퍼지객체지향자료모형에서 구간값 퍼지집합을 이용한 속성값 계산

Calculating Attribute Values using Interval-valued Fuzzy Sets in Fuzzy Object-oriented Data Models

조 상 엽* 이 종 찬**
Sang-Yeop Cho* Jong-Chan Lee**

요 약

일반적으로 퍼지객체지향자료모형에서 속성값은 퍼지집합을 표현한다. 만일 퍼지객체지향자료모형에서 속성값을 구간값 퍼지집합으로 표현할 수 있다면, 퍼지객체지향자료모형에서 사용하는 속성값을 더 유연하게 표현하는 것이 가능하다. 퍼지객체지향자료모형의 상속구조에 나타나는 프레임내에 있는 속성값을 구하기 위해 구간값 퍼지집합을 사용하는 우선순위 논리곱연산을 이용하여 계산한다. 이 방법은 속성값의 소속정도가 기존의 퍼지집합이 아닌 구간값 퍼지집합으로 표현하는 지식정보처리분야에서 사용할 수 있다.

Abstract

In general, the values for attribute appearing in fuzzy object-oriented data models are represented by the fuzzy sets. If it can allow the attribute values in the fuzzy object-oriented data models to be represented by the interval-valued fuzzy sets, then it can allow the fuzzy object-oriented data models to represent the attribute values in more flexible manner. The attribute values of frames appearing in the inheritance structure of the fuzzy object-oriented data models are calculated by a prioritized conjunction operation using interval-valued fuzzy sets. This approach can be applied to knowledge and information processing in which degree of membership is represented as not the conventional fuzzy sets but the interval-valued fuzzy sets.

☞ Keyword : interval-valued fuzzy sets, fuzzy object-oriented data models, prioritized conjunction operations

1. 서 론

객체지향 자료모형은 기존의 자료모형보다 더 강력한 추상화 메카니즘으로 자료 모형화를 지원하기 때문에 객체지향 자료모형의 연구와 개발이 증가하고 있다. 동시에 이들은 상속관계를 통한 효과적이고 구조적인 객체의 계층구조를 다루는 방법도 연구하고 있다[1-3].

자료경영(data management)이 필요한 실제적인 응용에서 사용 가능한 정보는 종종 불완전하게 기술된다. 그러므로 여러 가지 종류의 불완전성(incompleteness)이 발생할 수 있다. 자료값이 잘못 알려지거나(ill-known: vague or uncertain), 완전히 모르거나(completely unknown) 또는 존재조차하지 않을 수 있다. 일반적으로 속성값에 관한 지식이 결여됐을 때 관계데이타베이스에서는 널 값(null value)이 이용하여 표현한다. 여러 종류의 널 값이 다양한 형태의 불완전성을 기술하기 위해 사용하고 있다[4-5]. [6]에서 Zicari, R.은 객체지향데이타베이스에서 발생하는 정보의 불완전성을 두 가지 수준으로 분석할 수 있음을 제안하였다: 개념 스키마수준(클래스정의 지식에서 발생하는 불완전성)과 객체수준(객체에서 불완전한 속성값).

객체지향데이타베이스에서 정보의 불완전성을

* 종신회원 : 청운대학교 인터넷컴퓨터학과 교수
sycho@mail.chungwoon.ac.kr(제1저자)
** 종신회원 : 청운대학교 인터넷컴퓨터학과 교수
jclee@mail.chungwoon.ac.kr(공동저자)

모형화하는 데 더 유연하고 정확한 방법을 제공하기 위해 연구자들은 퍼지집합이론과 가능성이론를 적용하기 시작하였다[7-10]. 이 접근법을 기반으로 잘못 알려진 자료는 속성 정의역상의 가능성분포로 해석할 수 있는 퍼지집합으로 표현할 수 있다.

본 논문에서는 퍼지객체지향자료모형에 있는 객체의 속성값의 불완전한 지식을 구간값 퍼지집합으로 표현하는 방법을 제안한다. 이 방법은 속성값을 기존의 퍼지집합(fuzzy set)이 아닌 구간값 퍼지집합(interval-valued fuzzy set)으로 표현하기 때문에 퍼지객체지향자료모형에서 속성값을 더 유연하고 정밀하게 표현하는 것이 가능하다. 그리고 퍼지객체지향자료모형의 계층구조에 있는 프레임 사이의 부분성을 계산하기 위해 구간값 퍼지집합을 이용하는 우선순위 논리곱연산(prioritized conjunction operation)을 제안한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 사용하는 구간값 퍼지집합을 간단하게 설명한다. 3장에서는 우선순위 논리곱연산을 이용하여 속성값을 계산에 사용하는 방법을 제안한다. 끝으로 4장에서는 결론을 기술한다.

