

퍼지 제어규칙의 추정 및 퍼지 연관행렬의 수정화

이 태 호 박 상 배 이 균 경
경북대학교 공과대학 전자공학과

Fuzzy System Identification and Modification of Fuzzy Relation Matrix

Tae Ho Lee Sang Bae Park Kyun Kyung Lee
Dept. of Electronics Eng.
Kyung Pook National University

ABSTRACT

This paper proposes an algorithm of fuzzy model modification which improves fuzzy relation matrix for multi-input/single output dynamic systems. Zadeh's possibility distribution plays an important role in the proposed algorithm and in the use of fuzzy models which are constructed by the proposed algorithm. The required computer capacity and time for implementing the proposed algorithm and resulting models are significantly reduced by introducing the concept of the referential fuzzy sets. A nonlinear system is given to show that the proposed algorithm can provide the fuzzy model with satisfactory accuracy.

1. 서론

시스템을 안다는 것은 시스템과 그 환경과의 상호관계 즉 입, 출력 관계를 이해하는 것으로 시스템에 대한 모델링은 그 시스템의 입, 출력 관계를 비선형함수로 근사화시키는 문제로 볼 수 있다.

실제적인 많은 비선형, 시변 특성을 가지는 복잡한 시스템을 구현하는데 있어서 시스템의 목적이나 여러가지 제한 조건에 따른 물리적인 메카니즘이 명확하지 않을 때 정확한 수학적 표현에 의한 모델로는 만족스런 결과를 줄 수 없는 경우가 많다. 그러한 경우에 언어적 개념을 수치화한 퍼지 집합이론[1]을 도입한 퍼지 모델은 어떠한 적절한 방법에 의해 시스템의 불확실성을 표현하는데 이용되어 퍼지 집합이론의 주요한 관심 분야가 되어 왔다.

시스템 추정을 위한 퍼지 모델에 대한 표현 방식으로써 퍼지 관계시스템(fuzzy relational system) 즉, 퍼지 관계식에 의한 퍼지 시스템은 시스템에 대한 퍼지 특성을 반영함으로써 퍼지 모델 추정에 관한 광범위한 연구 대상이 되었다. 이러한 방법에 의한 모델링은 크게 두가지 방식으로 나눌 수 있는데 그 첫째가 퍼지 결합연산자(composition operation)에 따라 퍼지 관계식의 해를 구하는 것[2,3]인데 이것은 이론적으로는 명확하지 않거나 해가 유일하지 않거나 심지어 존재하지 않는 경우도 있어 적용에 어렵고 실제 응용 사례도 거의 찾기 힘들다. 두번째는 언어적 표현 방식에 의한 접근 방식[4,5]으로 여러개의 퍼지 추론 규칙으로 퍼지 모델을 표현하는 것으로 샘플된 데이터로부터 이러한 규칙을 결정하는 것이 모델 추정의 절차가 되며 이와같은 언어적 표현 방식에 의한 모델 추정은 퍼지 연관행렬 형태[6,7]로 표현될 수 있으며 언어적인 변수에 의한 참조 퍼지 집합의 개념을 도입 논리 영역내 요소의 묶음별 관계를 나타내어 상당히 많은 규칙의 수를 줄일 수 있게 되었다. 모델의 정확도 즉 성능은 규칙수와 밀접한 관계가 있어 참조 퍼지 집합의 수에 많은 영향을 받게 되지만 주어진 규칙내에 데이터 각각에 의해 주어지는 규칙의 상호 작용에 의해서도 많은 영향을 받게 된다.

본 연구에서는 매우 많은 제어규칙을 줄이는 방법의 일환으로 사용된 참조 퍼지 집합의 개념과 Zadeh의 조건 가능 분포에 근거한 퍼지 연관행렬 형태의 퍼지 시스템에 대해 주어진 규칙내에서 연관행렬의 멤버십을 수정함으로써 데이터간 제어규칙에 의한 상호 작용으로 인한 모델의 영향을 줄여 퍼지 모델의 성능을 향상시키는 알고리즘을 제시하고 제시한 알고리즘을 비선형 특성을 가지는 시스템에 적용 제시된 성능 평가 지수를

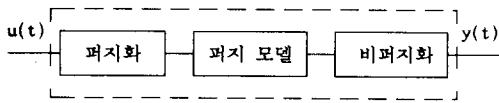


그림 1. 기본적인 퍼지 모델

Fig. 1. Configuration of basic fuzzy model

통해 모델의 성능을 평가 비교하였다.

