

論文97-34C-10-12

구간 결정값을 갖는 의사결정시스템의 양방향 퍼지 추론망

(A Bidirectional Fuzzy Inference Network for Interval Valued Decision Making Systems)

全 命 根 *

(Myung Geun Chun)

요 약

본 논문에서는 구간결정값을 갖는 의사 결정시스템을 위한 양방향 근사추론 방법과 이를 위한 퍼지 추론망을 제안한다. 이를 위하여 먼저, 주어진 두개의 퍼지 벡터간의 유사도를 나타내는 새로운 등가척도를 Ordered Weighted Averaging(OWA) 연산자를 이용하여 정의하였다. 이렇게 함으로서, OWA연산자의 가중치를 적절히 선택하여 등가척도의 상한값 및 하한값, 그리고 평균값을 구할 수 있도록 하였으며, 최종적으로는 이에 기초한 구간결정값을 갖는 새로운 양방향 근사추론 방법과 퍼지 추론망을 제시하였다.

Abstract

In this work, we present a bidirectional approximate reasoning method and fuzzy inference network for interval valued decision making systems. For this, we propose a new type of similarity measure between two fuzzy vectors based on the Ordered Weighted Averaging(OWA) operator. Since the proposed similarity measure has a structure to give the extreme values by choosing a suitable weighting vector of the OWA operator, it can render an interval valued similarity value. From this property, we derive a bidirectional approximate reasoning method based on the similarity measure and show its fuzzy inference network implementation for the decision making systems requiring the interval valued decisions.

I. 서 론

퍼지논리는 기존의 이분법적인 논리구조의 한계를 극복하고, 인간의 추론 및 지식표현을 보다 잘 표현하고 기술하고자 하는데서 출발하여 그 적용분야는 공학을 포함한 다양한 영역으로 넓혀가고 있다^[1]. 이러한 퍼지논리학의 궁극적 목표는 인간의 사고를 완벽하게

모사할 수 있는 추론 방법 및 이를 위한 지식 표현방법의 구현에 있다고 할 수 있다.

인간의 지점확도 중에서 가장 기본적인 것 중의 하나가 의사결정(decision making)과정이며 이를 응용한 의사결정시스템의 적용분야는 사회, 경제, 과학의 제반 문제 등 대단히 광범위하다. 기존의 이분법적인 의사결정문제를 실제의 상황에 더욱 근접하도록 퍼지논리를 도입하여 모델링하고 추론 할 수 있도록 확장한 것이 퍼지 의사결정시스템(Fuzzy Decision making system)이다^[2, 3]. 이러한 의사결정시스템을 적용문제의 성격상, 크게 산업공학이나 경영학 등에서 다루는 선형계획법을 통해 다루어지는 정량적인 문제와 의사의 진단이나 제품의 검사 등을 통한 판정의 문

* 正會員, 忠北大學校 工科大學 制御計測工學科

(Chungbuk National University)

※ 본 연구는 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력 공학연구소 주관으로 수행되었음(과제번호: 96-지-20)

接受日字:1996年9月10日, 수정완료일:1997年9月22日

제를 다루는 정성적인 문제로 나눌 수 있다.

본 논문에서 다루고자 하는 문제는 후자에 속하는 문제로 퍼지추론시스템에 새로운 퍼지 입력이 주어졌을 때 최종 결정값을 추론해내는 퍼지 의사결정 시스템에 대하여 다루고자 한다. 이때, 입력력 데이터 사이에 원인에 해당되는 것이 입력이고 출력이 결과에 해당되는 것이라 할 때, 주어진 입력으로 부터 출력값을 유추하여 내는 것을 전방향 추론(forward reasoning)이라 하고 역으로 출력값이 주어졌을 때 가능한 입력값을 유추하여 내는 것을 후방향 추론(backward reasoning)이라 한다^[4].

Yeung^[5]이 설명하였듯이, 퍼지추론방법을 크게 둘로 나누면 Zadeh에 의해 제안된 Compositional rule of inference(CRI)에 의한 방법과 최근에 제안되고 있는 근사척도에 기초한 퍼지 추론방법(similarity-based fuzzy reasoning methods)으로 나눌 수 있다. CRI 의한 추론 방법은 퍼지수(fuzzy number)를 이용하여 비교적 단순한 형태의 퍼지추론시스템으로 표현되는 퍼지 제어기 설계와 같은 분야에서 널리 쓰이고 있는 방법 중의 하나이다. 본 논문에서 다루고자 하는 다수의 퍼지 입·출력데이터의 형태로 주어지는 퍼지추론시스템에 대한 CRI에 의한 퍼지추론 방법은 $X \cdot R = Y$ 와 같이 표현되는 퍼지관계방정식(fuzzy relational equation)의 형태로 된다^[6]. 그러나 위의 방법은 주어진 입력력 데이터를 모두 만족하는 행렬 R 이 존재하지 않거나, 구하기가 쉽지 않으므로 신경회로망 등을 이용하여 근사해를 구해야 하는 어려움이 있다^[4, 7]. 위와 같은 이유로, 최근 들어 퍼지 관계행렬을 구할 필요 없는 등가척도를 이용한 근사추론 방법이 활발히 연구되고 있다^[5]. 그러나 현재까지 제안된 등가척도에 기초한 근사추론 방법 중에서 구간 결정값을 갖는 양방향 근사추론 방법을 다룬 논문은 발표된 적이 없다.

