한국지능시스템학회 논문지 2008, Vol. 18, No. 1, pp. 139-144

MFAC를 사용한 근접관계의 분류

Classification of Proximity Relational Using Multiple Fuzzy Alpha Cut(MFAC)

류경현 · 정환묵
Kyung-Hyun Ryu, Hwan-Mook Chung

대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

요 약

일반적으로 의사결정의 대상이 되는 현실 시스템은 매우 가변적(variable)이며 때로는 많은 불확실성(uncertainty)이 포함된 상황에 놓일 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서, 통계적 방법으로 유의수준이나 확신도, 민감도 분석 등이 사용된다. 본 논문에서는 유사성 평가를 가진 분류 결과의 명확성을 개선하기 위해 MFAC(Multiple Fuzzy Alpha Cut)을 기반으로 한 퍼지 의사결정에 대한 방법을 제안한다. 제안된 방법에서 MFAC는 상대적 해밍거리와 max-min 방법 사이의 근접관계에서 근접도를 가지고 다수의 $\alpha-level$를 추출하기 위해 그리고 MFAC에 의해 추출된 데이터사이의 분할 구간과 연관된 데이터의 개수를 줄이기 위해 사용된다. 의사결정의 최종 대안을 선택하기 위해서 가중치를 계산한다.
실험결과로부터 제안된 방법은 기존 방법의 분류 성능보다 더 간단하고 명백하며 통계적 방법을 통해 표본 데이터의 유의성을 검정함으로써 의사결정자를 위해 효율적으로 대안을 결정한다는 사실을 알 수 있다.

키워드 : 퍼지의사결정, 퍼지 관계, 유사관계, 근접관계, 다수 퍼지 알파 컷, 근접도

Abstract

Generally, real system that is the object of decision-making is very variable and sometimes it lies situations with uncertainty. To solve these problem, it has used statistical methods as significance level, certainty factor, sensitivity analysis and so on.
In this paper, we propose a method for fuzzy decision-making based on MFAC(Multiple Fuzzy Alpha Cut) to improve the definiteness of classification results with similarity evaluation. In the proposed method, MFAC is used for extracting multiple $\alpha-level$ with proximity degree at proximity relation between relative Hamming distance and max-min method and for minimizing the number of data which are associated with the partition intervals extracted by MFAC. To determine final alternative of decision-making, we compute the weighted value between extracted data by MFAC
From the experimental results, we can see the fact that the proposed method is simpler and more definite than classification performance of the conventional methods and determines an alternative efficiently for decision-maker by testing significance of sample data through statistical method.

Key Words : Fuzzy decision-making, Fuzzy relation, Similarity relation , Proximity relation, multiple fuzzy alpha cut, Proximity degree

1. 서 론

퍼지이론은 1965년 L. A. Zadeh에 의해 처음 제안되어 비선형적이고 복잡한 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 제어, 클러스터링, 영상처리, 분류문제와 같은 다양한 분야에서 좋은 결과를 가져왔다 [1]. 그리고 퍼지 알파컷(FAC) 분석은 퍼지 논리와 퍼지 집합이론을 기반으로 불확실한 지식을 표현하는데 널리 사용되며 이것의 매개변수는 주어진 소속함수를 가지고 퍼지수를 다루는 퍼지 논리기반 알파컷 분석이다. 그러나 애플리케이션에서 불확실한 매개변수의 단조합수는 새로운 사실이 기존의 사실을 부정하게 되는 경우가 없기 때문에 계산은 빠르지만 비단조성인 상황 즉 불완전한 정보, 가변적 조건, 추론이 불가능할 때의 결과는 여전히 연구가 필요하다는 단점을 가지고 있어서 무한 상관관계 거리의 가정에서 적용할 수 있다 [2]. Son [3]은 퍼지함의 연산방법에 퍼지 $\alpha-level$의 개념을 적용하여 특정 레벨 이상의 추론패턴들을 분류할 수 있는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 유사성 평가를 가진 분류 결과의 명확성을 개선하기 위해 MFAC(Multiple Fuzzy Alpha Cut)을 기반한 퍼지 의사결정을 위한 방법을 제안한다. 제안된 방법에서 MFAC는 상대적 해밍거리와 max-min 방법 사이의 근접관계에서 근접도를 가지고 다수의 $\alpha-level$를 추출하기 위해 그리고 MFAC에 의해 추출된 데이터사이의 분할 구간과 연

