터에 근거한 퍼지 규칙 생성을 자동화

하도록 다양한 연구가 시도되어 왔다. 대표적인 방법으로 근사 추론 능력을 모사하는 if-then 퍼지규칙을 가진 퍼지 시스템과 학습 능력, 적응성, 병렬처리 능력과 같은 뇌의 기능을 모사한 인공 신경회로망과의 융합인 뉴로-퍼지 추론 시스템에 기초하고 있다[2].

이러한 뉴로-퍼지 추론 시스템을 이용한 대상시스템의 모델링을 시스템 동정의 관점에서 보면, 구조동정과 파라미터 동정을 포함하고 있다. 뉴로-퍼지 시스템에서의 구조동정은 적당한 규칙과 소속함수의 수, 입력공간분할과 관련되어지고, 다른 한편으로, 파라미터 동정은 전제부 및 결론부 파라미터의 조정과 관련되어진다. 그러나 구조동정에 대한 체계적인

방법이 없으므로 실제적인 문제에 적용하는 경우 많은 문제점을 발생시키고 있다[3]. 현재 널리 쓰이고 있는 입력 공간 분할 방법은 그리드분할, 트리분할, 스캐터 분할방법 등이 있다. 그리드분할 방법은 가장 직접적인 방법이지만 입력공간의 수가 증가할 때 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제점을 가지고 있다. 또한, 트리분할은 각각의 영역에 대응하는 결정트리에 따라 특징화되도록 입력공간을 분할하지만 그리드분할과 마찬가지로 문제점을 가지고 있다. 또 다른 자주 사용되는 스캐터분할은 클러스터 수와 중심의 초기값 선택에 의해 민감하게 변동하는 문제점이 발생할 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 Pedrycz에 의해 제안된 퍼지 균등화[4] 방법과 적응적 탐색과 학습 및 최적화를 통한 공학적인 문제의 해결에 많이 응용되는 유전알고리즘[5]에 근거한 TSK 퍼지 추론 시스템에서의 퍼지규칙의 자동추출에 대하여 다룬다. 여기서, 퍼지 균등화 방법은 확률 밀도함수에 의해 소속함수를 생성하고 유전 알고리즘은 퍼지 균등화에 의해 생성된 각 입력 소속함수에 대해 타당한 공간분할을 하여 퍼지 규칙을 추출한다. 이렇게 함으로서 입력공간의 그리드 분할로 인해 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제점을 해결할 수 있다. 이렇게 제안된 방법을 간단한 예제와 Box-Jenkins의 가스로 데이터의 모델링[6]에 적용하여 유용성을 설명한다.

II. 퍼지 균등화와 GA에 의한 TSK 퍼지 시스템

2.1 퍼지 균등화(FE)

먼저, 퍼지 균등화는 임의의 전체공간 X 가 주어지고 이 공간상에서 취득된 수치데이터가 있을 경우, 이들로부터 확률분포 함수를 구한 후 전체공간 X 에서 이들을 적절히 표현할 수 있는 소속함수들을 원하는 개수만큼 체계적으로 만들어 낼 수 있는 기법이다.

이러한 퍼지 균등화 이론은 Zadeh교수에 의해 정의된 퍼지 사건[7]의 개념에 기인한다. 기존의 확률개념에서 사용되는 사건(crisp event)의 개념에서는 A 라는 사건과 이의 확률분포함수 $p(x)$ 가 주어졌을 경우 사건 A 의 확률은 다

음과 같이 구해진다.

$$P(A) = \int_A p(x) dx \quad (1)$$

그러나, 만약 사건 A 에 대하여 확률분포함수 $p(x)$ 와 더불어 소속함수 $A(x)$ 값이 주어진 퍼지사건일 경우의 확률은 아래와 같이 주어진다.