2. 퍼지 모델 추정(Fuzzy Model Identification)

2.1 모델 설정

기본적인 퍼지 모델은 그림 1과 같이 물리적인 값을 퍼지값으로 바꾸는 퍼지화(fuzzifier)와 그반대로 퍼지값을 물리적인 값으로 바꾸는 비퍼지화(defuzzifier)를 포함 하게된다.

n개의 입력과 하나의 출력을 가지는 MISO 시스템에 대한 일반적인 형태의 퍼지 모델은 다음의 식(1)과 같이 표현된다.

$$y(t) = x_1(t) \circ x_2(t) \circ \dots \circ x_n(t) \circ R \quad (1)$$

여기서 $y(\cdot)$ 은 출력, $x_1(\cdot), \dots, x_n(\cdot)$ 은 입력을 나타내고 R은 입력과 출력사이의 퍼지 연관(fuzzy relation)을 나타낸다. 그리고 \circ 는 퍼지 결합연산자(fuzzy composition operator)를 나타낸다.

위와 같은 퍼지 모델에서 참조 퍼지 집합(referential fuzzy set)의 개념을 도입하게 되면 퍼지 연관 R은 각 입력 변수의 논리 영역(universe of discourse)에 대한 각각의 요소(element)사이의 관계를 나타내는 것이 아니라 논리 영역에 정의된 언어적인 변수사이의 관계를 나타내게 되는 것이다.

2.2 참조 퍼지 집합(referential fuzzy set)의 결정

참조 퍼지 집합은 다음의 식(2)와 같이 표현된다. 여기서 Y, X_1, \dots, X_n 은 입,출력에 대한 각각의 논리 영역(universe of discourse)을 나타내고 y, x_1, \dots, x_n 은 각 논리 영역의 요소를 나타낸다.

$$\begin{aligned} A_{11}, \dots, A_{1r} &\in F(X_1) \\ A_{n1}, \dots, A_{nr} &\in F(X_n) \\ B_1, \dots, B_r &\in F(Y) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 $F(\cdot)$ 은 퍼지 집합을 나타내고 각각의 변수에 대해 r개의 참조 퍼지 집합을 가진다.

참조 퍼지 집합은 언어적인 의미를 가진다. 예를 들면 X_1 이

온도에 대한 것이라면 A_{11} 은 낮은 온도, $A_{1i}(1 < i < r)$ 는 중간 온도, 그리고 A_{1r} 은 높은 온도와 같이 해석 될 수 있다.

각각의 참조 퍼지 집합은 멤버십 함수에 의해 다음의 식(3)과 같이 특성화된다.

$$\begin{aligned} A_{ij}(x_i): X_i &\rightarrow [0, 1], \quad i=1, n, \quad j=1, r \\ B_j(y): Y &\rightarrow [0, 1], \quad j=1, r \end{aligned} \quad (3)$$

모든 참조 퍼지 집합은 다음과 같은 3가지 조건 즉, 정규(normal), 컨벡스(convex) 그리고 컴플리트니스(completeness) 조건을 만족해야 한다. 여기서 정규(normal)조건은 퍼지 집합의 멤버십에 대한 최고값이 1이 되어야 한다는 것으로 다음의 식(4)와 같다.

$$\exists x \in X \quad \sup_x A(x) = 1 \quad (4)$$

컨벡스(convex)조건은 다음의 식(5)를 만족해야 하는 것이다.

$$\begin{aligned} A[\lambda x_1 + (1-\lambda)x_2] &\geq \min[A(x_1), A(x_2)], \\ \lambda &\in [0, 1], \quad x_1, x_2 \in X \end{aligned} \quad (5)$$

그리고 컴플리트니스(completeness)조건은 각각의 요소에 대해서 멤버십 값이 0보다 큰 퍼지 집합이 존재해야 한다는 조건으로 다음의 식(6)과 같이 표현된다.

$$\forall x \in X, \exists j \in \tilde{r} \quad A_j(x) > 0, \quad j=1, r \quad (6)$$

여기서 $\tilde{r} \equiv \{1, 2, \dots, r\}$ 이고 이러한 참조 퍼지 집합의 수와 모양은 경험과 실험에 의존하여 결정하게 된다. 일반적으로 r이 증가함에 따라서 모델의 정확도는 증가하는 반면 더 많은 메모리와 CPU 계산 시간을 요구하게 된다.