접수일자 : 2007년 11월 20일
완료일자 : 2008년 1월 2일

관된 데이터의 개수를 줄이기 위해 사용된다. 의사결정의 최종 대안을 선택하기 위해서 가중치를 계산한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 퍼지관계의 분류에서 퍼지동치관계와 근접관계에 대한 개념과 근접도를 구하는 방법을 알아본다. 3장에서는 MFAC를 구하는 방법과 최적구간분할과 가중치를 계산하는 방법에 대해 살펴본다. 4장에서는 적용 예를 통하여 해밍거리에 의한 근접도를 가진 MFAC에 대한 분류와 max-min 방법에 의한 근접도를 가진 MFAC에 대한 분류와 통계적 기법을 통해 표본 데이터들의 유의성을 모의실험한다. 마지막으로 5장에서는 제안된 방법의 결론 및 향후 연구과제에 대해서 간략히 언급한다.

2. 관련 연구

2.1 퍼지동치관계

정의 1: 퍼지동치관계

한 집합 A에 정의된 퍼지관계 $R \subseteq A \times A$가 임의의 $x, y, z \in A$ 에 대하여 다음 조건을 만족하면 이 관계를 동치관계 또는 유사관계라 한다.

(1) 반사관계

$\forall x \in A \Rightarrow \mu_R(x, x) = 1$

(2) 대칭관계

$\forall (x, y) \in A \times A, \ \mu_R(x, y) = \mu \Rightarrow \mu_R(y, x) = \mu$

(3) 전이관계

$\forall (x,y),(y,z),(x,z) \in A \times A,$

$\mu_R(x,z) \geq \underset{y}{Max}\,[Min\,(\mu_R(x,y), \mu_R(y,z))]$

유사관계를 이용하여 $\alpha-level$에 의한 분할을 나타내고 분할을 추론하며 프로세스에서 각 분할은 퍼지 소속 값과 관련있다 [7]. 분할은 유사관계가 α의 수준값에 대한 제한조건이 더 이상 만족될 수 없을 때 까지 스칼라 도메인의 원소를 병합하며 관찰하는 것이 중요하다. 다시 말하면 α가 클수록 분류경향은 각 데이터 포인트가 자신의 클래스에 할당하는 것이 자명하며 또한 퍼지 관계의 경우, 분할에서 각 동치 클래스는 스칼라 도메인에서부터 서로에 대해 α만큼의 수준에 대한 유사도를 산출하는 원소를 포함하는데 이것은 max-min 전이관계를 만족한 결과이다.

2..2 근접관계(proximity relation)

어떤 도메인에 속하는 여러 데이터 개체간의 근접도를 행렬로 표현한 것을 근접관계라 하고 퍼지 관계 모델은 스칼라 도메인에 대해 유사관계 [8]를 근접관계로 대체함으로써 확장된다 [7]. 근접관계는 다음과 같이 정의한다.

정의 2 : 근접관계는 $x, y \in D_i$와 같이 $s_i: D_i \times D_i \rightarrow [0,1]$ 에 사상된다.

(1) 반사관계 : $s_i(x, x) = 1$

(2) 대칭관계 : $s_i(x, y) = s_i(y, x)$

2.3 근접도를 구하는 방법

관계에서 값을 결정하는 가장 일반적인 형태중의 하나는 데이터의 조작이다 데이터집합이 더 견고할수록 관계 항목들도 더 정확하게 두개 또는 그 이상의 데이터집합의 원소사이에서 확실한 관계가 있다 [6].