$$P(A) = \int_X A(x)p(x) dx \quad (2)$$

위와 같은 개념에 기초하여 전체공간 X 에 대하여 확률밀도함수 $p(x)$ 가 주어져 있을 때, 이 공간을 퍼지 집합 $\{A_1, A_2, \dots, A_G\}$ 로 나누는 퍼지사건을 정의한다고 하자. 그러면, 이때, 가장 바람직한 분할 방법은 다음과 같이 각각의 퍼지사건의 확률이 같도록 아래와 같이 균등화하는 방법이다.

$$P(A_1) = P(A_2) = \dots = P(A_G) = \frac{1}{G} \quad (3)$$

위의 개념을 적용하면 그림 1과 같이, 데이터가 많은 부분에서는 조밀한 소속함수의 값을 갖고 그 반대의 경우에는 듬성한 소속함수의 배치를 갖게 되어, 우리의 직관과도 잘 일치함을 알 수 있다.

퍼지 균등화 알고리즘(참고문헌[4]참조)에 의해서 그림 2와 같이 소속함수를 생성할 수 있다.

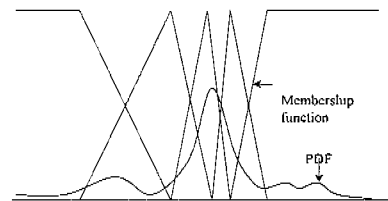


그림 1. 퍼지 균등화의 해석

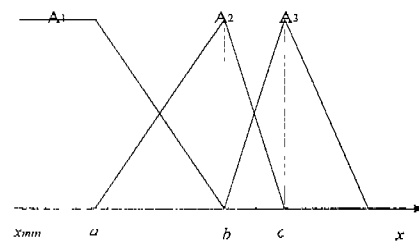


그림 2. 퍼지 균등화의 개념

2.2 유전알고리즘(GA)

유전 알고리즘은 자연 세계의 진화 과정을 컴퓨터상에서 시뮬레이션함으로써 복잡한 실제 세계의 문제를 해결하고자 하는 계산 모델로서 John Holland에 의해 1975년에 개발된 전역적인 최적화 알고리즘이다. 유전 알고리즘은 자연 선택의 원리와 자연계의 생물학에 기본 이론을 두며 병렬적이고 전역적인 탐색 알고리즘으로서, 모든 생물은 주어진 다양한 환경속에 적응함으로써 살아남는다는 Darwin의 적자생존(Survival of the Fitness)의 이론을 기본 개념으로 한다. 유전 알고리즘은 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료 구조로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 만들어 낸다. 각각의 가능한 해를 하나의 개체(Individual)로 보며 이들의 집합을 개체군 또는 집단(Population)이라 한다.

컴퓨터 언어로 표현하기 간단하고, 최적점이 존재하는 공간에 특별한 가정을 필요로 하지 않는다.

유전자 알고리즘의 장점은 목적함수의 변수를 조작하지 않고 Bit string으로 변화하여 최적화를 수행하며, 최적점 탐색을 한번에 하나가 아닌 여러 곳에서 동시에 탐색이 가능하고, Fitness 값만을 사용하므로 미분계수나 기타의 정보를 필요로 하지 않으며, 확률론적인 지식을 이용한다는 것이다.

여기서 유전자 알고리즘의 기본적인 연산자들은 다음과 같다. 복제는 그들의 목적함수값에 의해 다음 세대로 복제가 되는 과정이다. 한 세대에서의 평가가 끝나면 다음 세대로의 정해진 규칙에 의해 복제되어 진다. 교배는 한 세대에서 각 유전자들간의 특성을 서로 바꿈으로서 다음 세대에서 더 좋은 특성을 기대하는 것이다. 돌연변이는 유전자들이 지역적 최소점에 빠지는 것을 방지하는 등의 역할을 한다.

또한, 최상위의 두 개체는 항상 다음 세대에 유전자를 전달하고 최하위의 개체는 도태되는 비교적 강한 선택 메커니즘인 엘리트 선택방법을 채택한다. 이러한 Elitist이론은 유전 알고리즘 탐색 결과의 수렴성을 보장하기 위한 확실한 방법으로 알려져 있다.