이러한 근사척도에 기초한 퍼지 추론방법에 있어서 가장 중요한 것 중의 하나가 바로 두개의 퍼지벡터간의 등가 척도를 구하는 일이다. 이와 관련하여 다양한 등가척도가 제안되었다^[8]. Chen^[9]은 퍼지데이터의 공간적인 근접성에 근거한 유사도를 정의하고 이를 이용한 의사 결정시스템을 다루었다. 그러나 정의된 유사도함수가 공간적인 근접도에 기초한 관계로 논리적인 등가성을 표현하기에는 부적합할 뿐더러 적용될 수 있는 퍼지 규칙 및 추론 알고리즘이 퍼지규칙의 결론

부가 일차원의 퍼지 데이터만을 처리할 수 있는 한계가 있다. 한편 Bien^[4]은 논리적 성질에 기초한 근사척도(similarity measure)를 제안하고 이를 의료진단 시스템에 적용하는 예를 다루었다. 그러나 [4][10]에서 제안된 등가척도는 고정된값만을 제공해 줄 뿐, 문제의 상황이나 의사결정자의 성향등을 반영하기 위해구간결정값을 요구하는 검사 및 고장진단 시스템과 같은 의사결정시스템에 적용하는 데는 한계가 있다. 예를 들어 불량발생 가능성을 판정하기 위한 세가지의 검사항목이 있다고 하자. 위와 같은 상황에서긍정적인(optimistic) 성향의 의사결정자는 세가지의 모든 징후들이 확실히 관찰되어야만 불량이 발생할 것이라 판정하고, 부정적(pessimistic) 성향의 의사결정자는 한가지의 징후라도 조금만 관찰되면 불량이 발생할 것이라고판정할 것이다. 위와 같은 문제는 의사 결정자의 성향에 의해서 발생할 수도 있지만 적용되는 상황에 따라 발생할 수도 있다.

따라서 본 논문에서는 구간결정값을 요구하는 의사 결정시스템을 위한퍼지 추론 망을 제안하고자 한다. 이를 위하여 먼저, 논리적 등가성에 기초한 등가척도를 정의하고 여기에 Yager^[11]에 의해 제안된 OWA 연산자를 응용하여 의사결정자의 성향 및 대상문제의 성격에 맞는 결정값을 제공하고자 상한값 및 하한값을 출력하는 양방향 퍼지 추론망을 제안하고 이를 검사시스템의 응용 예를 통하여 유용성을 보이하고자 한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 두개의 퍼지 벡터에 대한 등가척도를 OWA 연산자를 이용하여 제안한 후 그것의 기본적인 성질을 다룬다. 이어서 3장에서 이를 이용한 4장의 구간값을 갖는 의사결정시스템을 위한 양방향 근사 추론망에 대해 설명하고 검사 시스템에 대한 예를 보이고 결론을 기술한다.

II. OWA 연산자와 등가척도

OWA연산자는 Yager^[11]에 의해 제안된 것으로 사용자가 가중값 벡터를 적절히 선택함으로써 퍼지값의 AND, OR 연산에서 평균값을 구하는 연산까지 다양하게 처리할 수 있도록 고안된 것으로 다음과 같이 정의 된다.

정의 1: OWA 연산자는 (1) $w_i \in [0, 1]$ (2) $\sum_i w_i = 1$ 을 만족하는 n 차원의 가중치 $W = [w_1 w_2 \dots w_n]^T$ 에 대하여 $OWA: R^n \rightarrow R$ 인 n 차원의 매핑이다. b_j 를

a_i 중에서 j 번째로 큰 숫자라할때 $OWA(a_1, a_2, \dots, a_n)$
 $= \sum_{j \in W_\alpha}$ 로 정의 된다.

위의 OWA 연산자는 가중치의 선택으로 여러가지 성질을 갖게 되는데, 먼저 $W = W_{\max} = [10 \dots 0]^T$ 를 선택할 경우 $OWA_w(a_1, a_2, \dots, a_n) = \text{Max}_i(a_i)$ 이 되며, $W = W_{\min} = [00 \dots 1]^T$ 를 선택할 경우 $OWA_w(a_1, a_2, \dots, a_n) = \text{Min}_i(a_i)$ 이 되며, $W = W_{\text{avg}} = [\frac{1}{n} \frac{1}{n} \dots \frac{1}{n}]^T$ 를 선택할 경우 $OWA_w(a_1, a_2, \dots, a_n) = \frac{1}{n} \sum_i(a_i)$ 가 되어 산술 평균값을 구하는 것이 된다. 앞의 정의로부터 OWA연산자에 대하여 다음을 얻을 수 있다.

$$OWA_w(a_1, a_2, \dots, a_n) \leq OWA(a_1, a_2, \dots, a_n) \leq OWA_u(a_1, a_2, \dots, a_n) \quad (1)$$