근접도(proximity degree)란 주어진 관점에 대한 데이터 개체간의 유사한 정도를 정량적으로 나타낸 것이다 [9].

2.3.1 해밍거리(Hamming distance) 방법

해밍 거리는 다음 식 (1)과 같이 각 원소의 소속함수 값의 차이에 절대값을 취하여 합한 값과 같다.

$$d(A, B) = \sum_{\substack{i=1 \\ x_i \in X}}^{n} |\mu_A(x_i) - \mu_B(x_i)| \tag{1}$$

전체집합 X의 원소가 n개 있을 때 즉 $|X| = n$ 일 때 상대 해밍거리는 다음 식 (2)와 같이 계산한다.

$$hd(A, B) = \frac{1}{n} d(A, B) \tag{2}$$

이 해밍거리는 다음의 성질을 만족한다.

(1) $d(A, B) \geq 0$

(2) 교환법칙 : $d(A, B) = d(B, A)$

(3) 전이법칙 :

$d(A, C) \leq d(A, B) + d(B, C)$

(4) $d(A, A) = 0$

2.3.2. max-min 방법

관계의 각 요소 r_{ij} 는 두개의 데이터 샘플(x_i, x_j)의 쌍비교로부터 얻어지며 데이터 샘플 x_i 와 x_j 사이의 관계의 강도(strength)는 $r_{ij} = \mu_R(x_i, y_j)$로 표현하는 소속값으로 주어지고 관계행렬은 $n \times n$으로 모든 근접도는 $0 \leq r_{ij} \leq 1$이다.

max-min 방법은 다음과 같은 식 (3)에서 r_{ij} 을 계산한다.

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{m} \min(x_{ik}, x_{jk})}{\sum_{k=1}^{m} \max(x_{ik}, x_{jk})}, \tag{3}$$

$$단,\ i, j = 1, 2, \ldots, n$$

3. MFAC에 의한 근접관계의 최적구간분할

3.1 MFAC를 구하는 방법

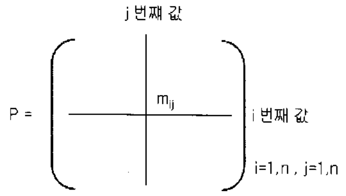
퍼지관계를 사용하여 전체집합에서 데이터 포인트를 분류하기 위해 연관된 근접관계를 이용한다. 특히 데이터베이스에서 도메인의 분할은 중복성의 개념과 관계 표현의 일치성, 명확한 관계 대수를 유지하는데 도움을 주기 때문에 중요한 일이다 [7].

크리스프 데이터 $X \times Y$에 있어서 의미를 가지도록 어떤 특정 값을 부여하여 퍼지화한 퍼지관계 R에 대하여, 만일 X와 Y 가 $X = \{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$, $Y = \{y_1, y_2, \cdots, y_n\}$인 유한집합이라면 퍼지관계 R은 다음과 같은 $m \times n$행렬 M_R 에 의해 나타낼 수 있다 [10].

$$M_R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & \cdots & r_{2n} \\ & \cdots & \\ r_{m1} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix}$$
단, $r_{ij}, i=1,m, j=1,n$

퍼지관계 R로부터 근접도를 구하는 방법을 사용하여 정의 2에서 나타낸 바와 같이 근접관계를 생성한다.

$$D_i = \{d_1, d_2, \ldots, d_n\}$$



p는 대응되는 요소간의 근접도로서 m_{ij} 는 d_i과 d_j사이에서 가지는 근접도를 단위구간에서 정량화한 것이며 m_{ij}가 클수록 두 요소간의 의견이 더 강하게 일치한다.