2.3 FE와 GA에 의한 퍼지 시스템 생성

FE와 GA에 의해 생성하고자 하는 TSK 퍼지 시스템의 규칙은 다음과 같다.

$$R^i : \text{If } x \text{ is } A_i, \text{ and } y \text{ is } B_i, \\ \text{then } f_i = p_i x + q_i y + r_i \quad (4)$$

여기서 x 와 y 는 입력이고 A_i, B_i 는 언어적 변수이며 $\{p_i, q_i, r_i\}$ 는 결론부 파라미터이다.

여기서 전제부 파라미터는 FE에 의해 고정되고 결론부 파라미터는 전제부 소속함수가 생성되면 최소자승법에 의해 추정되어진다. 따라서 GA는 입력공간 분할영역을 탐색하여 타당한 퍼지 규칙을 선정한다. 적합함수는 모델형성에 사용되는 학습데이터와 모델 검증에 사용되는 검증데이터를 모두 고려하여 다음 식(5)과 같이 표현한다.

$$f = \frac{1}{w_1 * MSE_{trn} + w_2 * MSE_{chk}} \quad (5)$$

여기서 w_1, w_2 은 가중치, Mse_{trn} 학습데이터에 대한 오차이며 Mse_{chk} 는 검증데이터에 대한 오차이다.

III. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안된 퍼지 균등화와 유전알고리즘을 이용하여 Box-Jenkins의 가스도 데이터의 모델링에 적용하여 유용성을 알아본다.

Box-Jenkins 가스도에서의 가스 흐름을 $u(t)$ 와 이산화탄소 농도 $y(t)$ 시계열 데이터인 296개의 쌍이 사용된다. 본 논문에서는 이전의 다른 논문에서 사용된 입력 $y(t-1)$ 와 $u(t-4)$ 으로 선택하고 출력변수는 $y(t)$ 를 선택하였다.

학습데이터와 검증데이터에 대한 데이터 분포도는 그림3에 나타내어진다. 각 입력의 히스토그램과 퍼지 균등화에 의해 생성된 소속함수는 그림4, 5, 6에 각각 나타내어진다. 그림 7은 세대에 따른 적합도값을 보여주고 있으며 그림 8은 GA에 의해 최종적으로 얻어진 11개의 퍼지 규칙이다. 그림 9와 그림 10은 각각 학습데이터와 검증데이터에 대해서 실제 출력값과 제안된 방법에 의한 모델의 출력 값을 비교하고 있으며 MSE(mean square error)는 각각 0.1175, 0.3184으로 적은 규칙으로도 작은 오차를 보임을 알 수 있다.