이러한 참조 퍼지 집합을 결정하는 방법으로는 통계적인 방법(statistic method), 클러스터링(clustering), 주관적인 방법(subjective method)등이 있으나 주로 주관적인 방법에 의존하여 퍼지 집합을 결정하는 경우가 많은데 이것은 조건을 쉽게 만족시킬 수 있기 때문이다.

2.3 추정 알고리즘 (Identification Algorithm)

모델의 추정은 시스템에 대한 입, 출력 데이터를 사용하여 퍼지 연관행렬 R을 결정하는 것이다. 여기서 퍼지 연관행렬은 참조 퍼지 집합의 개념을 도입함으로써 논리 영역상의 각 요소사이의 관계를 나타내는 것이 아니라 논리 영역상에 정의된 각각 퍼지 집합 사이의 관계를 나타내는 것으로 형식과 의미에서 많은 차이를 가져 온다

R의 멤버십을 $R(s_1, \dots, s_n, s)$ 이라 할 때 이것은 퍼지 집합 $A_{1s_1}, \dots, A_{ns_n}, B_s$ ($s_1, \dots, s_n, s=1, r$)사이의 관계를 나타낸다.

퍼지 연관행렬 형태의 모델을 만들기 위한 일반적인 방법 [6](알고리즘 A1)은 다음과 같다.

1) 각각의 퍼지 참조 집합(reference fuzzy set)에 대해서 k 번째(k=1,N) 데이터 $[x_1(k), \dots, x_n(k), y(k)]$ 가 주어져 있을 때 데이터의 참조 퍼지 집합에 대한 타당성은 가능성 분포(possibility distribution)로써 계산된다.

$$\begin{aligned}
 P_{1j}(k) &\equiv \text{poss}(A_{1j} | x_1(k)) \\
 &= \sup_x \min [A_{1j}(x_1), X_1(k, x_1)] \\
 &\vdots \\
 P_{nj}(k) &\equiv \text{poss}(A_{nj} | x_n(k)) \\
 &= \sup_{x_n} \min [A_{nj}(x_n), X_n(k, x_n)] \\
 P_j(k) &\equiv \text{poss}(B_j | y(k)) \\
 &= \sup_y \min [B_j(y), Y(k, y)], \quad j=1, r \quad (7)
 \end{aligned}$$

여기서 $X_i(k, x_i)$ 는 $x_i(k)$ 의 멤버십을 나타낸다.

2) 다음과 같이 가능성 분포벡터를 만든다.

$$\begin{aligned}
 P_{x_1}(k) &\equiv [P_{11}(k), \dots, P_{1r}(k)] \\
 &\vdots \\
 P_{x_n}(k) &\equiv [P_{n1}(k), \dots, P_{nr}(k)] \\
 P_y(k) &\equiv [P_1(k), \dots, P_r(k)], \quad k=1, N \quad (8)
 \end{aligned}$$

k번째 데이터에 대한 연관행렬 R_k 는 다음의 식(9)와 같이 만들어 진다.

$$R_k = P_{x_1}(k) \times \dots \times P_{x_n}(k) \times P_y(k) \quad (9)$$

여기서 \times 는 카테션 곱(Cartesian product)를 나타내는데 최대-최소 합성법(max-min composition)을 사용할 경우는 최소(min)를 최대-곱 합성법(max-product composition)의 경우는 곱(product)을 나타낸다.

그러므로 최대-최소 합성법의 경우 R_k 는 다음과 같다.

$$R_k(s_1, \dots, s_n, s) = \min[P_{1s_1}(k), \dots, P_{ns_n}(k), P_s(k)] \quad s_1, \dots, s_n, s \in \tilde{r} \quad (10)$$

그리고 최대-곱 합성법이 적용되면 R_k 는 다음과 같이 구해진다

$$R_k(s_1, \dots, s_n, s) = P_{1s_1}(k) \cdot \dots \cdot P_{ns_n}(k) \cdot P_s(k) \quad s_1, \dots, s_n, s \in \tilde{r} \quad (11)$$

3) 최종적인 연관행렬 R은 다음과 같이 만들어 진다.

$$R = \bigcup_{k=1}^N R_k \quad (12)$$

여기서 \bigcup 는 논리합 연산(union operation)을 나타내는 것으로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$R(s_1, \dots, s_n, s) = \bigvee_{k=1}^N R_k(s_1, \dots, s_n, s), \quad s_1, \dots, s_n, s \in \tilde{r} \quad (13)$$

여기서 \bigvee 는 최대(max) 연산을 나타낸다.