2. 구간값 퍼지집합

만일 퍼지집합이 구간값(interval-valued) 소속함수로 표현된다면 이러한 집합을 구간값 퍼지집합(interval-valued fuzzy set)이라고 부른다[11-13]. 전체집합(universe of discourse) $U=\{u_1, u_2, \cdots, u_n\}$의 구간값 퍼지집합 A는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$A=\{(u_1, [a_{11}, a_{12}]), (u_2, [a_{21}, a_{22}]), \cdots, (u_n, [a_{n1}, a_{n2}])\}$$

여기에서 구간 $[a_{i1}, a_{i2}]$은 구간값 퍼지집합 A에 u_i의 소속정도가 a_{i1}과 a_{i2} 사이에 있다는 것을 가리킨다. $0 \le a_{i1} \le a_{i2} \le 1$, $1 \le i \le n$.

A와 B가 전체집합 U의 구간값 퍼지집합이라고 하자. 여기에서,

$$U=\{u_1, u_2, \cdots, u_n\},$$
$$A=\{(u_1, [a_{11}, a_{12}]), (u_2, [a_{21}, a_{22}]), \cdots, (u_n, [a_{n1}, a_{n2}])\}$$
$$=\{(u_i, [a_{i1}, a_{i2}]) \mid 1 \le i \le n\}$$
$$B=\{(u_1, [b_{11}, b_{12}]), (u_2, [b_{21}, b_{22}]), \cdots, (u_n, [b_{n1}, b_{n2}])\}$$
$$=\{(u_i, [b_{i1}, b_{i2}]) \mid 1 \le i \le n\}$$

구간값 퍼지집합의 합집합, 교집합 그리고 여집합은 다음과 같이 정의된다.

$$A \cup B=\{(u_i, [c_{i1}, c_{i2}]) \mid c_{i1}=Max(a_{i1}, b_{i1}), c_{i2}=Max(a_{i2}, b_{i2}), \text{그리고 } 1 \le i \le n\}$$
$$A \cap B=\{(u_i, [d_{i1}, d_{i2}]) \mid d_{i1}=Min(a_{i1}, b_{i1}), d_{i2}=Min(a_{i2}, b_{i2}), \text{그리고 } 1 \le i \le n\}$$
$$A'=\{(u_i, [x_{i1}, x_{i2}]) \mid x_{i1}=1-a_{i2}, x_{i2}=1-a_{i1} \text{ 그리고 } 1 \le i \le n\}$$

만일 $^{\forall}i$ $a_{i1}=b_{i1}$ 그리고 $a_{i2}=b_{i2}$라면 구간값 퍼지집합 A와 B는 동치(A=B)이다. $1 \le i \le n$.

Zwick, R. E.는 열 아홉 가지의 퍼지집합의 유사척도(similarity measure)를 살펴보고 이들의 성능을 비교하였다[14]. Chen, S. M., et al.는 유사도 함수 S를 정의하였다[11-12].

정의 2.1

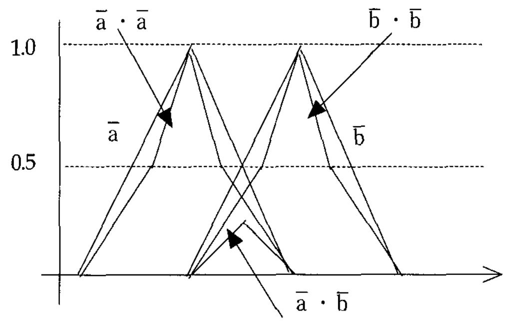
$\overline{a}$와 $\overline{b}$는 R^n에 있는 두 벡터라고 하자. 여기에서 R은 0과 1사이의 실수집합이다. 즉,

$$\overline{a}=\langle a_1, a_2, \cdots, a_n\rangle$$
$$\overline{b}=\langle b_1, b_2, \cdots, b_n\rangle$$