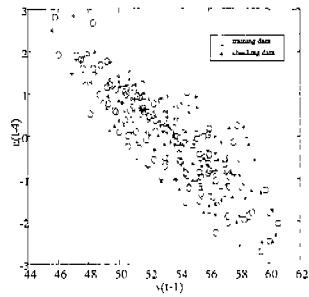


그림 3. 데이터의 분포도

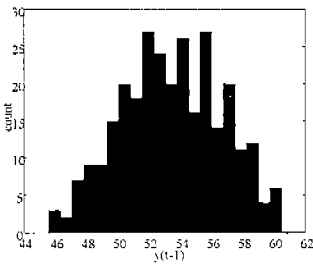


그림 4. $y(t-1)$ 의 히스토그램

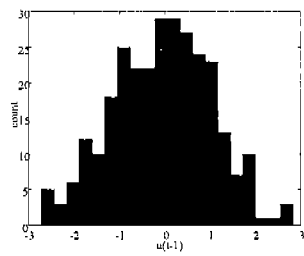


그림 5. $u(t-1)$ 의 히스토그램

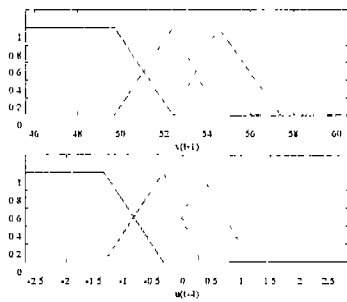


그림 6. FE에 의한 소속함수 생성

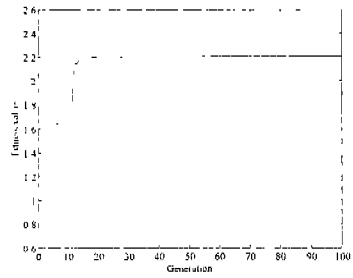


그림 7. 세대에 따른 적합도 값

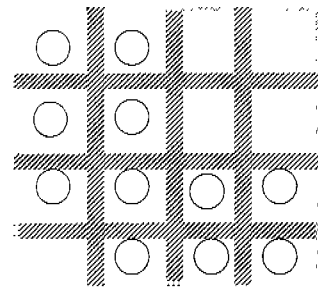


그림 8. GA에 의한 규칙선택

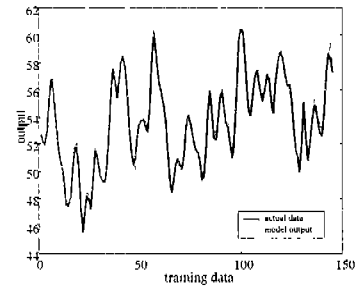


그림 9. 학습데이터에 대한 결과

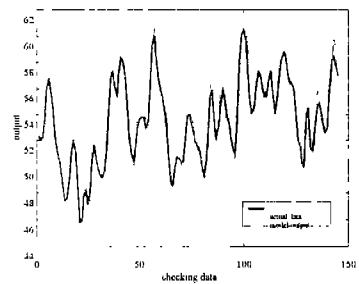


그림 10. 검증데이터에 대한 결과

IV. 결론

본 논문은 퍼지 균등화 알고리즘과 유전알고리즘을 이용하여 TSK 퍼지 추론시스템에서의 소속함수와 퍼지 규칙을 생성하였다. 퍼지 균등화에 의해서 각 입력 소속함수를 생성하고 유전알고리즘에 의해 입력 공간 분할을 하여 타당한 퍼지 규칙을 생성하였다. 여기서 결론부 파라미터는 최소자승법에 의해 유전알고리즘 안에서 추정된다. 이렇게 제안된 방법은 그리드 분할에 의해 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제점을 해결할 수 있었고, 퍼지 균등화에 의한 초기모델에 의해 최적의 값에 빨리 수렴할 수 있었다.

시뮬레이션의 예로서 Box-Jenkins 가스로 데이터의 모델링에 적용하여 적은 규칙으로도 오차가 적음을 알 수 있었다.

감사의 글 : 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(2000-1-51200-001-2) 지원으로 수행되었음.

IV. 참고문헌

- [1] M. Sugeno, T. Yasukawa, "A fuzzy-logic based approach to qualitative modeling", *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, Vol. 3, No. 1, pp. 7-31, 1993.
- [2] J. S. R. Jang, C. T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing : A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence", Prentice Hall, 1997.
- [3] C. C. Wong, C. C. Chen, "A clustering-based method for fuzzy modeling", *IEICE Trans. Inf. and Syst.*, Vol. E82-D, No. 6, pp. 1058-1065, 1999.
- [4] W. Pedrycz, "Fuzzy equalization in the construction of fuzzy sets", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 119, pp. 329-335, 2001.
- [5] I.F.Chung, C.J.Lin, C.T.Lin, "A GA-based fuzzy adaptive learning control network", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 112, pp. 65-84, 2000.
- [6] M.G.Chun, K.C.Kwak, J.W.Ryu, W.Pedrycz "A fuzzy rule extraction method for ANFIS

using CFCM and fuzzy equalization", *Journal of Adavanced Computational Intelligence*, Vol.4, No. 5, 2000.

[7] L.A.Zadeh, "Probability measures of fuzzy events", *Journal of Math. Analysis and Application*, Vol. 22, pp.421-427, 1968.