즉, 최종적인 퍼지 연관행렬은 각각 데이터에 대한 연관행렬에 대해 전체적으로 최대 연산을 취함으로써 구해지게 된다.

이와 같은 모델에서 연관행렬 각 요소는 하나의 제어규칙을 형성하게 되는데 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 \text{만약 } (x_1(t)=A_{1s_1} \text{ 그리고 } \dots \text{ 그리고 } x_n(t)=A_{ns_n}) \text{ 이면} \\
 \text{poss}(B_s | y(t)) = R(s_1, \dots, s_n, s), \quad s_1, \dots, s_n, s \in \tilde{r} \quad (14)
 \end{aligned}$$

2.4 추론(inference)과 비퍼지화(defuzzification)

퍼지 연관행렬 R과 입력 $x_1(k), \dots, x_n(k)$ 가 주어져 있을 경우 모델의 출력 $\hat{y}(k)$ 를 구하는 과정으로 다음과 같다.

먼저 입력 $x_1(k), \dots, x_n(k)$ 에 대해서 각각 변수의 논리 영역에 주어져 있는 참조 퍼지 집합(A_1, A_2, \dots, A_n)과의 유사성 즉, 가능성 분포에 대한 벡터($P_{x_1}(k), P_{x_2}(k), \dots, P_{x_n}(k)$)를 구한다.

P_x 를 다음의 식(15)와 같이 정의 한다.

$$P_x(s_1, \dots, s_n) \equiv \min[P_{1s_1}(k), P_{2s_2}(k), \dots, P_{ns_n}(k)] \quad s_1, \dots, s_n \in \tilde{r} \quad (15)$$

이때 추론되는 출력의 벡터는 다음과 같다.

$$P_y'(k) = [P_{y_1}', \dots, P_{y_r}'] \quad (16)$$

$$\begin{aligned}
 \text{여기서 } P_{ys'}(k) = \max_{s_1} \dots \max_{s_n} \min \\
 [R(s_1, \dots, s_n, s), P_x(s_1, \dots, s_n)] \\
 s_1, \dots, s_n, s \in \tilde{r}
 \end{aligned}$$

이상은 최대-최소 합성법의 경우에 해당 하며 최소-곱 합성법의 경우는 최소(min)가 곱(product)으로 대체된다.

이와같이 해서 $P_y'(k)$ 가 계산되면 $\hat{y}(k)$ 는 비퍼지화 절차에 의해 구해 질 수 있다. 비퍼지화(defuzzification)는 퍼지값을 물리적인 값으로 바꾸는 것으로 여기서는 다음과 같은 3가지 방법을 사용한다. 첫째 최대치 평균(mean of max: MOM)법으로 가장 큰 멤버십에 해당 하는 요소를 물리적인 값으로 선택하는데 최고치가 유일하지 않을 경우에는 최고치 요소의 평균을 구

해 결정하는데 다음의 식(17)과 같다.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n y_i / n, \quad y_i \in \{y \in Y \mid \max_{y \in Y} B(y) = B(y_i)\} \quad (17)$$

두번째는 무게중심(center of gravity:COG)법으로 다음과 같다

$$\hat{y} = \sum_{y \in Y} y \cdot B(y) / \sum_{y \in Y} B(y) \quad (18)$$

세번째는 가중치합 평균(weighted_sum average:WSA)법으로 다음의 식(19)과 같이 주어진다.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^r c_{y_i} \cdot B_i(y) / \sum_{i=1}^r B_i(y) \quad (19)$$

여기서 c_{y_i} 는 참조 퍼지 집합(B_1, B_2, \dots, B_r)에서 멤버 십이 1에 해당하는 요소를 나타낸다.