단계1) [0,1] 구간의 p 분할
D를 유한 도메인으로 하고 p는 D상에서 근접관계를 가진다고 하자. 다음과 같은 크기의 오름차순에서 관계의 값 p(x, y)을 배열한다.

$$m_1 < m_2 < \cdots < m_{k-1} < m_k = 1$$

단계2) p-분할 부분구간
$[0, m_1]$을 포함하는 부분구간($(m_r, m_{r+1}]$)은 다음과 같이 표현된다.

$$I_1 = \begin{cases} [0, m_1], & \text{if } m_1 \neq 0 \\ 0, & \text{if } m_1 = 0 \end{cases}$$

$$I_2 = (m_1, m_2]$$

$$I_3 = (m_2, m_3] \cdots I_k = (m_{k-1}, m_k]$$

단계3) MFAC α 의 각 값에 대해 k개의 D-분할로 임의의 원소 $p \in A$에 관련되어 있는 원소와 유사한 집합으로 묶고 α 의 값이 클수록 더욱 효율적임을 그림 1을 통하여 $\mu(p)$는 $0 < \alpha_{0.5} < \alpha_{0.7} < 1$ 을 나타낸다.

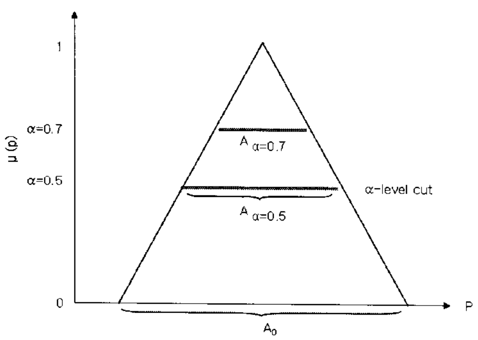


그림 1. k개의 D-분할
Fig. 1. D-partition of number k

3.2 최적구간분할

[0,1] 구간에서 최적구간을 찾기 위한 데이터포인트로 $\alpha(\neq 0)$ 가 임계치라면 다음과 같이 α^-를 정의한다.

$$\alpha^- = \begin{cases} (\alpha_p, 0) & \text{if } \alpha_p \neq 0 \\ \alpha^- = [0, \alpha) & \text{if } \alpha_p = 0 \end{cases}$$
단, α_p 는 α의 전노드

만약 $\alpha(\neq 1)$ 가 임계치라면 다음과 같은 α^+를 정의한다.

$$\alpha^+ = \begin{cases} (\alpha, \alpha_n] & \text{if } \alpha \neq 0 \\ [0, \alpha_n) & \text{if } \alpha = 0 \end{cases}$$
단, α_n 는 α의 다음노드

위의 정의로부터 α의 최소허용범위는 $L(\alpha)$로 표현하고 다음과 같이 정의한다.

$$L(\alpha) = \frac{\alpha^-\text{의 분할개수}}{[0,1]\text{의 분할개수}}$$

α의 최대허용범위는 $U(\alpha)$로 표현하고 다음과 같이 정의된다.

$$U(\alpha) = \frac{\alpha^+\text{의 분할개수}}{[0,1]\text{의 분할개수}}$$

최적구간분할 후, MFAC α로 분류된 클래스에서 원하는 데이터를 산출함으로써 의사결정을 할 수 있다. [4].

3.3 가중치 계산 방법

분류된 데이터들은 다른 경험과 배경을 가지기 때문에 관련된 기준에 기반 한 각 데이터들의 가중치를 정의하는 것이 필요하다. 이 단계에서 각 데이터들은 3가지 기준 "경험", "배경", "신용"으로 가중치를 계산하기 위해 선택하고 기준을 기반으로 자기평가(self-evaluation)을 수행하기를 요구한다. 각 데이터들의 가중치는 식 (4)와 (5)를 사용함으로써 계산된다.

$$(Agt_1, Agt_2, \ldots, Agt_n) = (c_1, c_2, \ldots, c_m) \times \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1m} \\ s_{21} & \cdots & s_{2n} \\ & \cdots & \\ s_{m1} & \cdots & s_{mn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$(Agt'_1, Agt'_2, \ldots, Agt'_n) = (Agt_1/Agts, Agt_2/Agts, \ldots, Agt_n/Agts)$$
$$\text{단, } Agts = Agt_1 + Agt_2 + \ldots + Agt_n \quad (5)$$