여기에서 $a_i \in [0,1]$, $b_i \in [0,1]$, $1 \le i \le n$. 그래서 벡터 $\overline{a}$와 $\overline{b}$사이의 유사정도는 다음과 같은 유사성함수(similarity function) S로 측정할 수 있다.

$$S(\overline{a}, \overline{b}) = \frac{\overline{a} \cdot \overline{b}}{Max(\overline{a} \cdot \overline{a}, \overline{b} \cdot \overline{b})}$$

여기에서 $S(\overline{a}, \overline{b}) \in [0,1]$. $S(\overline{a}, \overline{b})$의 값은 $\overline{a}$와 $\overline{b}$사이의 유사정도를 가리킨다. $S(\overline{a}, \overline{b})$의 값이 더 크면 클수록 벡터 $\overline{a}$와 $\overline{b}$ 사이의 유사성은 더 크다. 그림 1은 유사성함수 S를 보여준다.



(그림 1) 유사성함수 S

전체집합 $U=\{u_1, u_2, \cdots, u_n\}$이고 A는 U의 구간값 퍼지집합이라고 하자.

$$A=\{(u_i, [a_{i1}, a_{i2}]) \mid 1 \le i \le n\}$$

그래서 구간값 퍼지집합 A의 하한과 상한은 아래첨자 벡터 $\underline{A}$와 윗첨자 벡터 $\overline{A}$로 각각 표현할 수 있다. 여기에서

$$\underline{A}=\langle a_{11}, a_{21}, \cdots, a_{n1}\rangle$$
$$\overline{A}=\langle a_{12}, a_{22}, \cdots, a_{n2}\rangle$$

구간값 퍼지집합 사이의 유사정도를 측정하는 매칭함수 M은 다음과 같다. 전체집합 $U=\{u_1, u_2, \cdots, u_n\}$이고 A와 B는 U의 구간값 퍼지집합이라고 하자. 여기에서,

$$A=\{(u_i, [a_{i1}, a_{i2}]) \mid 1 \le i \le n\}$$
$$B=\{(u_i, [b_{i1}, b_{i2}]) \mid 1 \le i \le n\}$$

구간값 퍼지집합 A와 B의 하한과 상한은 $\underline{A}$, $\overline{A}$, $\underline{B}$ 그리고 $\overline{B}$로 각각 표현한다.

$$\underline{A}=\langle a_{11}, a_{21}, \cdots, a_{n1}\rangle$$
$$\overline{A}=\langle a_{12}, a_{22}, \cdots, a_{n2}\rangle$$
$$\underline{B}=\langle b_{11}, b_{21}, \cdots, b_{n1}\rangle$$
$$\overline{B}=\langle b_{12}, b_{22}, \cdots, b_{n2}\rangle$$

그래서 구간값 퍼지집합 A와 B사이의 매칭정도 M(A, B)은 다음과 같이 측정할 수 있다.

$$M(A, B)=\frac{S(\underline{A}, \underline{B})+S(\overline{A}, \overline{B})}{2}$$

여기에서 $M(A, B) \in [0,1]$. M(A, B)의 값이 더 크면 클수록 구간값 퍼지집합 A와 B의 매칭정도가 더 크다.

3. 우선순위논리곱연산을 이용한 속성값 계산

이장에서는 구간값 퍼지집합을 이용하여 PC연산을 계층적인 구조에 적용하는 방법을 제안한다. Yager, R. R.은 인스턴스(instance)에서 더 가까운 프레임일수록 더 높은 우선순위를 갖는 다는 것에 기반을 둔 다음과 같은 우선순위논리곱연산(PC: prioritized conjunction) D=PC(A, B)을 제안하였다[10].

$$D=Min(A, (B + (1-Poss(B/A))) \quad (1)$$

여기에서 Poss(B/A)=Max(B, A).

본 논문에서는 구간값 퍼지집합간의 가능성을 계산하기 위해 식 Poss(B/A)=Max(B, A) 대신에 Poss(B/A)=M(B, A)을 사용한다. M(B, A)는 구간값 퍼지집합 A와 B 사이의 매칭정도를 계산하는 매칭함수이다.

A와 B를 구간값 퍼지집합으로 표현된 정보라고 하자. 이들을 PC 결합하면 다른 구간값 퍼지집합 D=PC(A, B)를 만든다. 즉,

$$\underline{D}=Min(\underline{A}, (\underline{B} + (1-Poss(\underline{B}/\underline{A}))) \quad (2)$$
$$\overline{D}=Min(\overline{A}, (\overline{B} + (1-Poss(\overline{B}/\overline{A}))) \quad (3)$$

여기에서 Poss(B/A)=M(B, A). M(B, A)는 매칭함수이다. (2)와 (3)은 각각 하한과 상한에 대한 식이다.