3. 퍼지 모델의 수정 알고리즘

연관행렬 형태의 퍼지 모델을 형성하는 일반적인 방법인 알고리즘 A1은 데이터 각각의 연관 행렬의 각 요소에 대해 데이터에 따라 최대(max)값을 취해 최종적인 모델을 구성하므로 최적화된 형태로 볼 수 없다. 그리고 이러한 연관행렬의 요소 각각이 제각기 하나의 제어규칙을 형성하고 있어 퍼지 모델은 많은 제어규칙으로 구성되지만 실제 임의의 입력에 대해 출력을 추론할 경우 제어규칙 모두가 적용되는 것은 아니다. 하나의 입력에 대해 출력을 추론할 경우 R중에서 r개의 요소만이 추론에 관계되므로 각 데이터에 대해서 r개의 요소만을 수정함으로써 모델의 성능을 향상시킬 수 있다는데 수정 알고리즘의 기본을 두고 있으며 이에 대한 것이 그림 2에 주어져 있다. 그리고 이러한 알고리즘을 요약하면 다음과 같다.

- 단계1 : 초기 연관행렬 R을 설정하고 k=0에서 시작한다.
- 단계2 : k=k+1 (k=1,N)
- 단계3 : k번째 데이터 입력($x_1(k), \dots, x_n(k)$)와 출력 $y(k)$ 에 대한 조건 가능성 벡터 P_x 와 $P_y(k)$ 를 구한다.

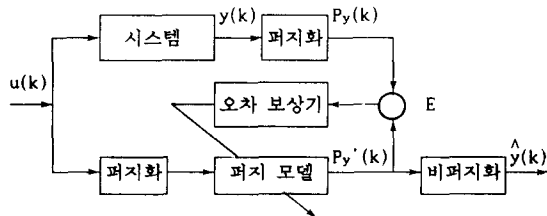


그림 2. 수정 메카니즘을 가진 퍼지 모델
Fig. 2. Configuration of modification mechanism

$$P_x(s_1, \dots, s_n) \equiv \min[P_{1s_1}(k), \dots, P_{ns_n}(k)]$$

$$s_1, \dots, s_n \in \tilde{r} \quad (20)$$

$$P_y(k) = [P_1, \dots, P_r], \quad P_i = \text{poss}(B_i | y(k)) \quad (21)$$

단계4 : 연관행렬 R과 입력($x_1(k), \dots, x_n(k)$)를 사용 추론 되는 출력 벡터 $P_y'(k)$ 를 계산 한다.

$$P_y'(k) = [P_{y_1}', \dots, P_{y_r}'] \quad (22)$$

$$\text{여기서 } P_{ys}' = \max_{s_1} \max_{s_2} \dots \max_{s_n} \min [R(s_1, \dots, s_n, s), P_x(s_1, \dots, s_n)]$$

$$s_1, \dots, s_n, s \in \tilde{r}$$

단계5 : 연관행렬 R에서 출력 벡터 $P_y'(k)$ 를 추론시 관련된 r개 요소($R(\lambda_1, \dots, \lambda_n, s), s=1, r$)를 결정한다.

$$\lambda_i = \{s_i \mid \max_{s_i} \min [R(s_1, \dots, s_n, s), P_x(s_1, \dots, s_n)]\}$$

$$i=1, n \quad s_i, s \in \tilde{r} \quad (23)$$

단계6 : k번째 출력 $y(k)$ 에 대한 가능성 분포 벡터 $P_y(k)$ 와 추론되어 나온 출력 벡터 $P_y'(k)$ 의 차이가 연관행렬에 보상되는 값이다.

$$P_e(k) = P_y(k) - P_y'(k) = [P_{e1}, \dots, P_{er}] \quad (24)$$

여기서 $P_{es} = P_{ys} - P_{ys}'$

단계7 : $E(s_1, \dots, s_n, s) = E(s_1, \dots, s_n, s) + P_{es}, s \in \tilde{r}$
단, $s_1 = \lambda_1, \dots, s_n = \lambda_n$ 일 경우

$$E(s_1, \dots, s_n, s) = E(s_1, \dots, s_n, s), \quad s \in \tilde{r} \quad (25)$$

여기서 E는 각 요소에 대한 오차의 합을 나타내는 행렬로 초기상태(k=0)에서는 0이다.

