

Type-2 퍼지 논리 시스템의 시계열 예측 공정으로 응용

백진열, 오성관, 김현기
수원대학교 전기공학과

Application of Type-2 Fuzzy Logic System to Forecasting Time-Series Process

Jin-Yeol Baek, Sung-Kwan Oh, Hyun-Ki Kim
Dept. of Electrical Engineering, The University of Suwon

Abstract - 본 논문에서는 시계열 예측 공정의 모델링을 위해 Type-2 퍼지 논리 집합을 이용하여 불확실성 문제를 다룬다. 기존의 Type-1 퍼지 논리 시스템(Fuzzy Logic System, FLS)은 외부의 노이즈와 같은 불확실성에 민감한 단점이 있다. 그러나 Type-2 퍼지 논리 시스템은 불확실한 정보까지 멤버십 함수로 표현함으로써 효과적으로 취급할 수 있다. 여기서 불확실한 정보를 표현하기 위해 규칙의 전·후반부 멤버십 함수로 삼각형 형태의 Type-2 퍼지 집합을 사용한다. 전반부의 경우 HCM 클러스터링을 사용하여 입력 데이터를 간의 거리를 중심으로 멤버십 함수를 정의하고, 후반부는 입자 군집 최적화(Particle Swarm Optimization) 알고리즘으로 멤버십 함수의 정점을 동조한다. 제안된 모델은 표준 모델 평가에 주로 사용되는 가스로 시계열 데이터를 적용하고, 목적 데이터로 노이즈에 영향 받은 데이터를 사용하여 수치적인 예를 보인다.

에서는 "Type-reducer"라는 새로운 연산이 필요함을 알 수 있다.

1. 서 론

퍼지 논리 시스템의 멤버십 함수와 규칙의 구조는 불확실성이 존재하는 언어적 정보 또는 수치적 데이터를 바탕으로 설계된다. 기존의 Type-1 퍼지 논리 시스템의 멤버십 함수는 외부의 노이즈와 같은 불확실성을 표현하는데 한계가 있다. 그러나 Zadeh[1]에 의하여 소개된 Type-2 퍼지 집합에 기초한 Type-2 퍼지 논리 시스템은 이러한 불확실한 정보를 멤버십 함수로 표현함으로써 불확실성을 효율적으로 취급할 수 있다. Type-2 퍼지 논리 집합[2]은 Mendel등에 의하여 General Type-2 퍼지 논리 집합[3]과 Interval Type-2 퍼지 논리 집합[4]으로 구체화 되었으며, 현재 활발한 연구[5][6]가 진행 중이다.

따라서 본 논문에서는 비선형 모델의 설계를 위해 Interval Type-2 퍼지 논리 집합을 이용한 Type-2 퍼지 논리 시스템을 설계하여 불확실성의 변화에 대한 비선형 모델의 성능을 비교한다. 여기서 규칙 전·후반부의 멤버십 함수로 Interval Type-2 퍼지 논리 집합을 사용하고, 전반부 멤버십 함수의 중심결정에는 C-means 클러스터링 알고리즘을, 후반부의 경우 입자 군집 최적화[7](Particle Swarm Optimization) 알고리즘으로 동조한다. 마지막으로 비선형 모델 평가에 대표적으로 사용되는 Box-Jenkins의 가스로 시계열 데이터[8]를 제안된 모델에 적용하고, 목적 데이터에 인위적인 노이즈가 포함되었을 경우 불확실성의 변화에 따른 Type-2 퍼지 논리 시스템의 근사화 능력을 기존의 Type-1 퍼지 논리 시스템과 비교한다.

2. Interval Type-2 퍼지 논리 시스템

2.1 Type-2 퍼지 논리 집합

Type-1 퍼지 논리 집합의 멤버십 grade는 crisp 값으로 이루어져 있다. 반면에 Type-2 퍼지 논리 집합의 멤버십 grade는 Type-1 퍼지 집합으로 구성되어 Type-2 퍼지 집합을 "퍼지 속의 퍼지 집합"이라고 부른다. Type-2 퍼지 집합은 두 가지 형태를 갖으며, General Type-2 퍼지 논리 시스템은 Secondary MF grade가 퍼지 집합을 갖는 형태로 계산 과정이 복잡하며 Secondary 멤버십 함수의 구조를 결정하기 어렵다는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 Secondary 멤버십 함수의 grade가 '1' 값만을 갖는 Interval Type-2 퍼지 논리 시스템을 다룬다. 식 (1)은 General Type-2 퍼지 논리 집합을, 식 (2)는 Interval Type-2 퍼지 논리 집합을 표현한 것이다.

