

지식기반시스템에서 불확실성처리방법의 비교연구*

(A Comparative Study of Uncertainty Handling Methods in Knowledge-Based System)

송수섭**

Abstract

There has been considerable research recently on uncertainty handling in the fields of artificial intelligence and knowledge-based system. Various numerical and non-numerical methods have been proposed for representing and propagating uncertainty in knowledge-based system. The Bayesian method, the Dempster-Shafer's Evidence Theory, the Certainty Factor model and the Fuzzy Set Theory are most frequently appeared in the knowledge-based system. Each of these four methods views uncertainty from a different perspective and propagates it differently. There is no single method which can handle uncertainty properly in all kinds of knowledge-based systems' domain. Therefore a knowledge-based system will work more effectively when the uncertainty handling method in the system fits to the system's environment. This paper proposed a framework for selecting proper uncertainty handling methods in knowledge-based system with respect to characteristics of problem domain and cognitive styles of experts. A schema with strategic/operational and unstructured/structured classification is employed to differentiate domain. And a schema with systematic/intuitive and preceptive/receptive classification is employed to differentiate experts' cognitive style. The characteristics of uncertainty handling methods are compared with characteristics of problem domains and cognitive styles respectively. Then a proper uncertainty handling method is proposed for each category.

* 이 논문은 1995년도 대양 학술연구비에 의하여 연구되었음

** 세종대학교

1. 서 론

인간에게 가용한 정보는 그 본질적 특성상 불확실한 것이 대부분이다. 따라서 인간의 판단에 의한 의사결정을 지원하기 위한 지식기반시스템(knowledge-based system)에서 이러한 정보 및 지식의 불확실성(uncertainty)을 표현하고 추론할 수 있는 처리수단이 필요하다. 인간은 당면문제를 해결하는 과정에서 다양한 형식의 불확실성에 직면하게 되고 당면한 불확실성의 형식에 따라 다른 처리방법을 적용하여 해답에 대한 불확실성을 감소시키려고 노력한다. 따라서 인간의 추론과정을 자동화하려는 지식기반시스템 또는 전문가시스템(expert system)에는 다양한 형식의 불확실성이 존재하며 이를 처리하는 방법이 필요로 한다. 이러한 관점에서 최근 인공지능분야의 중요한 당면과제의 하나가 불완전하고 불확실한 정보와 지식을 어떻게 지식베이스에서 표현하고 또 이를 기반으로 추론을 수행하여 원하는 결과를 얻느냐 하는 불확실성의 처리문제이다.

지식기반시스템에서 불확실성은 다양한 원인으로 부터 기인한다. Bonissone and Tong(1985)은 전문가시스템의 불확실성을 동반한 추론방법을 조사한 논문에서 불확실성의 원천을 4가지로 요약 설명하고 있다. 첫째 원천은 정보의 신뢰성에 관련된 것으로 사실을 관측하는 측정도구가 부정확하거나 신뢰성이 부족한데서 기인한다. 이는 전제(Premise)와 결론(Conclusion)이 단정적이지 못한 관계(weak implication)로부터 발생하는 불확실성을 포함한다. 대부분의 전문가시스템

에서는 단정적이지 못한 관계로부터 발생하는 불확실성의 정도를 표현하는 수단으로 수치 값을 부여하여 사용한다(예: 확실성계수, 조건확률 등). 둘째 원천은 어떤 사실과 프리덕션규칙을 표현하는 언어의 본원적인 불확실성이다. 관측된 사실은 정의가 확정적이지 못한 개념을 포하는 경우와 규칙이 불리안(Boolean)논리로 표현될 수 없는 전제명제를 포함하고 있어 정확하게 해석될 수 없는 경우이다. 이러한 문제는 일반적인 'modus ponens'에 기초한 근사추론(Approximate Reasoning)을 수행하도록 부정확한 사실과 규칙을 가능성이론(Possibility Theory)으로 표현함으로써 부분적으로 처리되고 있다(Zadeh, 1975). 셋째 원천은 정보의 불완전성(incompleteness)으로부터 기인하는 불확실성이다. 이러한 형태의 불확실성은 일반적으로 정성적인 방법으로 처리되고 있다(Doyle, 1983). 넷째 원천은 서로 다른 전문가 또는 서로 다른 정보원으로부터 획득된 정보를 결합하여 종합적인 결론을 도출하는데 따른 불확실성이다. 어떤 사실정보들이 결합되고 종합될 때는 세 가지 문제가 발생할 가능성을 내포하고 있다. 즉 서로 다른 단위로 표현되는 불확실성을 결합하는 경우 그 표현의 일관성이 저해될 수 있으며, 상충되는 정보의 결합시 모순이 발생할 수 있으며, 결합규칙에 따라서는 종합된 결과의 확실성이 과장될 수 있다는 것이다.

현실세계의 문제를 해결하기 위한 실용 지식기반시스템에서는 해당 영역에서 발생하는 다양한 불확실성에 대한 처리방법이 반드시 강구되어야 한다. 불완전하거나, 일관성이 없거나, 불확

실한 지식을 표현하고 이를 기반으로 수행하는 추론을 지원하는 것은 지식기반시스템의 중요한 목표의 하나이다. 지금까지 지식기반시스템에서 이러한 불확실한 지식과 정보를 처리하고 추론을 수행하는 여러 가지 방법들이 제시되었다. 이들 가운데 주목을 받고 있는 네 가지 방법은 확률 이론에 근거한 베이시안방법 (Bayesian), Dempster-Shafer의 증거이론(evidence theory), 퍼지집합이론 (fuzzy set theory) , MYCIN/EMYCIN의 확실성계수(certainty factor)이다.

베이시안방법에서는 불확실성을 상대빈도, 믿음의 정도, 또는 다른 형식으로 해석되는 확률적 사상으로 취급한다. 확률의 수치 값은 [0,1] 구간내의 값을 가지며 1은 항상 발생하는 사상을 의미하며, 0은 발생가능성이 전혀 없는 사상을 의미하며 중간의 값은 때때로 발생하는 사상을 의미한다.

Dempster-Shafer의 증거이론에서 불확실성은 믿음의 정도(degree of belief)로 표현되며 이 믿음의 정도 역시 [0,1] 구간내의 수치 값으로 표현된다. 여기서 수치값 1은 완전한 믿음을 의미하며 0은 믿음의 부족을 의미하는데 믿음의 부족은 부정(disbelief)과 구분된다. 구간내의 값은 부분적 믿음을 의미한다.