이제 두개의 퍼지 벡터 $x \in [0, 1]^n$ 와 $y \in [0, 1]^n$ 사이의 등가척도에 대하여 생각해보자. 이와 관련하여 Chen^[9, 8]은 다음과 같은 등가척도 M 을 제안하고 이를 이용한 추론방법을 제안한 바 있다.

$$M = \frac{x \cdot y}{\max(x \cdot x, y \cdot y)} \quad (2)$$

그러나 위의 등가 척도 M 은 수식에서 알 수 있듯이 단순히 공간상의 두개의 벡터간의 근접성만을 나타내고 있을 뿐, 두개의 벡터간의 논리적 등가성을 나타내는 데는 적절하지 않은 단점이 있다^[7]. 반면, Pedrycz^[12, 13]는 두개의 퍼지값 $x \in [0, 1]$ 와 $y \in [0, 1]$ 에 대하여 등가지수(similarity index) q 를 다음과 같은 논리적 배경에서 유도하였다.

$$q = (x \equiv y) = \frac{1}{2} | (x \rightarrow y) \wedge (y \rightarrow x) + (\bar{x} \rightarrow \bar{y}) \wedge (\bar{y} \rightarrow \bar{x}) | \quad (3)$$

여기서 " \rightarrow "는 추론연산자를 나타내며 $\bar{x} = 1 - x$ 는 x 의 보수이다. 식 (3)에 있어서 $(x \rightarrow y) \wedge (y \rightarrow x)$ 는 x 와 y 간의 등가정도 즉, x 가 y 를 의미하는 정도와 그 역으로 y 가 x 를 의미하는 정도의 최소값을 나타낸다. 유사하게, $(\bar{x} \rightarrow \bar{y}) \wedge (\bar{y} \rightarrow \bar{x})$ 는 x 와 y 의 보수의 등가정도를 나타낸다. 퍼지논리에 있어서 추론연산자는 여러가지로 정의되는데, 여기서는 가장 널리 사용되고 있을 뿐만 아니라, 간단한 산술계산만을 필요하는 Lukasiewicz 추론연산자,

$$x \rightarrow y = \min(1, 1 + y - x) \quad (4)$$

을 적용하여 기술하고자 한다. (4)을 (3)에 대입하면,

등가지수는 다음과 같이 나타내어진다.

$$(x \equiv y) = 1 - |x - y| \quad (5)$$

위에서 알 수 있듯이 등가지수는 구간선형함수가 됨을 알 수 있다. 그림 1의 (a)는 위의 (5) 식에 의한 등가지수를 표현한 것으로 그림에서는 밝은 부분일수록 값이 1에 가까움을 나타낸다.

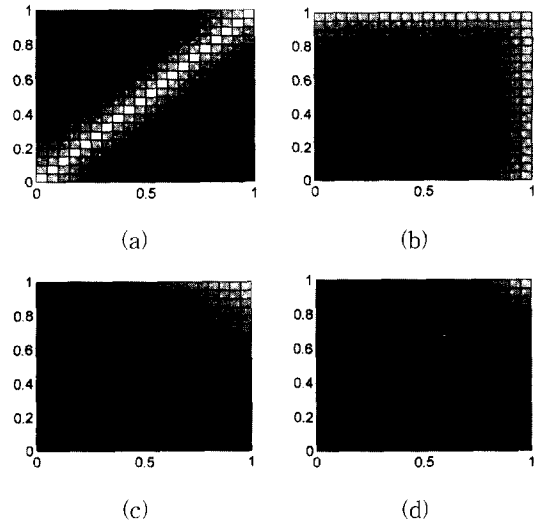


그림 1. 등가척도

(a) Pedrycz의 등가지수 (b) 최대값 등가척도 (E_u) (c) 평균값 등가척도(E_a) (d) 최소값 등가척도(E_i)

Fig. 1. Equality Measure

(a) Pedrycz's Equality Index (b) Maximum Equality Measure (c) Average Equality Measure (d) Minimum Equality Measure

반면에, Chun^[7]과 Pedrycz^[13]는 위의 결과를 확장해서 n 차원의 두개의 퍼지 벡터 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 와 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 간의 등가척도 $S \in [0, 1]$ 를 다음과 같이정의하였다.

$$S = (X \equiv Y) = 1/n \sum_i \frac{1}{2} | (x_i \rightarrow y_i) \wedge (y_i \rightarrow x_i) + (\bar{x}_i \rightarrow \bar{y}_i) \wedge (\bar{y}_i \rightarrow \bar{x}_i) | \quad (6)$$

윗식은 Lukasiewicz 추론연산자에 대해 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$S = 1/n [\sum_{\epsilon \in \{y, x_i\}} (1 + x_i - y_i) + \sum_{\epsilon \in \{y, x_i\}} 1 + \sum_{\epsilon \in \{y, x_i\}} (1 + y_i - x_i)] \quad (7)$$

위와 같이 주어지는 퍼지벡터간의 등가 척도는, 식 (3)가 논리적 기반위에 두개의 퍼지수간에 등가지수로서 잘 정리된 반면, 단지 각 등가지수간의 산술적 평

균값으로, 다차원인 퍼지 벡타간의 등가 척도를 나타내는 데는 한계가 있다. 따라서 다음과 같은 OWA 연산자에 기초한 새로운 등가척도를 제안한다.