Poss(B/A)는 A에 있는 정보에 대해 B에 있는 정보의 호환성에 의존한다. 만일 B가 A와 호환되지 않으면(conflict), M(B, A)=0이므로 Poss(B/A)=0

이 되고, 이러한 결합에서 B에 대한 중요도는 주어지지 않는다. 만일 B가 A와 완전하게 일관성을 가지면 M(B, A)=1이므로 Poss(B/A)=1이 되고, B는 1이라는 중요도를 가지며 일반적인 논리곱이 된다. 만일 M(B, A)$\in$[0, 1]이라면 Poss(B/A)$\in$[0, 1]이 되므로 B에는 0과 1사이의 실수로서 부분적인 중요도가 주어진다.

퍼지객체지향자료모형에서 나타날 수 있는 네 가지 사례, 순수한 계층구조, 다른 조상들을 갖는 예, 한 프레임에 수렴, 부분적으로 연결된 링크에 대하여 프레임의 속성값을 계산하는 방법은 식 (1)과 (2)를 기반으로 하여 유도한다. 프레임의 속성은 V로 표현하고, 각각 다른 프레임에 있는 속성 V의 값은 A_i로 표현한다고 하자. D_j는 현재 객체와 가장 가까이 있는 첫 번째 프레임에 있는 V의 정보를 결합하여 얻은 값이라고하자. 어떤 프레임 내에서 V에 대해 값을 모르면 V=X라고하자. 여기에서 X는 속성값의 정의역이다. 퍼지객체지향자료모형의 상속계층구조에 나타나는 프레임의 속성값을 구하기 위해 구간값 퍼지집합을 사용하는 다음과 같이 우선순위 논리곱연산을 이용하여 계산한다.

사례1: 순수한 계층구조

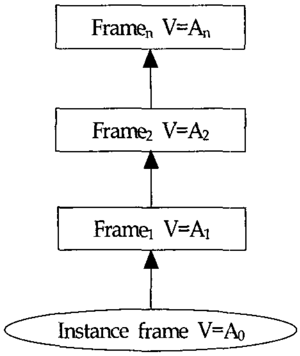
순수한 계층구조는 그림 2에서 보여준다. 이 구조에서 시작하는 값은 D_0=A_0. 이 값과 첫 번째 조상 프레임에서 발견된 값과의 결합은 D=PC(D_0, A_1) 이다. 그래서

$$\underline{D}_1(x)=Min(\underline{D}_0(x),\ (\underline{A}_1(x) + (1- Poss(\underline{A}_1/\underline{D}_0))) \qquad (4)$$
$$\bar{D}_1(x)=Min(\bar{D}_0(x),\ (\bar{A}_1(x) + (1- Poss(\bar{A}_1/\bar{D}_0))), \qquad (5)$$

여기에서 Poss(A_1/D_0)=M(A_1, D_0).

j 번째 조상이 가지는 값도 반복적으로 계산하면 다음과 같은 식을 얻는다.

$$\underline{D}_j(x)=Min(\underline{D}_{j-1}(x),\ (\underline{A}_j(x) + (1- Poss(\underline{A}_j/\underline{D}_{j-1}))) \qquad (6)$$
$$\bar{D}_j(x)=Min(\bar{D}_{j-1}(x),\ (\bar{A}_j(x) + (1- Poss(\bar{A}_j/\bar{D}_{j-1}))). \qquad (7)$$



(그림 2) 순수한 계층구조

여기에서 Poss(A_j/D_{j-1})=M(A_j, D_{j-1}). 식(6)과 (7)은 식 (4)와 (5)를 기반으로 일반화를 한 결과식이다.