식 (4)에서 c_i는 각 기준의 가중치를 나타내며 s_{ij}는 i 번째 기준에 대한 j 번째 데이터에 의해 주어진 self-scoring이고 식 (5)의 Agt'_j는 j 번째 데이터의 가중치로 전체 데이터들의 합을 각 데이터로 나눈 값으로 계산된다. 따라서 추출된 데이터들 중 최종 의사결정의 대안(U_i)은 i 번째 가중치를 각 선호도의 값으로 곱한 총합으로 계산된다. 여기서 p_{ij}는 i 번째 데이터에 대한 j 번째 의견의 선호도를 나타낸다 [11].

$$U_i = \sum_{j=1}^{n} Agt_i{}' p_{ij} \tag{6}$$

4. 적용 예

예를 들어, 대학의 교양과목인 컴퓨터와디지탈정보에서 실시하는 ITQ 자격증 취득에 따른 학생들의 데이터를 근거로 하였다. 7가지의 의견 $\{p1, p2, p3, p4, p5, p6, p7\}$에 대하여 6명의 에이전트를 임의로 추출하여 $\{Agt_1, Agt_2, Agt_3, Agt_4, Agt_5, Agt_6\}$가 각각 주관적인 선호도를 나타낸 것이다. 표 1에서 1.0은 선호도가 가장 높은 것을 나타내며 0은 가장 낮은 선호도를 나타낸다.

표 1. 선호도를 가진 퍼지관계 행렬
Table 1. Fuzzy relation matrix with preference

	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7
Agt1	0.1	1.0	0.9	0.9	0.0	0.7	0.6
Agt2	0.7	1.0	0.0	0.1	0.2	0.9	1.0
Agt3	0.6	0.5	0.7	1.0	1.0	0.5	0.2
Agt4	0.1	0.0	0.2	0.2	0.3	0.3	0.6
Agt5	0.4	0.4	0.8	0.5	0.2	0.0	0.0
Agt6	1.0	0.4	0.3	0.7	1.0	1.0	0.6

이러한 선호도 조사의 결과를 통하여 MFAC $\alpha-level$을 이용하여 각각의 근접도 지표에 의한 분류를 할 수 있다.

4.1 해밍거리에 의한 근접도를 가진 MFAC에 대한 분류

에이전트 Agt_1과 Agt_2간의 상대 해밍거리는 다음과 같이 계산하고 표 2에 나타낸다.

$$hd(Agt_1, Agt_2) = \frac{1}{7} \cdot \left\{ \begin{array}{l} |0.1-0.7| + |1.0-1.0| + |0.9-0.0| + |0.9-0.1| + \\ |0.0-0.2| + |0.7-0.9| + |0.6-1.0| \end{array} \right\} = 0.4$$

표 2. 해밍거리에 의한 근접도
Table 2. Proximity degree by Hamming distance

	Agt1	Agt2	Agt3	Agt4	Agt5	Agt6
Agt1	1.0	0.4	0.4	0.4	0.4	0.5
Agt2	0.4	1.0	0.6	0.4	0.6	0.4
Agt3	0.4	0.6	1.0	0.5	0.3	0.3
Agt4	0.4	0.4	0.5	1.0	0.4	0.5
Agt5	0.4	0.6	0.3	0.4	1.0	0.5
Agt6	0.5	0.4	0.3	0.5	0.5	1.0

표 2에서 구한 해밍거리에 의한 근접도로 MFAC $\alpha-level$에 의한 분류는 다음과 같다.

단계1) [[0,1] 의 p분할은 다음과 같이 주어진다.

$0.1 < 0.2 < 0.3 < 0.4 < 0.5 < 0.6 < 0.7 < 0.8 < 0.9 < 1.0$

단계2) 해밍거리에 의한 MFAC를 나타내면 다음과 같다.