정의 2: 두개의 퍼지 벡타 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 와 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 간의 등가척도 $E \in [0, 1]$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$E = (X \equiv Y) = OWA(q_1, q_2, \dots, q_n) \quad (8)$$

여기서, q_i 는 x_i 와 y_i 간의 등가지수로 (3)로 부터 구해지는 값이다.

위의 등가척도는 다음의 성질을 갖는다. OWA 연산자에 있어서 $W = W_{max} = [10 \dots 0]^T$ 를 선택할 경우 $E_u(q_1, q_2 \dots q_n) = \text{Max}_i(q_i)$ 가 되며, $W = W_{min} = [00 \dots 1]^T$ 를 선택할 경우에는 $E_l(q_1, q_2 \dots q_n) = \text{Min}_i(q_i)$ 이 되고, $W = W_{avg} = [\frac{1}{n} \frac{1}{n} \dots \frac{1}{n}]^T$ 를 선택할 경우 $E_a(q_1, q_2 \dots q_n) = \frac{1}{n} \sum_i(q_i)$ 가 되어 (6)이 됨을 알 수 있다.

따라서 앞의 성질로부터 등가 척도 E 에 대하여 다음을 얻을 수 있다.

$$E_l(q_1, q_2 \dots q_n) \leq E(q_1, q_2 \dots q_n) \leq E_u(q_1, q_2 \dots q_n) \quad (9)$$

위의 등가척도 정의에 있어 Lukasiewicz 추론연산자를 사용한 경우에 대해서만 기술하였지만 문제 대상에 따라 기존의 여러가지 다른 추론연산자가 유용하게 사용되는 경우가 있을 수 있다. 이런 경우에 다른 추론연산자에 대해서도 위에서 제안한 등가척도를 쉽게 유도할 수 있다. 위에서 제안된 등가척도의 정성적인 성질을 살펴보고자 2차원퍼지 벡타 $X = [x_1, x_2]$ 및 $Y = [y_1, y_2]$ 에 대한 각각의 등가 척도 $q_1 = (x_1 \equiv y_1) \in [0, 1]$ 과 $q_2 = (x_2 \equiv y_2) \in [0, 1]$ 에 대한 $E(q_1, q_2)$ 를 그림 1의 (b)에서 (d)에 제시하였다. 그림 1의 (b)는 E_u 를 나타내며, (c)는 E_l , (d)는 E_a 를 나타내고 있다. 그림에서 높은 값일수록 밝게 나타내었다. 각각을 정성적 관점에서 보면, E_u 는 긍정적(optimistic) 관점의 등가척도로 각각의 등가지수 중 최대값을 취하는 관계로 두개의 퍼지벡타를 가능한 같은 것으로 보고 있다고 할 수 있으며, 역으로 E_l 는 상당히 유사해야만 이를 같다고 보고 있으며 E_a 는 이들의 중립적 입장에서 등가도를 보는 것으로 이해 할 수 있다. 그림에서 밝은 부분이 많을 수록 두개의 퍼지벡타를 같

은 것으로 보는 경향이 높은 것이다. 위와 같은 정성적인 해석은 n 차원 퍼지벡타에도 유사하게 적용될 수 있다.

III. 양방향 퍼지 추론망과 의사결정 시스템

본 논문에서 다루고자 하는 구간결정값을 갖는 퍼지 의사결정시스템은 다음과 같이 정의 된다.

정의 3 : l 개의 퍼지 입력데이터와 출력데이터의 쌍으로 이루어진 집합 $T = \{(x^j, y^j) | x^j \in [0, 1]^n, y^j \in [0, 1]^m, j=1, 2, \dots, l\}$ 에 대하여 구간결정값을 갖는 퍼지 의사결정시스템은 $I_f: [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]^m$ 로의 mapping과, $I_b: [0, 1]^m \rightarrow [0, 1]^n$ 로의 mapping으로, 전방향 근사추론에 해당되는 I_f 와 후방향 추론에 해당되는 I_b 가 각각 x^j 와 유사한 퍼지 입력 x 가 들어 왔을때는 y^j 와 유사한 퍼지 벡타 y 로 mapping 시키고, y^j 와 유사한 퍼지 입력 y 에 대해서는 x^j 와 유사한 퍼지 벡타 x 로 mapping 시키는 것으로, 출력으로 나오는 x 와 y 에 대한 x_i, y_i 의 하한값과 x_u, y_u 의 상한값, 그리고 평균값 x_a, y_a 의 구간값을 출력하는 시스템으로 정의 한다.

1. 구간결정값을 갖는 의사 결정시스템의 모델링

정의3의 구간값을 갖는 의사 결정시스템의 모델링 및 추론을 위한 양방향 퍼지 추론망을 그림 2에 나타내었다. 그림에서 w^j 를 순방향 입력층의 i 번째 요소로 부터 등가 연산층의 j 번째 요소로의 가중치로 놓으면, $W^j = [w^{j1}, w^{j2}, \dots, w^{jn}]$ 는 순방향 입력층의 요소들로부터 등가 연산층의 j 번째 요소로의 가중치들을 나타내는 벡타가 된다. 또한, r^{jk} 를 등가연산층의 j 번째 요소로부터 순방향 출력층의 k 번째 요소로의 가중치로 놓으면, $R^j = [r^{j1}, r^{j2}, \dots, r^{jm}]$ 는 등가 연산층의 j 번째 요소로부터 순방향 출력층의 요소들의 가중치들을 나타내는 벡타가 된다.