만일 프레임이 정보를 제공하지 않으면 V=X라고 가정한다. 이 경우에는 이미 설정된 정보가 이 프레임의 영향을 받지 않는다. 즉, 프레임에 있는 정보는 무시된다. 그러므로 다음과 같은 식을 사용한다.

$$\underline{D}_j(x)=\underline{D}_{j-1}(x) \qquad (8)$$
$$\bar{D}_j(x)=\bar{D}_{j-1}(x). \qquad (9)$$

A_j의 값과 D_{j-1}의 값이 완전한 호환성, Poss(A_j/D_{j-1})=1 이면 다음과 같은 식을 사용한다.

$$\underline{D}_j(x)=Min[\underline{D}_{j-1}(x),\ \underline{A}_j(x)] \qquad (10)$$
$$\bar{D}_j(x)=Min[\bar{D}_{j-1}(x),\ \bar{A}_j(x)]. \qquad (11)$$

식 (10)과 (11)에 의해 D_{j-1}이 가지고 있는 정보는 A_j에 의해 정제(refine)된다.

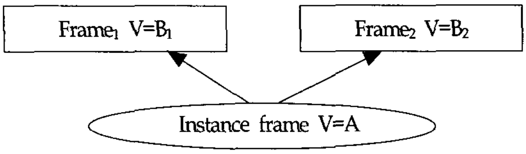
호환성이 없는 경우, Poss(A_j/D_{j-1})=0 이면 다음과 같은 식을 사용한다.

$$\underline{D}_j(x)=\underline{D}_{j-1}(x) \qquad (12)$$
$$\bar{D}_j(x)=\bar{D}_{j-1}(x). \qquad (13)$$

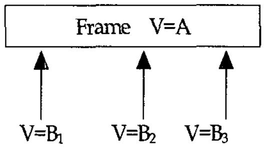
여기에서 프레임내의 정보는 완전히 무시된다.

사례2: 다른 조상들을 갖는 예

다른 조상을 갖는 예는 그림 3과 같다. 다중상



(그림 3) 다른 조상을 갖는 예



(그림 4) 한 프레임에 수렴

속의 경우에는 각각의 조상이 서로 독립된 정보를 제공한다. 인스턴스 프레임의 정보를 정제하기 위해 다음과 같은 결합을 한다.

$$\underline{D}=PC(\underline{A},\ \underline{B}_1 \cap \underline{B}_2)\ \cap\ PC(\underline{A},\ \underline{B}_1 \cup \underline{B}_2) \quad (14)$$

$$\bar{D}=PC(\bar{A},\ \bar{B}_1 \cap \bar{B}_2)\ \cap\ PC(\bar{A},\ \bar{B}_1 \cup \bar{B}_2). \quad (15)$$

(14)와 (15)는 조상이 둘인 경우에 적용할 수 있는 식이다. 조상이 둘 이상인 경우에는 다음과 같이 정보를 결합할 수 있다.

$$\underline{D}= \bigcap_{j=1}^{n} \cap\ PC(\underline{A},\ \bigcup_{F\in Ej} Conj(F)) \quad (16)$$

$$\bar{D}= \bigcap_{j=1}^{n}\ PC(\bar{A},\ \bigcup_{F\in Ej} Conj(F)), \quad (17)$$

(16)과 (17)에서 F는 집합 $\{B_1, B_2, \cdots, B_n\}$의 멱집합(power set)의 원소이다. 즉, B의 부분집합이다. E_j는 j 요소를 갖는 모든 B의 부분집합을 포함하는 B의 멱집합의 부분집합이다.

사례 3: 한 프레임에 수렴

한 프레임에 수렴하는 예는 그림 4와 같다. 이 사례에서는 반복적인 절차를 이용하여 계산한다. 먼저 D_1을 계산하면

$$\underline{D}_1= PC(X,\ \bigcup_{F\in E1} Conj(F)) \quad (18)$$

$$\bar{D}_1= PC(X,\ \bigcup_{F\in E1} Conj(F)). \quad (19)$$

그리고 D_2가 계산되고,

$$\underline{D}_2= PC(\underline{D}_1,\ \bigcup_{F\in E2} Conj(F)) \quad (20)$$

$$\bar{D}_2= PC(\bar{D}_1,\ \bigcup_{F\in E2} Conj(F)) \quad (21)$$

F는 집합 $\{B_1, B_2, \cdots, B_n\}$의 멱집합의 원소이다. 즉, B의 부분집합이다. E_j는 j 요소를 갖는 B의 모든 부분집합을 포함하는 B의 멱집합의 부분집합이다.