퍼지집합이론에서 불확실성은 어떤 집합에 소속정도(멤버쉽:membership, 예: 어떤 질병의 진단에서 징후의 정도)로 표현된다. 멤버쉽값은 [0,1] 구간내의 값을 가지며 1은 개체가 해당집합의 완전한 구성인자임을 표시하며 0은 구성인자가 아님을, 중간 값은 부분적 인자임을 표시한다.

MYCIN/EMYCIN에서 불확실성은 가설에 대한 확증(confirmation)의 정도인 확실성계수로 표현되며 그 값은 [-1,1] 구간의 수치 값으로 표현된다. 여기서 1은 나타난 증거들이 해당 가설을 확실히 확인해 주는 것을 말하며, -1은 나타난 증거들이 가설을 부정하는 것을 말하며, 0은 가설을 확인해주는 증거와 가설을 부정하는 증거가 동등하여 확인과 부정의 어느 쪽으로도 기울 수 없는 상태를 말한다. 구간내의 값은 부분적인 확인(+ 값) 또는 부정(- 값)을 표현한다.

이러한 네 가지 불확실성 처리방법은 그 가정 사항, 불확실성의 해석, 수치 값의 부여 및 계산 방법, 그 이론적인 바탕 등이 상이하여 각 방법의 성과는 대상영역의 특성과 불확실성처리방법의 적합정도에 따라 달라질 수 있다. 특히 지식기반시스템은 비교적 협소한 영역에서 전문가의 지식과 추론내용을 지식베이스화 하는 것으로 상황에 맞지 않는 불확실성처리방법을 적용할 경우 오히려 의사결정을 오도할 수 있다. 따라서 이러한 불확실성 처리방법들을 다양한 관점에서 비교하고 이를 경영의사결정환경과 대비 분석함으로써 어떤 환경 하에서 어떤 방법이 더 효과적인 것인가를 평가하는 것은 지식기반시스템을 구축하고 사용하는데 매우 중요하다.

이 연구의 목적은 상기의 네 가지 불확실성 처리방법과 다양한 경영의사결정환경을 비교연구 하여 상황에 따른 효과적인 불확실성처리방법이 어떤 것인가를 규명하는 분석적 틀을 제시하는데 있다. 따라서 제 2절에서는 네 가지 처리방법의 개요, 제 3절에서는 인간의 의사결정행태 및 경영의사결정환경에 대하여 분석하며 제 4절

에서는 각 방법의 강점과 약점을 분석하고 경영 의사결정환경과 대비 분석하여 상황에 따른 바람직한 처리방법을 모색하는 틀을 제시하며, 제 5절에서는 요약 및 결론으로 구성한다. 본 연구의 범위는 이론적인 모형을 제시하는 것이며 제시된 모형의 실증적 연구는 차기연구에 계속한다.

2. 불확실성처리방법의 개요

2.1 베이지안(Bayesian) 방법

베이지안 방법은 확률이론에 근거한 방법이며 확률이론은 그 역사가 수백 년을 거슬러 올라가나 지식기반시스템에서 사용되기 시작한 것은 근래의 일이다. 베이지안방법이 전문가시스템에 사용된 예는 PROSPECTOR(Duda and Reboh, 1984), GLADYS(Spiegelhalter and Knill Jones, 1984), HUGIN(Andersen et. al., 1989), BAIES(Cowell, 1992) 등이 있다.

베이지안방법을 사용하여 불확실성을 처리하기 위해서는 지식을 표현하는 규칙(rule) 또는 사상(event)의 사전확률(Prior Probability)이 필요하며 추가로 획득된 증거는 사전확률에 대비되어 분석된다.

이 분석의 결과로 얻어지는 새로운 확률을 사후확률(Posterior Probability)이라 하며 이는 사전확률에 조건확률로 주어지는 추가적인 정보를 반영하여 수정한 것이다. 사전확률은 발생빈도 또는 기타 통계적 방법에 따라 정의되는 객관적 확률에 의해서 정의될 수 있으며 객관적인 확률이 가용하지 않을 경우 전문가의 의견 같은 주

관적 확률로 정의할 수 있다. 여기서 사전확률과 사후확률은 확률의 공리를 충족시키는 개념으로 정의 된다.

베이지안이론은 의사결정이론과 밀접한 관계를 가지고 있으며 이는 다양한 분야에서 불확실성이 내포된 문제해결에 널리 사용되고 있다. 사후확률의 계산은 확률의 공리에 근거하여 이루어지며 이를 베이즈의법칙(Bayes' Rule)이라 하며 그 내용은 다음과 같다.

가설의 집합 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ 와 일련의 증거(정후) (e_1, e_2, \dots, e_m) 가 주어지고 가설들의 사전확률 $P(h_i)$ 을 알고 있을 때 이들 증거에 의하여 다음과 같이 가설의 확률을 개선하여 사후확률을 구할 수 있다.

$$P(h_i/e_1, e_2, \dots, e_m) = \frac{P(e_1, e_2, \dots, e_m/h_i)P(h_i)}{\sum P(e_1, e_2, \dots, e_m/h_j)P(h_j)}$$

베이지안방법은 두 가지 근본적인 가정하에 성립한다. 첫째 각 가설 h_i 는 집합 H의 다른 가설들과 상호 배타적이며 집합 H는 모든 가설들을 망라하는 전체집합이라는 것이다.

$$P(h_i, h_j) = 0 \quad \text{for } i \neq j$$

$$\sum_{i=1}^n P(h_i) = 1$$

둘째 임의의 가설 h_j 가 사실이라는 가정하에 부분증거 e_j 는 상호 독립적이라는 것이다.

$$P(e_1, e_2, \dots, e_m/h_i) = \prod_{j=1}^m P(e_j/h_i)$$

첫째 가정은 베이즈의 규칙이 성립하기 위한 기본적인 가정이며 둘째 가정은 베이즈의 규칙에 따라 사후확률을 계산함에 있어 요구되는 수많은 조건부확률을 도출하는 어려움을 경감시키기 위하여 통상적으로 도입되는 가정이다.

이러한 가정들에 대한 변형이 가능하다. 예를 들면 Pearl(1987)은 부분증거들의 확률적 상호관련성을 나무(tree) 또는 그래프구조로 모형화하는 것을 검토하였으며 또다른 예로는 Hummel and Manevitz(1987)가 주창한 α -independence의 개념이다. 여기서 $a(e_i, e_j)=1$ 은 완전한 상호독립을 의미하고 $a(e_i, e_j)=0$ 은 완전한 상호관련성을 의미한다.

2.2 Dempster-Shafer의 증거이론

(Evidence Theory)

증거이론은 Dempster(1967)의 연구와 Shafer(1976)의 연구에 의해서 정립되었다. 이 이론은 1980년대에 와서 인공지능 연구에서 불확실한 정보를 처리하는 유용한 도구로 주목을 받기 시작했다.