$I_1 = [0, 0.3] \quad I_2 = (0.3, 0.4]$

$I_3 = (0.4, 0.5], \quad I_4 = (0.5, 0.6]$

단계3) MFAC에 의한 구간별 에이전트를 분류하면 표 3과 같이 나타낸다.

표 3. 해밍거리에 의한 에이전트의 근전도 구간값
Table 3. proximity degree interval value of agents by Hamming distance

에이전트	근접도구간값
Agt1	[0.4 - 0.5]
Agt2	[0.4 - 0.6]
Agt3	[0.3 - 0.6]
Agt4	[0.4 - 0.5]
Agt5	[0.3 - 0.6]
Agt6	[0.3 - 0.5]

4.2 max-min 방법에 의한 근접도를 가진 MFAC에 대한 분류

표 1 에서 주어진 데이터를 가지고 식 (3)을 이용하여 에이전트 Agt_1과 Agt_2에 대해 계산하고 근접도를 표 4에 나타낸다.

$$r_{Agt_{1,2}} = \frac{\sum_{k=1}^{7} \left(\begin{array}{l} \min(0.1, 0.7), \min(1.0, 1.0), \min(0.9, 0.0), \min(0.9, 0.1), \\ \min(0.0, 0.2), \min(0.7, 0.9), \min(0.6, 1.0) \end{array} \right)}{\sum_{k=1}^{7} \left(\begin{array}{l} \max(0.1, 0.7), \max(1.0, 1.0), \max(0.9, 0.0), \max(0.9, 0.1), \\ \max(0.0, 0.2), \max(0.7, 0.9), \max(0.6, 1.0) \end{array} \right)}$$
$$= \frac{0.1 + 1.0 + 0.0 + 0.1 + 0.0 + 0.7 + 0.6}{0.7 + 1.0 + 0.9 + 0.9 + 0.2 + 0.9 + 1.0} = 0.5$$

표 4. max-min에 의한 근접도
Table 4. Proximity degree by max-min

	Agt_1	Agt_2	Agt_3	Agt_4	Agt_5	Agt_6
Agt_1	1.0	0.5	0.5	0.3	0.4	0.4
Agt_2	0.5	1.0	0.3	0.3	0.2	0.5
Agt_3	0.5	0.3	1.0	0.3	0.5	0.6
Agt_4	0.3	0.3	0.3	1.0	0.2	0.3
Agt_5	0.4	0.2	0.5	0.2	1.0	0.3
Agt_6	0.4	0.5	0.6	0.3	0.3	1.0

표 4 에서 구한 max-min방법에 의한 근접도로 다음 표 5와 같은 에이전트의 근접도 구간값을 나타낸다.

표 5 max-min에 의한 에이전트의 근접도 구간값
Table 5. proximity degree interval value of agents by max-min

에이전트	근접도구간값
Agt1	[0.3 - 0.5]
Agt2	[0.2 - 0.5]
Agt3	[0.3 - 0.6]
Agt4	[0.2 - 0.3]
Agt5	[0.2 - 0.5]
Agt6	[0.3 - 0.6]

그림 2를 통해 해밍거리의 최소허용범위 $L(\alpha)$는 30%, 최대허용범위 $U(\alpha)$는 40%이고 max-min방법에서 $L(\alpha)$는 20%, $U(\alpha)$는 40%임을 알 수 있고 α에 의한 두 방법을 비교하면 표 6과 같이 나타낸다.