(18)과 (19)는 B_1을 고려하여 $\underline{D}_1$과 $\bar{D}_1$을 계산하고, (20)과 (21)은 B_2를 고려하여 $\underline{D}_2$와 $\bar{D}_2$를 계산한다. 이러한 방법을 계속 적용하여 B_n이 고려된 $\underline{D}_n$, $\bar{D}_n$을 얻는다. $\underline{D}_n$, $\bar{D}_n$을 기반으로 하여 최종적인 $\underline{D}$, $\bar{D}$는 다음과 같이 얻는다.

$$\underline{D}= PC(\underline{D}_n,\ \underline{A}) \quad (22)$$

$$\bar{D}= PC(\bar{D}_n,\ \bar{A}). \quad (23)$$

사례 4: 부분적으로 연결된 링크

부분적으로 연결되는 링크의 예는 그림 5와 같다. 이 사례는 자식이 직접 조상의 부분 자손인 상황을 모형화하는 것이다. 먼저 두 개의 프레임만 있는 경우를 생각해보자. 두 프레임에 있는 정보를 결합하여 얻는 값 D는 다음 식으로 구할 수 있다.

$$\underline{D}= PC(\underline{A}_0,\ \underline{A}_1;\ \alpha) \quad (24)$$

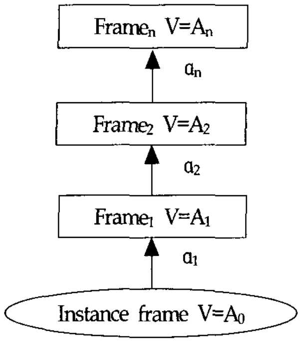
$$\bar{D}= PC(\bar{A}_0,\ \bar{A}_1;\ \alpha) \quad (25)$$

여기에서

$$\underline{D}(x)=\underline{A}_0(x)\ \wedge\ [\underline{A}_1(x)\ \vee\ (1-\alpha)\ \vee\ (1-Poss(\underline{A}_0/\underline{A}_1))] \quad (26)$$

$$\bar{D}(x)=\bar{A}_0(x)\ \wedge\ [\bar{A}_1(x)\ \vee\ (1-\alpha)\ \vee\ (1-Poss(\bar{A}_0/\bar{A}_1))] \quad (27)$$

만일 (24)과 (25)에서 연결이 완전하다면 $\alpha=1$이고 식(26)과 (27)은 첫 번째 사례 순수한 계층구조와 같게 된다. 만일 (24)과 (25)에서 연결이 없다면 $\alpha=0$이고 식(26)과 (27)은 $D=A_0$가 된다. 만일 (24)과 (25)에서 연결이 부분적이라면 A_1이 A_0와 완전하게



(그림 5) 부분적으로 연결된 링크

호환이 될지라도 A_1의 영향은 줄어들게 된다. 즉, A_1의 중요도는 A_0와의 비호환성(incompatibility)과 연결의 부분성(partialness) α에 의해 감소된다.

프레임의 수가 n 개가 있는 일반적인 경우를 생각해보자. ω_i를 인스턴스 프레임에서 i 번째 프레임까지 연결 중에서 가장 약한 연결의 값이라고 하자. $\omega_i = \mathrm{Min}_{j=1 \text{ to } i}[\alpha_j]$. 전체적으로 계산된 값 D는 각 수준에서 식 (28)과 (29)를 적용하여 반복적으로 계산된다. 단, $\underline{D}_0=\underline{A}_0$와 $\bar{D}_0=\bar{A}_0$이고, 최종값으로는 $\underline{D}=\underline{D}_n$과 $\bar{D}=\bar{D}_n$을 각각 얻는다.

$$\underline{D}_i = PC(\underline{D}_{i-1},\ \underline{A}_i;\ \omega_i) \qquad (28)$$

$$\bar{D}_i = PC(\bar{D}_{i-1},\ \bar{A}_i;\ \omega_i), \qquad (29)$$

4. 결 론

객체지향자료모형에서는 속성값에 대한 정보의 결여를 표현하기 위해 다양한 형태의 널(null) 값을 사용한다. 기존의 퍼지 객체지향자료모형에서는 속성값에 대한 정보의 결여를 0과 1 사이의 실수로 표현하여 불완전함의 정도(degree of incompleteness)를 표현하는 것이 가능하였다. 본 논문에서는 퍼지 객체지향자료모형에서 속성값에 대한 정보의 결여를 기존의 퍼지집합이 아닌 구간값 퍼지집합을 이용하여 속성값을 표현하고, 우선순위 논리곱 연산으로 계산하는 방법을 제안하였다. 이 접근법은 0과 1 사이의 단일한 숫자로 속성값의 불완전함의 정도를 표현하는 기존의 퍼지집합과는 다르게, 구간값 퍼지집합을 이용하여 속성값을 표현하기 때문에 속성값의 불완전함의 정도에 대한 하한과 상한을 고려할 수 있다. 그래서 기존의 방법보다 더 유연하고 정확하게 속성값을 표현하고 계산하는 것이 가능하다. 이 방법은 소속정도가 하나의 숫자가 아닌 구간값으로 표현되는 지식정보처리분야에 적용할 수 있다.