증거이론은 주관적 확률을 기반으로 하는 베이저안방법을 일반화 한 것으로 베이저안 방법에서는 개별명제에 대한 주관적 확률을 도출하는 반면 증거이론에서는 일련의 관련명제들의 집합에 대한 주관적 확률을 도출한다. 증거이론은 일련의 연관된 명제들의 집합에 대한 주관적 확률로부터 개별명제의 신뢰도(degree of belief)를 도출하는 것과 독립적인 증거에 의해서 도출된 개별명제들의 신뢰도를 결합할 때 Dempster의 규칙에 따라 종합적인 결과를 도출한다는 두 가

지 기본적인 개념에 기반을 둔다.

신뢰도(degree of belief)

신뢰도를 도출하기 위하여 기본확률할당(basic probability assignment: BPA)의 개념이 필요하다. BPA는 명제들의 유한전체집합 (finite universe of proposition) θ 에서 정의되며 θ 를 식별의 틀(frame of discernment)라고 한다. 명제들의 전체집합을 θ 라고 하면 공집합 ϕ 로 정의되는 명제는 신뢰할 수 없는 명제로 "0" 값의 확률이 부여되며 θ 의 모든 부분집합에 부여된 확률의 합은 1이된다. 그러므로 BPA는 θ 의 멱집합(power set) 2^θ 를 $[0, 1]$ 구간으로 투사하는 함수이다.

$$(1) m(\phi) = 0$$

$$(2) \sum_{A \in \theta} m(A) = 1$$

BPA는 전체집합의 부분집합들에게 부여되며 확률이론에서 처럼 개별명제에 대한 특정 값으로 부여되는 것이 아니다. 이는 부분집합으로 구성된 명제들에 대한 정확한 지지(support)를 나타내는 척도로서 BPA의 합이 1이 되어야 하더라도 명제 A의 확률과 이의 보집합 $\sim A$ 의 확률의 합이 1이 되어야 한다는 것은 아니다. 예를 들면 $\theta = (V_1, V_2, V_3, B_1, B_2)$ 에서 $m(V_1)=0.6$ 이고 더 이상 관련 증거가 없을 경우 더 이상의 식별능력이 없다는 것을 $m(V_1, V_2, V_3, B_1, B_2)=0.4$ 로 표현한다. 전체집합에 부여된 BPA값 0.4는 추가적인 증거가 발견될 때 해당 증거에 관련된 부분집합에게 할당된다. 즉 V_1 에 대한 신뢰의

부족은 V_1 을 부정하는 명제 $\sim V_1$ 의 신뢰도와 일치하지 않는다. 어떤 명제에 대한 신뢰($m(V_1)$)에 대한 증거부족과 해당명제의 부정에 대한 신뢰($m(\sim V_1)$)는 다르게 취급한다.

신뢰의 척도(measure of belief)

BPA는 부분집합으로 표시되는 명제들에 대한 지지(support)를 나타내는 척도이다. BPA의 기초 위에 정의되는 신뢰함수(belief function)의 특성은 다음과 같다.

- (1) $Bel(\emptyset)=0$
- (2) $Bel(\Theta)=1$
- (3) 양의 정수 n 에 대하여 θ 의 부분집합

$A=\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 이라고 가정할 때

$$Bel(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) \geq \sum Bel(A_i) - \sum_{i < j} bel(A_i \cap A_j) + \dots + (-1)^{n+1} Bel(A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n)$$

부분집합 A 에 대한 총신뢰도를 도출하려면 A 에 포함된 명제들을 의미하는 A 의 모든 부분집합들의 BPA를 합하면 된다.

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$$

여기서 나머지 증거($1-Bel(A)$)는 A 를 부정하는 것은 아니다. 그리고 A 와 무관한 것이 아니고 추가적인 증거가 획득되면 A 의 신뢰도를 증가시킬 수 있다. 따라서 가용한 증거가 A 를 부정할 수 없는 경우 이를 A 의 적절성(Plausibility)

이라 하고 다음과 같이 정의한다.

$$Pl(A) = Bel(\sim A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B)$$

여기서 $B \cap A \neq \emptyset$ 는 $B \subseteq A$ 보다 약한 제약이므로 주어진 집합 A 에서 $Bel(A) \leq Pl(A)$ 가 성립한다. 이러한 척도를 이용하여 A 의 신뢰성 정도는 구간값 $[Bel(A), Pl(A)]$ 로 표시된다. 하한 값인 $Bel(A)$ 는 명제 A 가 확실히 지지되는 정도를 의미하며 상한 값인 $Pl(A)$ 는 A 를 부정하지 못하는 정도를 의미한다. 따라서 추가적인 증거가 획득됨에 따라 구간폭($Pl(A)-Bel(A)$)은 감소한다. 추가적인 증거가 A 를 부정하는 경우 $Pl(A)$ 가 감소하게 되고 긍정적인 증거일 경우 $Bel(A)$ 가 증가하게 되어 구간 폭이 감소한다. 그러므로 $[1,1]$ 은 대상명제가 완전히 확실한 것을 의미하며 $[0,1]$ 은 대상명제를 지지하는 증거도 부정하는 증거도 없는 식별불능의 상태를 의미한다. 그리고 상기 정의에서 $Bel(A)+Bel(\sim A) \leq 1$ 로 가산성의 법칙이 성립하지 않는 것이 자명하다.

Dempster의 결합법칙

서로 다른 독립적인 증거로부터 도출된 여러 명제들의 BPA가 주어졌을 때 이 명제들의 결합 명제에 대한 신뢰도를 도출할 필요가 있다. 이러한 두 개 이상의 BPA를 하나로 결합하여 총체적인 BPA를 도출하는 수단을 제공하는 것이 Dempster의 결합법칙이며 $m_1 \oplus m_2$ 로 표시한다. 두 명제 A 와 B 그리고 도출된 BPA를

$m_1(A)$ 와 $m_2(B)$ 이고 두 BPA가 독립적인 증거로부터 도출되었다고 할 때 두 명제의 결합명제 $C=A \cap B$ 의 결합된 BPA는 다음과 같이 얻어진다.

$$(m_1 \oplus m_2)(C) = \frac{\sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \phi} m_1(A) m_2(B)}$$

여기서 분모는 정규화(normalize) 계수로 상반되는 증거에 부여된 BPA로부터 도출된 것이다.