$$\begin{aligned} \bar{A} &= \int_{x \in X} \mu_{\bar{A}}(x)/x \\ &= \int_{x \in X} \left(\int_{u \in J_x} f_x(u)/u \right) dx \quad J_x \subseteq [0, 1] \end{aligned} \quad (1)$$

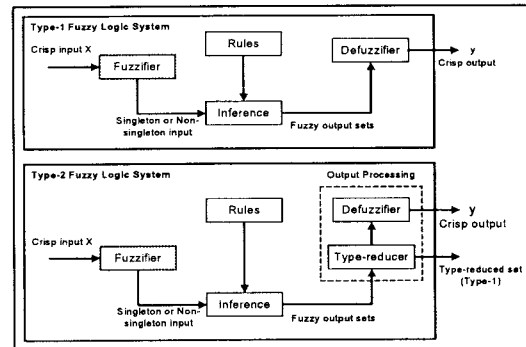
$f_x(u)$: the secondary membership function

J_x : the primary membership of x which is the domain of the secondary membership function

$$\bar{A} = \int_{x \in X} \left(\int_{u \in J_x} 1/u \right) dx \quad (2)$$

2.2 Interval Type-2 퍼지 추론 시스템

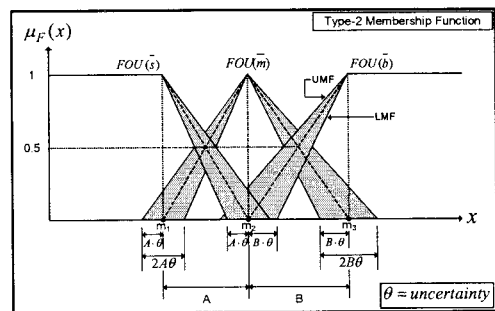
그림 1은 Type-1 FLS와 Type-2 FLS를 비교한 그림이다. Type-2 FLS



〈그림 1〉 Type-1 FLS와 Type-2 FLS 비교

2.2.1 불확실성을 갖는 멤버십 함수의 설계

그림 2는 삼각형 형태의 Type-2 멤버십 함수를 표현한 그림으로 Type-2의 경우 정점을 기준으로 동일한 거리 만큼의 불확실성을 갖는다. 여기에서 불확실성의 크기는 정점과 정점 사이 거리의 일정 비율(θ)만큼을 갖도록 하여 입력 데이터의 불확실성을 표현 할 수 있도록 설계하였다.



〈그림 2〉 Type-2 멤버십 함수의 설계

2.2.2 추론부 (Inference Engine)

Interval Type-2 퍼지 집합은 UMF(Upper Membership Function)과 LMF(Lower Membership Function)으로 구성되어 있으며, 이는 모든 계산 과정의 간소화에 중요한 역할을 한다. 멤버십 함수 $\mu_{\bar{F}_i}(x_k)$ 에서 $\mu_{F_i}(x_k)$ 와 $\bar{\mu}_{F_i}(x_k)$ 를 $\mu_{F_i}(x_k)$ 에 대한 Lower와 Upper 멤버십 함수라 하면, Secondary 멤버십 함수는 식 (3)으로 표현된다.

$$\mu_{\bar{F}_i}(x_k) = \int_{w^l \in [\underline{\mu}_{F_i}(x_k), \bar{\mu}_{F_i}(x_k)]} 1/w^l \quad (3)$$

입력에 대한 l 번째 규칙의 전반부 연산 결과는 식 (4)와 같다.

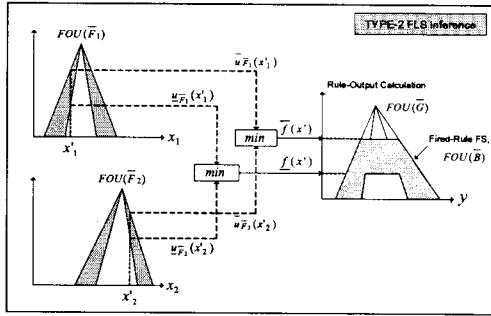
$$F^l(x) = [f^l(x), \bar{f}^l(x)] \equiv [f^l, \bar{f}^l] \quad (4)$$

여기에서,

$$f^l(x) = \mu_{F_1}(x_1) \star \dots \star \mu_{F_i}(x_i) \quad (5)$$

$$\bar{f}^l(x) = \bar{\mu}_{F_1}(x_1) \star \dots \star \bar{\mu}_{F_i}(x_i) \quad (6)$$