단계8 : k=N 이 아닐 경우 단계2로 간다.

$$\text{단계9 : } R'(s_1, \dots, s_n, s) = R(s_1, \dots, s_n, s)$$

$$+ a \cdot (1 / \bar{n}) \cdot E(s_1, \dots, s_n, s)$$

$$s_1, \dots, s_n, s \in \tilde{r} \quad (26)$$

여기서 \bar{n} 는 연관행렬 각 요소에 대해 추론시 선택된 수를 나타내고 a는 연관행렬 요소의 멤버십을 1보다 작은 값을 유지하기 위한 상수($0 < a \leq 1$)이다. 만약 $\bar{n}=0$ 이면 $R'(s_1, \dots, s_n, s) = R(s_1, \dots, s_n, s)$
R'는 수정된 연관행렬을 나타낸다.

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 연구에서는 퍼지 모델의 수정에 관련된 제안한 알고리즘을 다음의 식(27)과 같은 두 개의 입력과 한 개의 출력을 가지는 비선형 시스템에 적용해 보았다.

$$y(k) = 0.8 \cdot u_1(k-1) \cdot u_2(k) + 3.0 \cdot u_2(k-1) \cdot u_1(k) - u_2(k)^4 \quad (27)$$

추정을 위해 (27)식에서 50개의 데이터($u_1(k), u_2(k), y(k), k=1, 50$)를 사용하였으며 모델 추정과정은 다음과 같다.

1. 임. 출력에 대한 논리 영역($U_1, U_2, Y, u_1(k) \in U_1, u_2(k) \in U_2$).

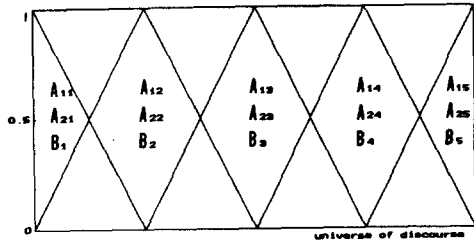


그림 3. 입, 출력 변수에 대한 멤버십 함수

Fig. 3. Membership function of input-output variable

$y(k) \in Y$ 을 결정해야 하는데 이것은 모델 추정을 위해 사용한 입, 출력 데이터의 영역을 통하여 알 수 있다.

2. 각 논리 영역에 대하여 모든 참조 퍼지 집합($A_{11}, \dots, A_{1r}, A_{21}, \dots, A_{2r}, B_1, \dots, B_r$)을 결정해야 하는데 그림 3과 같이 참조 퍼지 집합의 수(r)는 5개로 하고 삼각형 모양의 형태를 갖는 멤버십을 사용한다.

3. 모델에 대한 구조는 다음과 같다.

$$y(k) = u_1(k) \circ u_2(k) \circ R \quad (28)$$

여기서 \circ 는 퍼지 결합연산자를 나타내는 데 최대-최소와 최대-곱 합성법을 사용한다.

4. 모델에 대한 성능 평가를 위한 지수는 다음의 식(29)을 사용하였다.

$$Q \equiv \frac{1}{50} \cdot \left[\sum_{k=1}^{50} (y(k) - \hat{y}(k))^2 \right]^{1/2} \quad (29)$$

표 1. 알고리즘 A1에 의한 결과

Table 1. Simulation results of algorithm A1

Q	MOM	COG	WSA
최대-최소 합성	0.35969	0.40579	0.39187
최대-곱 합성	0.43600	0.39607	0.38974

표 2. 제안한 알고리즘에 의한 결과

Table 2. Simulation results of the proposed algorithm

Q	MOM	COG	WSA
최대-최소 합성	0.34146	0.36231	0.34414
최대-곱 합성	0.34131	0.33606	0.31057

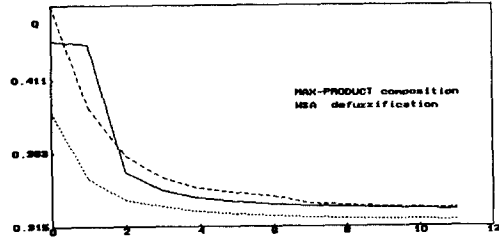


그림 4. 반복 횟수와 서로 다른 초기연관 행렬에 근거한 모델의 성능

Fig. 4. Performance of a model based upon iteration number and different initial relation matrix

표 1에는 알고리즘 A1에 의한 모델의 성능을 퍼지 결합연산자와 비퍼지화(defuzzification)방법에 따른 결과를 나타내었으며 표 2에서는 각 결합연산자에 의해 만들어진 퍼지 모델(A1)에 대해 제안한 수정 알고리즘을 적용한 결과를 나타내었다.