Dempster의 결합법칙에서 정규화과정은 논란의 대상이 되고 있다. Zadeh(1984, 1986)는 Dempster의 정규화가 상반되는 증거에 의한 신뢰도를 결합할 경우 상식에 벗어나는 결과를 초래한다고 논박하였다. 위의 결합 공식에서 신뢰도가 완전히 상반될 경우에는

$$\sum_{A \cap B = \phi} m(A) m(B) = 1 \text{ 이 되어 결합법칙}$$

은 성립하지 않는다. 따라서 같은 명제에 대한 상반된 신뢰도(예: $m_1(V)=0.9, m_2(V)=0$)를 결합하는 경우 이 결합법칙을 사용하는 것은 바람직하지 않다.

2.3 확실성계수(Certainty Factor) 방법

확실성계수(CF)방법은 규칙기반시스템(rule-based system)에서 불확실성을 처리하기 위한 방법으로 Shortliffe and Buchanan(1975)이 뇌막염과 균혈증환자들에 대한 의사들의 항균 치료를 보조하기 위한 전문가시스템으로 구축한 MYCIN에서 도입하였다.

CF방법은 베이زي안방법에서 통상적으로 도입되

는 가정 즉 명제(전제명제, 결과명제)들이 상호 배타적이며 모든 명제들이 식별되어 다른 가능성은 없다는 가정과 주어진 명제 하에서 각 증거가 조건적 독립성을 갖는다는 가정을 극복하기 위한 대안으로 도입되었다.

CF방법에서는 서로 다른 명제들의 지지(support) 또는 부정하는 증거를 독립적인 규칙으로 모형화하여 어떤 한 명제에 대한 신뢰도의 증가가 다른 명제의 신뢰도를 감소시키지 않아도 되도록 하고 규칙에서 증거와 명제의 조건적 관련성을 모듈화함으로써 규칙의 추가 또는 삭제가 그 규칙에서 명시되지 않은 조건명제간의 의존관계에 영향을 미치지 않는 방법으로 베이زي안방법의 비현실적인 가정을 극복하려고 하였다.

CF방법은 [0,1]의 신뢰성척도(measure of belief:MB)와 [0,1]의 부정척도(measure of disbelief:MD), 그리고 이들 두 척도의 복합척도이며 [-1,1]의 확실성계수(certainty factor:CF)를 도입함으로써 획득된 증거가 주어진 명제를 지지 또는 부정하는 관계를 명확히 정의하고 있다.

신뢰성척도(MB)는 다음과 같이 정의된다.

$$MB = \frac{p(h/e) - p(h)}{1 - p(h)}$$

$p(h)$: 사전확률

$p(h/e)$: 증거(e)가 주어진 후의 사후확률

획득된 정보가 특정명제 h를 지지하는 경우 상대비율 만큼 MB를 증가시킨다.

즉 증거 e가 획득됨에 따라 확률의 증가분 $p(h/e) - p(h)$ 를 명제 h의 부정을 의미하는 $1 - p(h)$

로 나눈다.

유사한 방법으로 획득된 정보가 특정명제를 부정할 경우 상대비율 만큼 MD를 증가시킨다. 즉 MB의 감소를 나타내는 $p(h)-p(h/e)$ 를 현재의 신뢰성 $p(h)$ 로 나눈다.

$$MD = \frac{p(h) - p(h/e)}{p(h)}$$

MYCIN에서 각 규칙은 전제명제(antecedent)가 결과명제(consequent)를 지지하나 또는 부정하나에 따라 MB 또는 MD를 수반한다. PROSPECTOR시스템(Duda et al., 1979)에서는 데이터(증거)와 명제 모두를 불확실하게 취급하여 규칙뿐만 아니고 입력자료와 명제들도 MB 또는 MD를 수반하도록 하고 있다. 그러므로 어떤 규칙의 확실성계수는 $CF=MB-MD$ 로 정의된다. 그러나 이 형식은 어떤 환경에서 한 건의 부정적 증거가 다수의 긍정적 증거를 능가하는 효과를 나타내는 문제가 있어 MYCIN을 근간으로 하는 전문가시스템인 EMYCIN(Van Melle et al., 1984)에서는 다음과 같이 CF값을 수정하였다.

$$CF = \frac{MB - MD}{1 - \min(MB, MD)}$$

CF는 [-1,1]의 값을 가지며 다음과 같이 해석될 수 있다.

- CF = 1 : 해당명제가 틀린 것이 확실함
- 1 < CF < 0 : 신뢰성의 감소
- CF = 0 : 신뢰성의 불변

0 < CF < 1 : 신뢰성의 증가

CF = 1 : 명제가 진실임이 확실함

CF방법에서는 3가지의 결합규칙을 필요로 한다.

- (1) 다수 전제명제로 구성된 규칙에서 전제명제들의 종합적 CF를 결정하는 결합규칙
- (2) 연쇄적 규칙들의 CF를 하나의 CF로 종합하는 결합규칙
- (3) 같은 명제에 연관된 여러개 규칙들의 CF를 결합하는 평행적 결합규칙

전제명제들의 CF를 종합하는 것은 "AND"로 연계된 전제명제들의 종합적 MB는 개별적 MB의 최소치(min)가 되고 MD는 개별적 MD의 최대치(max)가 된다. "OR"로 연계된 전제명제들의 종합적 MB는 개별적MB의 최대치, 종합적 MD는 개별적 MD의 최소치가 된다. 종합적 CF는 종합적 MB, MD로부터 도출한다.

연쇄적으로 연관된 CF를 결합하는 것은 각 CF의 곱에 의해서 결정된다.

$$CF_{\text{결과명제}} = CF_{\text{전제명제}} \times CF_{\text{규칙}}$$

($CF_{\text{전제명제}} > 0$ 일 경우)

$$CF_{\text{결과명제}} = 0 \quad (CF_{\text{전제명제}} \leq 0 \text{일 경우})$$

CF의 평행적 결합은 두 가지 이상의 규칙이 같은 결과명제를 나타낼 때 각 규칙의 CF를 결합하여 해당 결과명제에 대한 종합적인 CF를 도출할 때 사용되며 그 방법은 다음과 같다.

$$CF_1, CF_2 < 0 : CF(CF_1, CF_2) = CF_1 + CF_2(1 + CF_1)$$

$$CF_1, CF_2 > 0 : CF(CF_1, CF_2) = CF_1 + CF_2(1 - CF_1)$$

이외의 경우 :

$$CF(CF_1, CF_2) = (CF_1 + CF_2) / (1 - \min(|CF_1|, |CF_2|))$$

2.4 퍼지집합 이론 (Fuzzy Set Theory)

집합개념은 유용한 수학적 도구이나 어떤 요소가 집합에 속하거나 속하지 않거나 하는 고전 집합이론은 애매하고 모호한 개념이 많이 내포된 인간의 사고와 추론을 모형화하는데는 부적합한 면이 많다(예: 높은 수익, 높은 압력, 적당한 온도 등). 이러한 고전적 집합개념의 단점을 보완하기 위하여 Zadeh(1965)는 요소들이 어떤 집합에 속하는 정도를 완전히 속할 경우 1, 전혀 속하지 않을 경우 0, 부분적으로 속할 경우 0과 1 사이의 값으로 어떤 요소가 해당 집합에 속하는 정도를 나타낼 수 있도록 하는 퍼지집합의 개념을 주창하였다.