\star is T-norm operator



〈그림 3〉 Type-2 퍼지 논리 시스템의 추론

따라서, 규칙 l 번째에 대한 fired interval set은 식(7)로 표현되며,

$$\mu_{\bar{B}}(y) = \int_{y \in \mathbb{Y}} \left[\prod_{i=1}^n \mu_{\bar{F}_i}(x_i) \cdot \bar{f}^l(x) \right] \cdot \mu_{\bar{G}}(y) \cdot 1/b^l \quad (7)$$

모델의 최종 출력 집합은 식 (8)로 정리된다. 그림 3은 Type-2 퍼지 논리 시스템의 추론을 표현한 것이다.

$$\mu_{\bar{B}}(y) = \int_{y \in \mathbb{Y}} \left(\prod_{i=1}^n \left(\mu_{\bar{F}_i}(x_i) \cdot \bar{f}^l(x) \right) \cdot \mu_{\bar{G}}(y) \right) \cdot 1/b^l \quad (8)$$

2.3 Centroid of Set(COS) Type Reducer

식 (8)에서 얻어지는 모델의 출력은 Type-1 퍼지 집합의 형태를 갖는다. 따라서 crisp한 출력값을 얻기 위해 "Type reduction" 이라는 새로운 연산 과정이 필요하다. 본 논문에서는 규칙 후반부 멤버십 함수의 최소 가중 평균 무게 중심과 최대 가중 평균 무게 중심을 결정하는 COS Type reducer를 사용한다. 여기에서 Type-2 퍼지 논리 집합의 최대·최소 무게 중심 결정에는 Karnik와 Mendel이 제안한 KM 알고리즘[9]을 이용한다.

Step-1) : KM 알고리즘을 이용하여 각 규칙 후반부 멤버십 함수의 최소 무게 중심과 최대 무게 중심 $[y_l^i, \bar{y}_l^i]$ 을 구한다.

Step-2) : 각 규칙에 대한 fired set, $[f^i, \bar{f}^i]$ 을 구한다.

Step-3) : KM 알고리즘을 이용하여 y_l^i 의 최소 가중 평균 무게 중심(식 9)과 \bar{y}_l^i 의 최대 가중 평균 무게 중심(식10)을 구한다.

$$y_l(x) = \sqrt{f^i} \in [f^i, \bar{f}^i] \left(\frac{\sum_{j=1}^M y_j^i f_j^i}{\sum_{j=1}^M f_j^i} \right) \quad (9)$$

$$\bar{y}_l(x) = \sqrt{\bar{f}^i} \in [f^i, \bar{f}^i] \left(\frac{\sum_{j=1}^M y_j^i \bar{f}_j^i}{\sum_{j=1}^M \bar{f}_j^i} \right) \quad (10)$$

2.4 비퍼지화기 (Defuzzifier)

식 (9)에 구한 모델의 최소 출력과 식(10)에서 얻은 모델의 최대 출력의 평균을 취하여 최종 모델 출력값을 얻는다.

$$y(x) = \frac{y_l + \bar{y}_l}{2} \quad (11)$$

2.5 멤버십 함수의 정점 결정

규칙의 전반부 멤버십 함수의 정점 결정에는 데이터들 간의 euclidean distance를 기준으로 중심을 결정하는 C-means 클러스터링 알고리즘을 사용하고, 후반부의 경우 입자 군집 최적화 알고리즘을 이용한다. 초기 파라미터 값은 표 1과 같다.

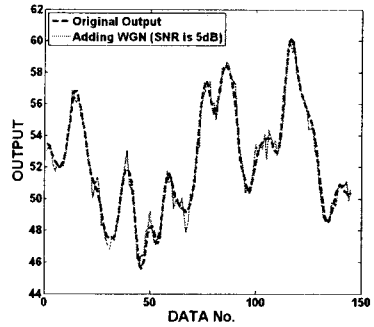
〈표 1〉 모델링을 위한 초기 파라미터들

| 파라미터 | 값 |
|-------------------------------|-------------|
| 세대 수 | 20 |
| Particle | 300 |
| 최대 이동 속도 (v_{max}) | 탐색공간의 20% |
| 관성 계수 [w_{min} w_{max}] | [0.4 0.9] |
| 가속 상수 (c_1, c_2) | 2.0 2.0 |
| 정점 탐색 공간 | [40.0 70.0] |

3. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 모델의 평가를 위해 가스로 시계열 데이터를 적용한다. 입력 $u(t)$ 는 가스 흐름율이고 출력 $y(t)$ 는 이산화탄소 농도인 1출력의 데이터 206쌍으로부터 $u(t-3), u(t-2), u(t-1), y(t-3), y(t-2), y(t-1)$ 의 6개 입력변수와 한 개의 출력변수 $y(t)$ 를 설정하고, 학습데이터로 145개의 데이터 쌍을

사용한다.