유사하게, $W^b = [w^{b1}, w^{b2}, \dots, w^{bm}]$ 는 역방향입력층의 요소들로부터 등가 연산층의 j 번째 요소로의 가중치들을 나타내는 벡타가 되며, $R^b = [r^{b1}, r^{b2}, \dots, r^{bn}]$ 는 등가 연산층의 j 번째 요소로부터 역방향 출력층의 요소들의 가중치들을 나타내는 벡타가 된다.

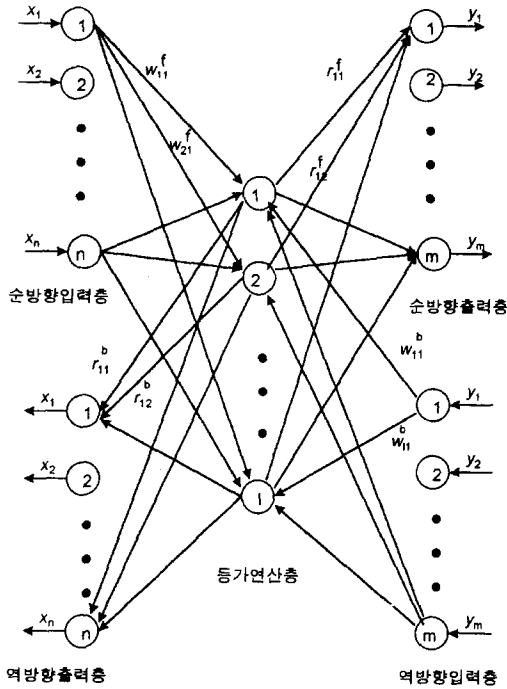


그림 2. 구간값을 갖는 양방향 추론망
Fig. 2. Interval valued bidirection Inference Network.

위와 같은 표기를 따라, 가중치 행렬 $W \in [0,1]^{l \times n}$ 와 $R \in [0,1]^{l \times m}$ 를 그들의 j 번째 row 벡터로 각각 $W^j(j=1,2,\dots,l)$ 와 $R^j(j=1,2,\dots,l)$ 를 갖는 행렬로 정의하고, 또한, 가중치 행렬 $W^b \in [0,1]^{l \times n}$ 와 $R^b \in [0,1]^{l \times m}$ 를 그들의 j 번째 row 벡터로 각각 $W^b(j=1,2,\dots,l)$ 와 $R^b(j=1,2,\dots,l)$ 를 갖는 행렬로 정의한다.

그러면, 다음과 같이 주어진 퍼지 입·출력 데이터에 대하여 추론망을 구성하여 보자.

$$x^j = [x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j], y^j = [y_1^j, y_2^j, \dots, y_m^j] \quad j=1,2,\dots,l,$$

위의 퍼지데이터에 대한 추론망에 있어서, 각 가중치들을 다음과 같이 정한다.

$$W^j = x^j, R^j = y^j, \quad j=1,2,\dots,l, \tag{10}$$

$$W^b = y^j, R^b = x^j, \quad j=1,2,\dots,l, \tag{11}$$

위의 관계들로부터 $R^j = W^b$ 그리고 $W^j = R^b$ 의 관계를 쉽게 이끌어 낼 수 있다. 이제, 위와 같이 구성된 추론망에 대한 양방향 근사추론 알고리즘을 살펴보자.

2. 구간결정값을 갖는 양방향 근사추론 알고리즘
그림 2에서 순방향 입력층에 데이터가 주어지면 순방향 출력층에 출력이 나오는 순방향 추론 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1: 순방향 입력층에 퍼지 입력 데이터 $x \in [0,1]^n$ 이 주어지면 각 등가지수 벡터 $Q_j^f = (q_{j1}^f, q_{j2}^f, \dots, q_{jm}^f)$, $j=1,2,\dots,l$,를 계산한다. 여기서 $q_{ji}^f(i=1,2,\dots,m)$ 는 식 (5)에 따라 $1 - |x_i - w_{ji}^f|$ 로 계산되는 값이다.

Step 2: 각 등가지수 벡터 Q_j^f ($j=1,2,\dots,l$)가 계산되면, 등가 연산층의 세가지의 출력 $E_u^a = [e_1^a, e_2^a, \dots, e_l^a]$, $E_l^a = [e_1^a, e_2^a, \dots, e_l^a]$, $E_o^a = [e_1^a, e_2^a, \dots, e_l^a]$, 을 다음과 같이 구한다.

$$e_j^a = OWA_u(Q_j^f) \tag{12}$$

$$e_j^l = OWA_l(Q_j^f) \tag{13}$$

$$e_j^o = OWA_o(Q_j^f) \tag{14}$$

Step 3: 순방향 출력층의 출력은 max-min 합성에 의해 다음과 같이 세가지의 값이 구해진다.