이후 퍼지집합의 수학적 특성에 대하여 많은 연구가 이루어 졌으며 또한 이 개념을 다양한 분야에 적용하려는 노력이 있었다(Dubois and Prade, 1980). 그리고 퍼지집합 이론을 인공지능 분야에서 불확실성처리에 적용하는 방법에 대한 많은 연구가 있었으며 현재에도 활발한 연구가 진행되고 있다.

또한 Zadeh(1975)는 실제세계에서 모호한 수식어(크다, 아름답다 등), 부분적 진실(거의 사실이다, 거짓에 가깝다 등), 언어적 제약(most, almost, a few) 등을 내포하고 있는 인간의 추론 과정을 모형화하는 퍼지논리(Fuzzy Logic)를 주창하였다.

퍼지집합이론은 다음 예에서와 같이 고전적 집합이론에서 발생하는 모순을 극복하려는 동기에서 개발되었다.

“둘 하나를 포함하는 돌무덤은 작다
작은 돌무덤에 둘 하나를 추가해도 그

돌무덤은 작은 상태로 남아 있다

따라서 모든 돌무덤은 작다”(Henkind and Harrison, 1988)

집합 $X=\{x\}$ 를 개체의 전체집합이라고 할 때 X 의 퍼지부분집합 A 는 순서쌍 $(x, \mu_A(x))$ 에 의하여 정의되며 여기서 x 는 집합 X 의 인자이며 μ_A 를 A 의 소속함수(membership function)라고 하며 $0 \leq \mu_A \leq 1$ 값을 갖는다. 소속함수값이 클수록 X 는 x 가 A 에 속하는 정도가 큰 것을 의미한다. 그리고 X 는 모든 실수의 집합과 같은 무한의 정의영역(domain)에서도 정의될 수 있으나 편의상 유한 정의영역에서 정의되는 것으로 가정한다.

$X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 으로 유한정의영역을 정의하면 퍼지집합 $A(A \subseteq X)$ 의 소속함수는 $\mu_1(x_1)/x_1 + \mu_2(x_2)/x_2 + \dots + \mu_n(x_n)/x_n$ 으로 표현된다. 예를 들어 $X=\{0,1,2, \dots, 10\}$ 이라고 가정 하고 $A=\text{큰수} = 0.2/6+0.5/7+0.8/8+1/9+1/10$ 이라고 표현할 수 있고 그 의미는 9와 10은 “큰수”에 속하는 것이 확실하며 $\mu_{\text{큰수}}(9) = \mu_{\text{큰수}}(10) = 1$ (), 그리고 “큰수”에 속하는 정도가 8은 0.8, 7은 0.5, 6은 0.2, 5이하는 0이라는 것으로 주어진 전체 집합 X 에서 “큰수”라는 모호한 개념이 정의될 수 있다. 여기서 주목할 것은 “큰수”라는 개념이 대상 전체집합 X 에 따라서 달라진다는 것이다. 예를 들어 $X=\{100,200, \dots, 1000\}$ 이라고 한다면 “큰수”라는 퍼지집합은 전혀 다른 것이 된다. 즉 관심의 대상에 따라 달라진다. 그리고 소속함수값으로 부여된 수치는 확률이 아니다.

퍼지집합에 대한 기본연산은 여집합 (complement), 합집합 (union), 교집합 (intersection)이 있으며 그것들의 소속함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{여집합 : } \mu_{\neg A}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

$$\forall x \in X$$

$$\begin{aligned} \text{합집합 : } \mu_{A \cup B}(x) &= \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \\ &= \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{교집합 : } \mu_{A \cap B}(x) &= \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \\ &= \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \end{aligned}$$

교집합과 합집합의 연산에 있어 다른 다양한 연산자가 개발되었으나 거의 대부분의 시스템에서 합집합은 max, 교집합은 min 연산자를 사용한다.

언어변수의 표현

퍼지집합이론에서 불확실성을 표현하고 처리하는 중요한 수단이 언어변수이며 특히 지식기반시스템에서 불확실성을 표현하는데 유용하다. 언어변수(linguistic variable)의 사용은 Zadeh (1975)가 언어변수에 대한 개념을 발표한 이후 그 관심이 계속 증대되어 왔다. 언어변수는 어학적인 구문법과 의미를 갖는 퍼지변수의 하나이다. 일반적으로 인간의 지식은 수리변수로 나타낼 수 있을 만큼 정확하지 못하며 그렇다고 아무것도 없는 것처럼 모호한 것도 아니다. 이러한 인간의 지식을 컴퓨터에서 표현하여 처리하는데

언어변수의 개념이 대단히 유용하다. 이를 위해서는 언어변수로 표현된 지식을 처리하는 방법이 필요한데 그 전형적인 방법이 “근사추론 (Approximate Reasoning)”이다.

퍼지멤버십으로 표시되는 언어변수는 부정확 또는 불확실한 사실을 계량화 또는 서술하는 방법을 제공하는 한편 근사추론은 지식기반시스템의 기초가 되는 If-Then 규칙에 있어서 불확실성을 처리하는 방법을 제공한다. Wenstop (1976)을 시작으로 많은 학자들이 특정 응용분야를 지향하는 특정목적 언어처리 시스템을 주창하였으며 일반목적용 시스템으로는 Wenstop's system(1980), FUZZY and L-FUZZY(Freksa, 1982), PRUF(Zadeh, 1981), FRIL(Baldwin & Zhou, 1982)등이 있다.

이들 언어변수 처리시스템 가운데 Wenstop의 언어시스템은 다양한 컴퓨터에서 수행 될 수 있는 APL 코드가 공표 되었을 뿐만 아니라 언어적 근사 및 근사추론을 위 한 강력한 기능을 보유하며 변형과 확장이 용이하고 융통성 있는 단어들과 연산자들을 제공하고 있어 널리 사용되고 있다. Wenstop의 언어처리시스템은 5가지 기본용어(primary terms)로 “low”, “medium”, “high”, “unknown”, 및 “undefined” 를 사용하고 있으며 “above”등 14가지의 수식어(hedges), “and”등 6가지의 접속어, “increasingly”등 3가지 추세 표현어, “falling”등 추세의 방향을 나타내는 단어 등을 사용하고 있다.