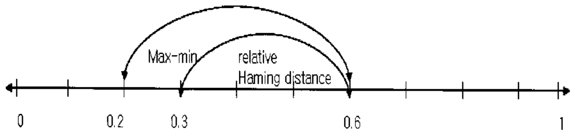


그림 2. 두 방법에 의한 최적허용범위
Fig. 2. optimal tolerance by two methods

표 6 α에 의한 두 방법 비교
Table 6. Comparison of two method by α

α / 방법	FAC $\alpha=0.5$	MFAC $\alpha>0.5$
해밍거리	6(100%)	3(50%)
max-min	5(83%)	2(33%)

α에 의한 두 방법을 비교했을 때 max-min방법에서 FAC인 경우 분류의 개수는 5개인 것이 MFAC을 사용하였을 경우에는 2개로 감소하였다. 즉 Agt_3, Agt_6의 의견이 가장 높은 근접도를 가지는 것으로 분류된다.

max-min방법에 의해 최종 추출된 두 에이전트들의 가중치를 계산하기 위하여 Agt_3, Agt_6의 “경험”과 “배경”, “신용”의 비는 각각 0.5, 0.3, 0.2로 세 가지 기준의 평가 결과는 각각 (0.7, 0.6, 0.3), (0.4, 0.7, 0.6)으로 주어진다면 Agt_3, Agt_6의 가중치는 식 (4)와 (5)에 의해 다음과 같이 계산된다.

$$(0.5,\,0.3,\,0.2)\times\begin{bmatrix}0.7 & 0.4\\ 0.6 & 0.7\\ 0.3 & 0.6\end{bmatrix}$$
$$=(0.59,\,0.53)$$
$$\Rightarrow(0.53,\,0.47)$$

Agt_3의 가중치는 0.53이고 Agt_6의 가중치는 0.47로, 추출된 에이전트들의 최종 의사결정의 대안(U_i)은 식 (6)에 의해 다음과 같이 표 7에 나타낸다.

표 7 최종 의사결정 대안
Table 7. alternative of final decision-making

	가중치	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7	총합
Agt3	0.53	0.6	0.5	0.7	1.0	1.0	0.5	0.2	2.39
Agt6	0.47	1.0	0.4	0.3	0.7	1.0	1.0	0.6	2.35

따라서 의사결정의 최종 대안은 Agt_3인 것을 알 수 있고 max-min방법을 사용한 MFAC가 계산이 간단하고 명확하며 의사결정에 효율적이라는 것을 알 수 있다. 그리고 표 8은 불확실한 상황의 문제를 해결하기 위해 통계적 방법인 분산분석을 사용하여 유의수준을 검정한 결과로 F비 2.262는 F기각치 2.477보다 작기 때문에 유의수준 0.05에서 에이전트들의 의견에 차가 있다고 볼 수 없다는 귀무가설은 기각되지 않는다는 것을 나타낸다.

표 8 분산 분석
Table 8. ANOVA analysis

요약표				
인자의 수준	관측수	합	평균	분산
Agt1	7	4.2	0.60	0.16
Agt2	7	3.9	0.56	0.20
Agt3	7	4.5	0.64	0.08
Agt4	7	1.7	0.24	0.04
Agt5	7	2.3	0.33	0.08
Agt6	7	5.0	0.71	0.09

분산 분석						
변동의 요인	제곱합	자유도	제곱 평균	F 비	P-값	F 기각치
처리	1.217	5	0.243	2.262	0.069	2.477
잔차	3.874	36	0.108			
계	5.091	41				

5. 결과 및 향후 연구과제

본 논문은 유사성 평가를 가진 분류 결과의 명확성을 개선하기 위해 MFAC(Multiple Fuzzy Alpha Cut)을 기반으로 한 퍼지 의사결정에 대한 방법을 제안한다. 제안된 방법에서 MFAC는 상대적 해밍거리와 max-min 방법 사이의 근접관계에서 근접도를 가지고 다수의 $\alpha-level$를 추출하기 위해 그리고 MFAC에 의해 추출된 데이터사이의 분할 구간과 연관된 데이터의 개수를 줄이기 위해 사용되며 추출된 데이터에서 가중치를 계산하여 의사결정의 최종 대안을 결정하였다.