$$y_a = E_u^a \circ R^j \tag{15}$$

즉

$$y_a = \max_{1 \leq i \leq l} (\min(e_i^a, r_i^j)), \quad 1 \leq j \leq m$$

유사하게

$$y_u = E_l^a \circ R^j \tag{16}$$

$$y_l = E_o^a \circ R^j \tag{17}$$

그림 2에서 역방향 입력층에 데이터가 주어지면 역방향 출력층에 출력이 나오는 역방향 추론 알고리즘은 다음과 같이 정리된다. 먼저 역방향 입력층에 퍼지 데이터 $y \in [0,1]^m$ 이 주어지면 등가지수 벡터 $Q_j^b = (q_{j1}^b, q_{j2}^b, \dots, q_{jn}^b)$, $j=1,2,\dots,l$,를 계산한다. 여기서 $q_{ji}^b(i=1,2,\dots,n)$ 는 $1 - |y_i - w_{ji}^b|$ 로 계산된다. 구해진 Q_j^b $j=1,2,\dots,l$,에 대하여 등가 연산층의 세가지 출력 E_u^b, E_l^b, E_o^b 을 구한다. 마지막으로 역방향 출력층의 출력은 $x_u = E_l^b \circ R^b, x_l = E_u^b \circ R^b, x_o = E_o^b \circ R^b$ 로 주어진다.

위의 동작특성에서 알 수 있듯이, 제안된 추론 알고

리듬은 주어진 퍼지 입력에 대하여 기억되어 있는 퍼지 입출력 데이터들간의 등가도를 계산하여 이를 이용, max-min 합성을 통한 근사추론을 통해서 구간값을 갖는 출력을 내게 된다.

IV. 예 제

의료진단에 있어서, 의사의 지식은 “If symptoms then conclude disorder”와 같은 형태로 표현 될 수 있다. 예를 들어, $P=(p_1, p_2, p_3)$ 를 병의 증상을 나타내는 집합이라 하고 $D=(d_1, d_2)$ 을 병명을 나타내는 집합이라 했을 때, 의사의 지식은 아래와 같은 형태의 추론 규칙으로 나타낼 수 있고

$$\text{If } \{(p_1, 0.85), (p_2, 0.1), (p_3, 0.92)\} \text{ then } (d_1, 0.8), (d_2, 0.2)$$

또한 $x = [0.85 \ 0.1 \ 0.92]$, $y = [0.8 \ 0.2]$ 와 같은 퍼지 입·출력 데이터의 쌍으로 표현 될 수 있다^[7, 9]. 위와 유사한 방식으로 산업현장에서의 검사(inspection) 및 판정(decision) 공정을 모델링 가능한데, 실제로 검사공정은 센서나 인간의 오감에 의한 관계로 센서의 부정확성이나 애매함, 그리고 인간의 감지능력 및 판정과정에 포함된 주관적이고 정성적인 특성으로 기존의 이분법적인 논리로는 표현에 어려움이 있는 분야 중의 하나이다^[14].

이번장에서는 검사공정에 제시된 순방향추론 알고리즘을 적용하는 경우에 대하여 살펴보자. 다음과 같이 시각장치(vision system) 등의 센서 등을 통해서 추출되는 6가지의 특징점(feature point)값, $f_i(i=1, 2, \dots, 6) \in [0, 1]$ 을 대상으로 하고 각 물품의 평가지수(quality index)가 5가지, $q_i(i=1, 2, \dots, 5) \in [0, 1]$ 로 이루어진 검사 및 판정 공정에 대한 추론규칙이 다음과 같이 주어진다.

$$R_1: \text{If } (f_1, 0.3), (f_2, 1.0), (f_3, 0.5), (f_4, 0.2), (f_5, 0.1), (f_6, 0.9)$$

$$\text{then } \{(q_1, 1.0), (q_2, 0.9), (q_3, 0.5), (q_4, 0.1), (q_5, 0.7)\}.$$

$$R_2: \text{If } (f_1, 0.1), (f_2, 0.9), (f_3, 1.0), (f_4, 0.5), (f_5, 0.4), (f_6, 0.3)$$

$$\text{then } \{(q_1, 0.4), (q_2, 1.0), (q_3, 0.3), (q_4, 0.8), (q_5, 0.9)\}.$$

$$R_3: \text{If } (f_1, 0.5), (f_2, 0.7), (f_3, 0.2), (f_4, 1.0), (f_5, 0.1), (f_6, 0.6)$$

$$\text{then } \{(q_1, 0.7), (q_2, 0.4), (q_3, 0.9), (q_4, 0.1), (q_5, 0.3)\}.$$

$$R_4: \text{If } (f_1, 1.0), (f_2, 0.7), (f_3, 0.5), (f_4, 0.3), (f_5, 1.0), (f_6, 0.7)$$

$$\text{then } \{(q_1, 0.1), (q_2, 0.5), (q_3, 0.6), (q_4, 0.9), (q_5, 0.1)\}.$$

$$R_5: \text{If } \{(f_1, 0.3), (f_2, 0.6), (f_3, 0.8), (f_4, 0.7), (f_5, 0.1), (f_6, 1.0)\}$$

$$\text{then } \{(q_1, 0.3), (q_2, 0.2), (q_3, 0.1), (q_4, 0.8), (q_5, 1.0)\}.$$

위의 추론 규칙들은 다음과 같은 퍼지 입·출력 데이터의 형태로 표현 된다.