기본 용어들은 멤버십 함수 (membership function)와 그들의 명칭(예를 들면 “high”, “low” 등)에 의해서 특정 지워진다. 또한 멤버십

함수는 베이스값(base values)과 이들 베이스값들에 대한 진실값(truth value)으로 표현된다. 예를 들면 증권시장의 고객위탁금이 “많다”는 것을 언어변수로 표현하려면 증권분석가가 생각하는 하한과 상한을 정한 다음 이 범위를 적당한 수의 구간으로 나누고 “많다”라는 개념을 각 구간값에 대한 0 과 1 사이의 진실값을 부여하면 이것이 멤버십(membership grade)이고 모든 구간값의 멤버십 즉 진실값들의 벡터를 멤버십함수라고 한다.

베이스값	5	7	9	11	13	15	17
	19	21	23	25 (천억)			
진실값	0	0	0	0	0	0	0.1
	0.3	0.7	1	1			

여기서 고객위탁금이 1조 9천억일 경우 많다는 범주에 속하는 정도가 0.3이라는 의미로 해석할 수 있다.

Wenstop 시스템에서는 홀수개의 베이스값을 필요로 하는데 특히 11개의 베이스값을 사용하는 시스템은 11개의 베이스값이 0 에서 100%까지를 10% 단위로 구간을 정하는 것과 일치하는 유용성이 있어 가장 널리 사용되어 왔다. 따라서 이 시스템은 표현하려는 영역 또는 정보항목에 관계없이 공통적으로 사용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 즉 “많다” 또는 “높다”를

구간값	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	
멤버십	0	0	0	0	0	0

0.1 0.3 0.7 1 1

와 같이 표현하면 베이스값에 관계없이 공통적으로 사용될 수 있다.

3. 지식기반시스템 분석모형

모든 영역의 지식기반시스템에서 불확실성을 처리하는 최선의 유일한 방법은 존재하지 않는 상황에서 당면문제에 대한 적절한 불확실성처리 방법을 선택적으로 사용하기 위해서는 지식기반시스템을 구축하려는 영역 즉 당면문제를 분석하는 틀이 필요하다.

Chandrasekaran and Tanner(1986)는 대상영역과 불확실성처리 방법의 어의적 합치성, 결합법칙의 어의적특성(domain semantics of the combination rules), 지식의 가용성(availability of knowledge), 계산적 추적가능성(computational tractability), 문제에서 필요한 불확실성처리 범위와 처리능력의 합치성(necessity), 불확실성처리방법의 전반적 유용성(general utility) 등의 항목을 분석기준으로 제시하고 있으나 대상영역과 불확실성처리 방법을 대비하여 분석하는데는 미흡하다.

Mason and Mitroff(1973)는 정보시스템을 상황에 맞게 특성화하여 효과적인 정보시스템을 구축하는데 고려해야할 중요한 5가지 변수를 제시하였다. 이는 심리적형태 변수(psychological-type variable), 문제변수(problem variable), 조직활동변수(organizational context variable), 증거도출방법변수(method of evidence genera-

tion variable), 정보제시형식(mode of presentation)이다. 그들은 이 다섯 가지 변수의 상이성에 따라 정보시스템이 특성화되어야 성공적인 정보시스템이 될 수 있다고 주장한다.

비교적 오래 전의 연구이나 오늘날에 있어서도 성공적인 정보시스템의 특성을 분석하는데 유용하다. 여기서 증거도출변수는 철학적인 의미를 갖는 것으로 Churchman(1971)의 진실탐구형식(mode of inquiry)이 가장 흔히 사용된다. 이는 경험주의를 채택하는 록키안(Lockean), 이론적 근거를 중시하는 라프니치안(Leibnitzian), 다측면적인 관점과 다중의 분석 틀로 검토하는 칸티안(Kantian), 변증법적으로 검토하는 헤겔리안(Hegelian), 그리고 다양한 분야의 이론에 의해 종합적으로 검토하는 싱거리안(Singerian)이다. 이 증거도출방법변수는 심리적형태변수와 많은 부분 중복적이며 분류방법 또한 미흡하여 불확실성처리방법을 비교하는 틀에서 제외하였으며 정보제시형식은 지식기반시스템과 관련성이 없다. 따라서 문제변수 및 조직활동변수, 심리적

형태변수의 관점에서 불확실성처리방법을 대비하여 분석한다.

3.1 문제관련변수 및 조직활동관련 변수

Mason and Mitroff(1973)는 문제관련변수의 상이성을 구조적인 문제와 비구조적인 문제로 구분하였으며 조직활동관련 변수의 상이성을 계획(planning), 관리통제(management control) 및 운영통제(operational control)로 구분하고 있어 이를 결합하면 Keen and Scott Morton(1978)의 정보시스템 분석틀과 일치하고 있다. 정보시스템과 관련하여 해결하려는 당면문제의 특성을 분석하는 모형 가운데 가장 널리 사용되는 것이 Keen and Scott Morton이 제시한 정보시스템 분석 틀이다. 이는 2차원 분류시스템으로 정보시스템이 지원하려는 경영활동(management activity)의 성격을 한 차원으로 하고, 당면문제 또는 의사결정 형태 (type of decision/task)를

<표 1> 정보시스템 분석 틀

		Management Activity		
		Operational Control(운영통제)	Management Control(관리통제)	Strategic Planning(전략계획)
Type of Decision/Task	Structured (구조적)			
	Semistructured (반구조적)			
	Unstructured (비구조적)			

<표 2> 범주별 정보의 특성

과업변수	전략 계획	관리통제	운영통제
정확성	낮음(low)	<—————>	높음(high)
세부성 정도	종합적(aggregated)	<—————>	세부적(detailed)
대상기간	미래예측정보(future)	<—————>	현재정보(present)
사용빈도	낮음(Infrequent)	<—————>	높음(frequent)
출처(Source)	외부(external)	<—————>	내부(internal)
정보의 범위	광범위(wide)	<—————>	협소(narrow)
정보의 형식	정성적(qualitative)	<—————>	정량적(quantitative)

되는 9가지 형태의 문제특성을 정보시스템의 정보요구 및 성격과 연계하려는 목적으로 제시된 것이다<표1>. 이 틀에서 경영활동의 분류는 Anthony(1965)가 제시한 분류방법으로 세 가지 활동의 경계가 분명치 않고 연속선상의 범주를 구분하는 것이나 정보시스템의 요구와 활동을 분석하는 유용한 틀을 제공한다. 세 가지의 경영활동에서 의사결정에 필요한 정보는 다양한 측면에서 상이하다. Keen and Scott Morton은 각 범주의 의사결정에 필요한 정보의 특성을 <표 2>와 같이 요약하고 있다.