참고문헌

[1] Beeri, C. "A Formal Approach to Object-oriented Databases," Data and Knowledge Engineering, Vol. 5, No. 4, 1990, pp. 353~382.

[2] Bertino, E., et al., Object-oriented Databases Systems: Concepts and Architectures, Reading, MA: Addison-Wesley, 1993.

[3] Dittrich, K. R., "Object-oriented Data Model Concept" in Advances in Object-oriented Databases Systems, Doga, A. et al., Eds. Berlin, Germany: Springer-verlag, 1994, pp. 29~45.

[4] Biskup, J., "A Formal Approach to Null Values in Database Relations" in Advances in Databases Theory, Vol. 1, 1981, pp. 299~341.

[5] Zicari, R., "Databases and Incomplete Information" in Proc. Workshop in Uncertaint Managemenat in Information Systems: From Needs to Solutions, 1992, pp. 52~63.

[6] Zicari, R., "Incomplete Information in Object-oriented Databases," SIGMOD Record, 19, 1990, pp. 33~40.

[7] Dubois, D. et al., Possibility Theory: An Approach to Computerized Processing of Uncertainty, New York: Plenum, 1988.

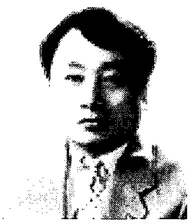
[8] Zadeh., A., "Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 1, 1978, pp. 3~28.

[9] Gabriella P., et al., "Calculating Attribute Values Using Inheritance Structures in Fuzzy Object-

Oriented Data Models." IEEE Trans. on SMC, Part C: Application & Reviews, Vol. 29, No. 4, November 1999, pp. 556~565.
[10] Yager. R. R., Fuzzy Set Methods in Inheritance Networks" in Fuzzy Information Engineering: A Guided Tour of Applications, Dubios, D., et al., Eds. New York: Wiley, 1977, pp. 389~403.
[11] Chen, Shyi-Ming, Hsiao, Wen-Hoar, and Jong, Hoei-Tzy, "Bidirectional Approximate Reasoning Based on Interval-valued Fuzzy Sets," Fuzzy Sets and Systems 91, pp. 339~353, 1997.
[12] Chen, Shyi-Ming, and Hsiao, Wen-Hoar, "Bidirectional Approximate Reasoning For Rule-based Systems Using Interval-valued Fuzzy Sets," Fuzzy Sets and Systems 113, pp. 185~203, 2000.
[13] Turksen, I. B., "Interval-valued Fuzzy Sets Based on Normal Forms," Fuzzy Sets and Systems 20, pp. 191~210, 1986.
[14] Zwick, R. E., Carkstein and Budescu, D. R., "Measures Of Similarity Among Fuzzy Concepts: A Comparison Analysis," International Jl. Approximate Reasoning, 1, pp. 221~242, 1987.

◐ 저 자 소 개 ◑

조 상 엽
1986년 한남대학교 전자계산학과(학사)
1988년 중앙대학교 대학원 전자계산학과(석사)
1993년 중앙대학교 대학원 전자계산학과(박사)
1993년~1994년 중앙대학교 컴퓨터소프트웨어 연구소 객원연구원
1995년~현재 : 청운대학교 인터넷컴퓨터학과 교수
관심분야 : 인공지능, 퍼지이론, 페트리네트 응용, 인터넷
E-mail : sycho@mail.chungwoon.ac.kr



이 종 찬
1988년 충남대학교 계산통계학과(학사)
1990년 충남대학교 대학원 계산통계학과(석사)
1996년 충남대학교 대학원 전산학과(박사)
1996년~현재 : 청운대학교 인터넷컴퓨터학과 교수
관심분야 : 신경회로망, 패턴분류, 정보보호, 인터넷
E-mail : jclee@mail.chungwoon.ac.kr