$$x^1 = [0.3 \ 1.0 \ 0.5 \ 0.2 \ 0.1 \ 0.9] \quad y^1 = [1.0 \ 0.9 \ 0.5 \ 0.1 \ 0.7]$$

$$x^2 = [0.1 \ 0.9 \ 1.0 \ 0.5 \ 0.4 \ 0.3] \quad y^2 = [0.4 \ 1.0 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.9]$$

$$x^3 = [0.5 \ 0.7 \ 0.2 \ 1.0 \ 0.1 \ 0.6] \quad y^3 = [0.7 \ 0.4 \ 0.9 \ 0.1 \ 0.3]$$

$$x^4 = [1.0 \ 0.7 \ 0.5 \ 0.3 \ 1.0 \ 0.7] \quad y^4 = [0.1 \ 0.5 \ 0.6 \ 0.9 \ 0.1]$$

$$x^5 = [0.3 \ 0.6 \ 0.8 \ 0.7 \ 0.1 \ 1.0] \quad y^5 = [0.3 \ 0.2 \ 0.1 \ 0.8 \ 1.0]$$

위의 경우에 W 와 R' 는 앞의 정의에 따라 다음과 같으며,

$$W = \begin{pmatrix} 0.3 & 1.0 & 0.5 & 0.2 & 0.1 & 0.9 \\ 0.1 & 0.9 & 1.0 & 0.5 & 0.4 & 0.3 \\ 0.5 & 0.7 & 0.2 & 1.0 & 0.1 & 0.6 \\ 1.0 & 0.7 & 0.5 & 0.3 & 1.0 & 0.7 \\ 0.3 & 0.6 & 0.8 & 0.7 & 0.1 & 1.0 \end{pmatrix} \quad R' = \begin{pmatrix} 1.0 & 0.9 & 0.5 & 0.1 & 0.7 \\ 0.4 & 1.0 & 0.3 & 0.8 & 0.9 \\ 0.7 & 0.4 & 0.9 & 0.1 & 0.3 \\ 0.1 & 0.5 & 0.6 & 0.9 & 0.1 \\ 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0.8 & 1.0 \end{pmatrix}$$

W^b 와 R^b 는 $W^b = R'$, $R^b = W$ 이 된다.

위의 검사공정에 대하여 $x = [1.0 \ 0.1 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.7 \ 0.5]$ 와 같은 퍼지 입력이 주어진 경우 제안된 알고리즘에 따라

$$E'_i = [0.1 \ 0.1 \ 0.3 \ 0.4 \ 0.3]$$

$$E'_a = [0.60 \ 0.56 \ 0.70 \ 0.92 \ 0.54]$$

$$E'_u = [0.9 \ 0.8 \ 1.0 \ 1.0 \ 0.6]$$

이 구해진다. 위의 등가척도에 대하여 다음과 같은 구간값을 갖는 추론 결과가 얻어진다.

$$y_l = [0.3 \ 0.4 \ 0.4 \ 0.4 \ 0.3]$$

$$y_a = [0.7 \ 0.6 \ 0.7 \ 0.9 \ 0.6]$$

$$y_u = [0.9 \ 0.9 \ 0.9 \ 0.9 \ 0.8]$$

위의 추론결과를 그림 3의 그래프로 나타내었다. 추론 결과로 부터 각각의 평가지수에 대한 상한값, 하한값, 평균값을 알 수 있다.

위와 같은 검사 공정에서 y_l, y_a, y_u 의 정성적인 의미는 다음과 같다. 먼저 y_l 은 주어진 새로운 입력 x 에 대해 기존의 추론규칙에 표현되어 있는 특징점값과

비교할 때, 가장 엄격한 기준으로 검사할때의 평가 값 들이고, 이와는 반대로 y_n 는 각각의 특징점들에 대한 등가도를 가장 느슨하게 검사 할때이며, y_n 는 각각의 평가지수에 대한 평균값을 나타낸다고 볼 수 있다.

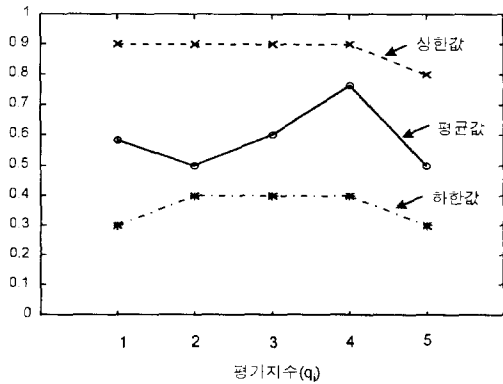


그림 3. 구간값을 갖는 추론 결과

Fig. 3. Interval valued reasoning results.