이러한 특성은 해당범주의 문제에 대한 의사결정에 필요한 정보의 성격으로 해당범주의 문제를 해결하는 과정에서 처리해야 할 입력자료의 특성을 의미한다. 따라서 이는 해당영역의 문제에 대한 전문가가 소화하고 분석해야할 정보의 특성이기도하다.

따라서 해당범주의 의사결정지원을 위한 지식

기반시스템을 구축함에 있어 지식베이스를 구축하는데 소화해야할 정보의 특성이라고 할 수 있다. 즉 이러한 특성은 세 범주의 경영활동을 지원하기 위한 지식기반시스템을 구축할 경우 불확실성을 처리하는 방법을 선택하는 기준으로 활용될 수 있다.

구조적/비구조적으로 구분되는 당면문제의 형태는 Simon(1960)이 제시한 programmed /nonprogrammed의 개념으로부터 유추된 것으로 구조성의 정도는 문제를 해결하는 절차, 계산과 분석의 형태, 필요한 정보를 사전에 어느 정도 정의할 수 있는냐에 따라 구분된다. Klein and Weitzenfeld(1978)는 의사결정의 목표가 명확하게 정의되지 못한 경우를 비구조적인 것으로 규정하였으며 Simon and Newell(1958)은 구조성을 문제공간(problem space)과 연계하여 고도로 구조화된 문제는 계량적으로 정확하게 모형화할 수 있고 잘 알려지고 적용 가능한 계산

방법에 의하여 해결될 수 있는 문제로 정의하였다. 또한 Mason and Mitroff(1973)는 문제에 관련된 대안, 대안 수행결과, 또는 현재의 상태가 알려지지 않은 경우를 비구조적인 것으로, Eilon(1985)은 의사결정자가 당면한 문제의 본질에 대하여 얼마나 인지하고 있는가 하는 정도로 구조적/비구조적문제를 구분하였다. Klahr(1976)는 문제의 구조성을 문제해결 과정에 대비하여 비구조적인 문제의 가장 큰 어려운 점은 문제해결과정을 구체화할 수 없는 것이라고 규정하였다. 그러므로 경영활동의 특성과 의결정업무의 특성에 따라 분류된 대상영역의 성격은 지식기반시스템에서 처리해야 할 정보의 성격, 영역의 범위, 요인간 관계의 불확실성 정도 등의 성격을 규정하여 적절한 불확실성처리방법의 성격과 합치시키는 분석의 틀로서 활용될 수 있다.

3.2 심리적형태 변수

지식기반시스템은 다양한 심리적 특성을 갖는 전문가의 지식을 도출하여 지식베이스화하므로 지식기반시스템의 성격을 분석하는데는 대상영역의 특성뿐만 아니라 대상전문가의 특성도 고려사항에 포함시키는 것은 당연한 일이다. 심리적형태변수는 정보를 수집하고 이를 해석하여 의사결정에 이르는 과정상의 개인간 상이성을 의미하는 것으로 인식유형(cognitive style)이라고 한다. 지금까지 인식유형에 대한 다양한 분류모형이 제시되었다(Bariff and Lusk(1977), McKeeny and Keen(1974), Driver and Mock(1975), Mason and Mitroff(1973)). 이들 모형들은 많은 공통성을 내포하고 있다. 각 모형

공히 2가지 분류기준을 사용하며 각 모형의 분류기준도 그 용어만 다를 뿐 의미하는 내용은 유사하다. 예를 들면 Mason and Mitroff의 “지각적(perceptual)”, McKeeny and Keen의 “정보획득(information gathering)”, Driver and Mock의 “정보의 양(amount of information)”은 유사한 개념이다. 이 분류모형 가운데 문제해결 및 의사결정의 유형을 명시적으로 설명한 것은 McKeeny and Keen의 모형이다. 차후에 이 모형은 의사결정지원시스템 분석모형의 한 부분이 되었다(Keen and Morton(1978), Keen(1981)). 지식기반시스템도 한 범주의 의사결정지원시스템이므로 이 모형을 사용하여 분석하는 것이 타당하다.

McKeeny and Keen의 모형은 의사결정에 있어 정보를 획득하는 형식과 이를 처리하고 평가하는 형식의 2가지 요인으로 인식유형을 분류하고 있다. 이는 정보의 획득형식은 “원리적(preceptive)”형식을 연속축도의 한쪽 극단으로, “수용적(receptive)”형식을 반대쪽 극단으로 한 연속축으로 하고 정보의 평가형식은 “체계적(systematic)”형식을 한쪽 극단으로 “직관적(intuitive)”형식을 반대쪽 극단으로 하는 연속축을 사용하였다.

지자들의 주장에 의하면 원리적인 사람은 사전 개념과 원칙을 가지고 데이터를 여과하며 사물들간의 관계에 집중하고 개념및 원칙과 데이터의 부합성 여부를 찾는다. 개인의 사전 개념 및 원칙이 관측된 데이터를 수집하고 축적하는 단서가 된다. 수용적인 사람은 사물자체에 더욱 민감하고 사물간의 관계보다는 세부사항에 집중

하며 원리에 부합성 여부보다는 관찰된 사물을 직접 검토하여 정보의 속성을 도출하려고 한다. 따라서 원리적인 사람은 문제와 관계가 있는 세부적인 사항을 무시하기 쉬우며 한편 수용적인 사람은 세부사항을 관련된 전체적 개념으로 통합하는 측면에 취약하다.

정보의 평가는 문제해결에서 통상적으로 분류되는 개념으로 인간은 데이터를 수집하는 측면뿐만 아니라 수집된 데이터를 분석하는 측면에서도 상이성을 나타낸다. 체계적인 사람은 주어진 문제의 해를 유도하는 기법을 찾고 이 기법에 의하여 문제를 구조화하려는 경향을 나타내며 직관적인 사람은 시행착오법(trial and error)으로 해를 찾으려고 한다. 이들은 이 방법 저 방법을 무작위로 적용하는 경향을 보인다. 따라서 직관적인 사람은 많은 양의 데이터를 포함하고 사전에 해결방법을 결정할 수 없는 비구조적인 문제를 해결하는데 더 유능하며 체계적인 사람은 경험을 활용하여 효율적인 문제해결방법을 찾아서 사용하므로 구조적인 문제를 해결하는데 더 유능하다.