근접관계에서 max-min 전이관계 제한조건의 삭제는 특히 퍼지 데이터베이스의 사용자에게 스칼라 도메인에 대한 값 구조를 표현하기 위해 제공된다는 장점을 가지고 있다 따라서 유사관계에서 $\alpha-level$에 의한 도메인 분할은 변화하지 않지만 근접관계를 가진 도메인 분할은 데이터베이스 갱신(update)할 수 있고 근접관계에 의해 결정된 클러스터의 경우는 유사관계에 의해 결정된 클러스터보다 데이터베이스의 일시적인 성질에 대해 훨씬 더 섬세하다. 왜냐하면 퍼지관계에서 튜플의 추가와 삭제는 형성된 클러스터에 대하여 완전성을 가질 수 있기 때문이다. 또한 근접도는 데이터 집합으로부터 근접 관계에서 관계의 강도나 거리를 전개하는데 사용하며 MFAC를 사용한 방법은 의사결정 지원 시스템에 대한 결과물을 유도하는데 유용하며 더욱 중요한 것은 부정확 추론에서 결정 로직을 추출할 수 있으며 MFAC에 의해 최종 추출된 에이전트들을 가지고 각 에이전트들의 가중치를 구하여 의사결정자가 최종 대안을 결정할 수 있도록 하였다. 마지막으로 통계적 방법인 분산분석을 통해 각 에이전트들 간의 유의성을 검정하였다.

참 고 문 헌

[1] 손창식, "구간값 퍼지집합과 규칙감축에 기반한 패턴분류", *대구가톨릭대학교 대학원 박사학위논문*, 2006.

[2] A. J. Abebe, V. Guinot and D. P. Solomatine, "Fuzzy alpha-cut vs. Monte Carlo techniques in assessing uncertainty in model parameters", *International Conference on Hydroinformatices*, Proc. 4-th, Iowa City, USA, July 2000.

[3] C. S. Son and H. M. Chung, "An Emotion Classification Based on Fuzzy Inference and Color Psychology", *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol. 4, No. 1, pp. 18-22, 2004.

[4] R. E. Beliman and L .A. Zadeh, "Decision-making in a Fuzzy Environment", *Management Science*, Vol. 17, No. 4, December, 1970.

[5] Supriya Kumar De, Ranjit Biswas and Akhil Ranjan Roy, "On extended fuzzy relational data-base model with proximate relation", *Fuzzy Sets and Systems* 117, pp.195-201, 2001.

[6] J. Ross, *Fuzzy logic with engineering applications*, Timothy , McGraw-Hill, Inc, 1995.

[7] Sujeet Shenoi and Austin Melton, "Proximity re-lations in the fuzzy relational database model", *Fuzzy Sets and Systems* 100 Supplement, pp.51-62, 1999.

[8] B. Buckles and F. Petry, "A Fuzzy representation of data for relational database", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 7, pp.213-226, 1982.

[9] 김창석, 김대수, 이상조, "퍼지 질의 처리를 위한 근접관계의 생성 방법", *한국퍼지시스템학회논문지*, Vol. 4, No. 1, 1994.

[10] 정환묵 편저, *소프트 컴퓨팅*, 내하출판사, 2007.

[11] 류경현,정환묵, "퍼지 의사결정을 기반한 멀티에이전트의 효율적인 조정방안", *한국퍼지및지능시스템학회논문지* Vol. 17, No. pp.66-71, 2007.

저 자 소 개

류경현(Kyung-Hyun Ryu)

1990년 : 대구가톨릭대학교 전산통계학과 학사

1992년 : 대구가톨릭대학교 전산통계학과 석사

2006년 : 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 박사과정

2006년～현재 : 대구가톨릭대학교 컴퓨터와디지탈정보 강의전담교수

관심분야 : 지능에이전트, 퍼지이론, 의사결정, 서비스공학

E-Mail : r11047@cu.ac.kr

정환묵(Hwan-Mook Chung)

10권 4호 참조

Phone : +82-53-850-2741

Fax : +82-53-850-2741

E-mail : hmchung@cu.ac.kr