〈그림 4〉 오리지널 목적 데이터와 노이즈를 갖는 목적 데이터

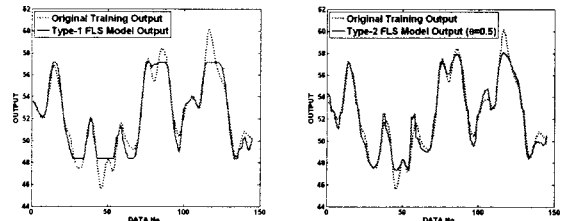
입·출력 데이터 집합 $[u(t-3), y(t-1); y(t)]$ 이외에는 그 분포가 균일하지 못하고 흩어진 분포 구조를 보여줌으로 가스로 공정의 모델링에 적합하지 못하다. 따라서 본 논문에서는 $[u(t-3), y(t-1); y(t)]$ 입출력 구조를 이용한다. 여기에서, 그림 4의 인위적인 노이즈를 갖는 목적 데이터를 사용하고, 각 입력마다 2개의 멤버십 함수를 사용하여 규칙 4개의 모델을 설계 하였다. 또한 인위적인 노이즈를 갖는 목적 데이터를 사용하여 모델을 학습하고, 학습된 모델의 출력과 노이즈를 갖지 않는 목적 데이터와의 오차를 표 2에 나타내었다.

〈표 2〉 불확실성(θ) 변화에 따른 모델의 근사화 성능(MSE) 비교

| 모델 | θ | 0.1 | 0.3 | 0.7 |
|------------|--------------------------|--------|--------|--------|
| TYPE-1 FLS | 노이즈를 갖는 목적 데이터와 모델 출력 오차 | 0.9931 | | |
| TYPE-2 FLS | 노이즈를 갖는 목적 데이터와 모델 출력 오차 | 0.9498 | 0.8201 | 0.7260 |
| | | 0.7597 | 0.6169 | 0.9077 |

4. 결론

본 논문은 데이터의 불확성을 멤버십 함수로 표현 할 수 있는 Interval Type-2 퍼지 로직 시스템을 설계하고, 실제 노이즈를 갖는 비선형 실험 데이터를 사용하여 Type-2 퍼지 로직 시스템의 우수성을 증명 하였다. 따라서, 노이즈에 취약한 실제 공정에서 보다 유연한 적용을 기대 할 수 있겠다.



〈그림 5〉 Type-1 FLS과 Type-2 FLS의 모델 출력 비교

감사의 글
본 연구는 2007년도 교육인적자원부의 지원에 의하여 한국학술진흥재단의 주관으로 수행된 연구임. (KRF-2007-313-D00710)

참고 문헌

- [1] L.A Zadeh, "The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-1," Information Sciences, vol. 8, pp. 199-249, 1975.
- [2] J.M. Mendel, "Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic System: Introduction and New Directions," Prentice-Hall, Upper-Saddle River, NJ, 2001.
- [3] J.M. Mendel, "Advances in type-2 fuzzy sets and systems," Information Sciences, vol. 177, pp.84-110, 2007.
- [4] J.M. Mendel, R.I. John, and F. Lui, "Interval type-2 fuzzy logic system made simple," IEEE Trans. on Fuzzy System, vol. 14, pp. 808-821, Dec. 2006.
- [5] S. Coupland and R.I. John, "Towards more efficient type-2 fuzzy logic system," Proc. IEEE FUZZ Conf., pp.236-241, Reno, NV, May 2005.
- [6] J.T. Starczewski, "A triangular type-2 fuzzy logic system," Proc. IEEE E-FUZZ 2006, pp.7231-7238, Vancouver, CA, July 2006.
- [7] J. Kennedy, "Minds and cultures; Particle Swarm implications. Socially Intelligent Agents", Paper from the 1997 AAAI Fall Symposium, 1997.
- [8] G.E. P. Box and F.M. Jenkins, "Time Series Analysis : Forecasting and Control 2nd ed," Holden-day, 1976.
- [9] N.N. Karnik and J.M. Mendel, "Centroid of a type-2 fuzzy set," Information Sciences, vol. 132, pp. 195-200, 2001.