그림 4는 서로 다른 연관행렬을 초기 상태로 할 때의 반복 횟수에 따른 모델의 성능을 보여 주고 있다. 그림 5에는 실제 데이터에 대해 알고리즘 A1에 의한 모델의 출력을 비교하였고 그림 6에는 알고리즘 A1에 의해 구성된 모델에 대해 제안한 수정 알고리즘을 적용한 후 모델의 출력을 실제 데이터와 비교해서 나타내었다.

컴퓨터 시뮬레이션 결과 추정 알고리즘 A1에 의한 퍼지 모델 즉 참조 퍼지 집합과 조건 가능 분포를 이용한 모델 추정에 의한 모델의 성능을 제안한 수정 알고리즘을 적용하여 몇 번의 반복 횟수를 통해 모델의 성능을 상당히 개선하였다. 그리고 임의로 설정된 초기 모델에 대해서도 제안한 알고리즘을 적용하여 좋은 결과를 나타내었다.

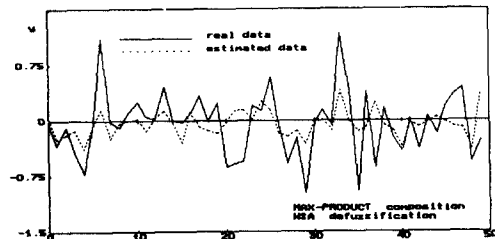


그림 5. 실제 데이터와 알고리즘 A1에 의한 모델 출력 데이터의 비교

Fig. 5. Comparison of original data and model output data by algorithm A1

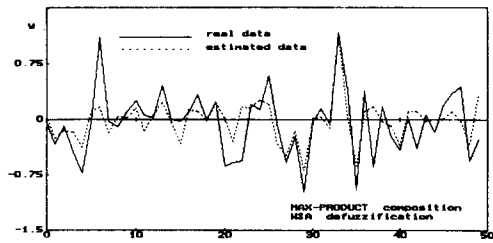


그림 6. 실제 데이터와 제안한 알고리즘에 의한 모델 출력 데이터의 비교

Fig. 6. Comparison of original data and model output data by the proposed algorithm

5. 결론

본 연구에서는 언어적인 변수를 도입한 연관행렬 형태의 퍼지 모델이 논리 영역을 나누는 참조 퍼지 집합의 갯수에 의해서 성능에 많은 영향을 받게 되지만 주어진 데이터에 의한 각각의 연관행렬을 합성시 서로간의 상호작용에 의해서도 모델 성능에 많은 영향을 받게 된다는 점을 감안하여 초기 설정된 임의의 연관 행렬에 대해서 각각의 데이터에 대한 출력을 추론할 때 발생하는 오차를 이용 설정된 연관 행렬의 추론시 관여되는 요소를 수정함으로써 연관행렬 즉 모델의 성능을 향상시키는 수정 알고리즘을 제안하여 비선형 특성을 가지는 시스템에 적용시켜 본 결과 모델의 성능이 상당히 향상된 것을 확인할 수 있었다.

여기서 제시한 방법은 기본적으로 오프 라인(off-line) 형태를 취하고 있으므로 새로운 데이터에 적용하기 위한 온 라인(on-line) 처리 방식이 연구 과제로 남아있다.

참고 문헌

- [1] L. A. Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and design process," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 3, pp. 28-44, 1973.
- [2] E. Czogala and W. Pedrycz, "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 6, pp. 73-83, 1981.
- [3] M. Higashi and G. J. Klir, "Identification of fuzzy relation systems," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-14, no. 2, pp. 349-355, 1984.

- [4] R. M. TONG, "Synthesis of fuzzy models for industrial processes," *Int. J. Gen. Syst.*, vol.4, pp.143-162, 1978.
- [5] W. Pedrycz "An identification algorithm in fuzzy relational systems," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 13, pp. 153-167, 1984.
- [6] W. X. Chen, and Z. Yong, "Fuzzy model identification and self learning for dynamic systems," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 17, no. 4, pp. 683-689, 1987.
- [7] W. X. Chen, "Fuzzy system identification," *IEE Proc.*, vol. 136, pp. 146-150, 1989.