위와 같은 검사공정에서 검사 대상의 양품 또는 불량품의 판정의 기준은 여러 요인에 의해서 때론 엄격하게, 또는 대상에 따라서는 최소한의 요건만 갖추면 되는 식으로 매우 다양하게 주어질 수 있다. 예를 들어 검사 규격이 “모든 평가지수 $q_i(i=1, 2, \dots, 5)$ 가 0.3 이상이어야 양품으로 판정한다”라고 주어져 있다면, 가장 엄격하게 검사 하였을 때의 값 y_1 로 부터 모든 $q_i(i=1, 2, \dots, 5)$ 가 0.3보다 큼을 알 수 있고 따라서 양품으로 판정하게 된다. 또 다른 예로 판별조건이 “평가지수의 값이 각각 $q_1 < 0.95, q_2 < 0.95, q_3 < 0.95, q_4 < 0.8, q_5 < 0.9$ 이면 불량으로 판정한다”라고 주어져 있다면 y_n 로 부터 $q_4 < 0.9$ 라는 사실을 알 수 있고 따라서 위의 조건을 만족하지 않으므로 불량인 것으로 판별하게 된다. 위와 같이 상·하한값을 갖는 구간값을 출력함으로써 다양하게 주어지는 검사 규격에 대하여 주어진 입력이 그러한 규격을 만족하는지의 여부를 쉽게 판별 할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 구간결정값을 갖는 의사 결정시스템을 위한 양방향 근사추론 방법과 이를 위한 퍼지 추론망을 제시하였다. 이를 위하여 먼저, 주어진 두개의 퍼지 벡터간의 유사도를 나타내는 새로운 등가척도를

Ordered Weighted Averaging(OWA) 연산자를 이용하여 정의함으로써, OWA연산자의 가중치를 적절히 선택하여 등가척도의 상한값 및 하한값, 그리고 평균값을 구할 수 있도록 하였으며, 이에 기초한 구간결정값을 갖는 새로운 양방향 근사추론 방법과 퍼지 추론망을 제시하였다.

본 논문에서 OWA연산자에 기초한 등가 척도를 정의 함에 있어서 최대값, 최소값, 평균값 등을 갖는 가중치 값에 대하여서만 논의하였으나 위의 세가지 기본적인 가중치 값의 다양한 정성적 의미를 갖는 가중치들이 제안된 바^[15] 이들을 응용한 다른 추론값들도 얻을 수 있다. 더욱이 제안된 근사 추론방법은 간단한 산술적 계산만을 필요로 하므로 구간 결정값을 요구하는 의사결정시스템 뿐만 아니라 고장진단 등의 실시간 의사결정(real-time decision making) 시스템 등과 구간값(interval valued)으로 표현되는 퍼지논리값을 요구하는 다양한 분야^[16]에 적용될 수 있으리라 생각 된다.

참 고 문 헌

- [1] G. J. Klir and B. Yuan, "Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications" Prentice-Hall, 1995.
- [2] H.-J. Zimmermann, "Fuzzy sets, decision making, and expert systems," Kluwer Academic Publisher, 1987.
- [3] T.J. Ross, "Fuzzy Logic with Engineering Applications", McGraw-Hill, 1995.
- [4] Z. Bien and M.-G. Chun, "An Inference Network for Bidirectional Approximate Reasoning Based on Equality Measure," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 2, no. 2May, 1994.
- [5] D.S. Yeung and E.C.C. Tsang, "A Comparative study on Similarity-based fuzzy reasoning methods", *IEEE Tr. on Systems, Man, and Cybernetics, Part-B*, vol. 27, no. 2, pp. 216-227, 1997.
- [6] A. Di Nola, W. Pedrycz, E. Sanchez and S. Sessa, *Fuzzy relational equations and their applications to knowledge engineering*, Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1989.

- [7] M.-G. Chun and Z. Bien, "Neuro-computational approach to solve a convexly combined fuzzy relational equation with generalized connectives", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 57, pp. 321-333, 1993.
- [8] S.-M. Chen, M.-S. Yeh, and P.-Y. Hsiao, "A Comparison of Similarity Measure of Fuzzy Values," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 72, pp. 79-89, 1995.
- [9] S.-M. Chen, "A New Approach to Handling Fuzzy Decision Making Problems," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 18, pp. 1012-1016, 1988.
- [10] W.-J. Wang, "New similarity measures on fuzzy sets and on elements", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 85, pp. 305-309, 1997.
- [11] R.R. Yager, "On ordered averaging operators in multicriteria decision making," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 18, pp. 183-190, 1988.
- [12] W. Pedrycz, "Fuzzy Neural Networks with Reference Neurons as Pattern Classifiers," *IEEE Trans. on Neural Network*, vol. 3, no. 5, pp. 770-775, 1992.
- [13] W. Pedrycz, "Fuzzy Multimodels," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 4, no. 2, May, 1996.
- [14] R. G. Rosa, P.D.F. Zuliana, and T. de Pedro, "Robot fingers to tuneTV amplifier using fuzzy logic" *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 70, pp. 147-153, 1995.
- [15] R.R. Yager, "Criteria Importance in OWA Aggregation: An application of fuzzy modelling", *Proceedings of 6th IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Barcelona, Spain, 1997.
- [16] I.B. Turksen, "Interval valued fuzzy sets based on normal forms", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 20, pp. 191-210, 1986.

 著 者 索 引

全 命 根(正會員) 第 33卷 B編 第 12號 參照