McKeeny and Keen은 각 유형의 특성을 다음과 같이 요약하고 있다.

체계적인 사람:

- 문제의 해에 대한 신뢰를 문제의 해를 구한 기법의 타당성으로 평가하는 경향이 있다.
- 분석을 점차적으로 정교화하면서 문제해결 과정을 전개하는 경향이 있다.
- 추가적인 정보획득을 위하여 순차적인 탐색 과정을 거치는 경향이 있다.

직관적인 사람:

- 문제의 해에 대한 신뢰를 해의 적합성(fit)으로 평가하는 경향이 있다.
- 항상 전체적인 문제를 염두에 두고 문제를 해결하는 경향이 있다.
- 몇개의 대안을 동시에 고려하는 경향이 있다.

수용적인 사람:

- 판단을 자제하고 사전개념을 배제하는 경향이 있다.
- 결론을 도출하기 전에 데이터에 대한 철저한 검토를 거치는 경향이 있다.

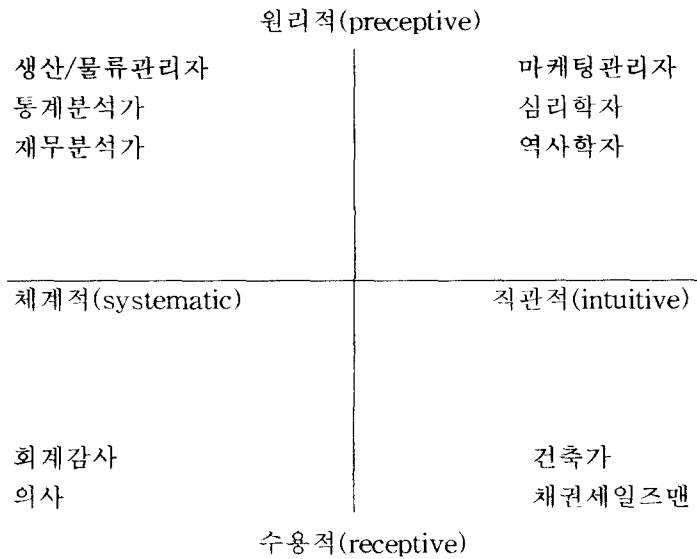
원리적인 사람:

- 데이터들로부터 어떤 원리를 찾으려고 하는 경향이 있다.

또한 107명의 경영학석사과정 학생을 대상으로 실험한 결과 각 유형에 맞는 업무와 역할을 <그림 1>과 같이 분류하였다

인식유형에 대한 많은 연구를 종합할 때 의사결정지원시스템을 성공적으로 설계하고 구축하기 위해서는 인식유형과 같은 인간의 행태적 변수를 적절하게 고려하는 것이 필요하다(Sage, 1981). 정보시스템과 연계한 인식유형의 연구는 주로 정보시스템 사용자의 인식유형에 따라 정보시스템이 제공하는 정보의 내용 및 형식이 달라져야 한다는 관점에 초점을 맞추고 있다. 그러나 이 인식유형은 정보를 수집하고 이를 평가하며 궁극적으로 개인의 지식으로 조직화되는 과정의 상이성을 의미하므로 전문가의 지식을 형성하고 이를 표현하는 양식이 해당전문가의 인식유형에 따라 달라질 수 있는 것을 유추할 수 있다.

<그림 1> 인식유형에 맞는 업무와 역할



따라서 지식기반시스템을 구축하려는 전문가의 인식유형에 따라 지식기반시스템에서 지식을 표현하는 형식을 달리할 경우 더욱 효과적인 지식기반시스템을 구축할 수 있다.

4. 불확실성처리방법의 비교 분석

인간은 의사결정 또는 문제를 해결하는 과정에서 서로 다른 형식의 불확실성을 처리하기 위하여 단일방법을 사용하지 않으며 전문가의 문제해결방책을 이해하기 위하여 모든 영역에 적

용 가능한 규범적인 불확실성처리방법을 찾는 것은 의미가 없다(Chandrasekaran and Tanner, 1986). 즉 모든 대상영역에 적용되는 전문가의 불확실성처리방법은 없으며 상황과 대상영역의 성격에 따라 달라진다. 불확실성을 처리하는 방법들은 서로 다른 가정하에 성립하며 또한 다른 의미의 불확실성을 설명한다. 따라서 지식기반시스템에서 적절한 불확실성처리방법을 선택하기 위해서는 대상영역에 대한 지식을 필요로 한다. 또한 지식베이스에서 불확실성의 처리는 대상 전문가가 담당해야하므로 전문가의 인식유형을 고려해야한다.

4.1 불확실성처리 방법의 비교

이 연구의 비교대상인 네 가지 불확실성처리 방법은 불확실성을 서로 다른 관점에서 조명한다. 베이시안방법은 불확실성을 확률로 처리하며, 증거이론에서는 불확실성을 믿음의 정도(degree of belief)로 처리하며, 퍼지집합이론에서는 불확실성을 관련집합에 속하는 정도로 처리하며, 확실성계수방법에서는 확증의 정도로 처리하고 있다. 수치 값의 부여에 있어서도 베이시안, 증거이론 및 퍼지집합이론은 $[0,1]$ 범위의 값으로 불확실성의 정도를 나타내며, 확실성계수방법에서는 $[-1,1]$ 범위의 값으로 불확실성의 정도를 표현하고 있다. 또한 명제들의 불확실성의 정도를 종합하여 총체적인 불확실성의 정도를 계산하는 연산방법이 상이하다. 베이시안과 증거이론에서 증거 e_j 는 하나의 속성으로 존재하거나 없거나 하는 것으로 주어진 증거에서 결과명제의 불확실성은 한 단계($e_j \rightarrow d_i$)의 계산과정의 의해 도출되는 반면 확실성계수와 퍼지집합에서는 각 증거 e_j 는 불확실성값을 수반하고 있어서 우선 각 증거들의 불확실성을 결합하여 전제명제 전체의 불확실성값을 도출한 다음 결과명제(d_i)의 불확실성값을 도출하는 2단계과정을 거친다. 따라서 이들을 어떤 기준으로 비교해야 할 것인가도 명확하지 않다.

Henkind and Harrison(1988)은 네 가지 방법의 계산적인 측면에서 복잡성(computational complexity)을 어떤 특정의 지식을 표현하거나 특정 전문가시스템구조를 전제하지 않은 일반적인 관점에서 비교하였다. 계산적 복잡성을 검토하기 위하여 정보적복잡성(information

complexity)과 시간적복잡성(time complexity)을 검토하였다. 정보적복잡성은 주어진 전제명제(e)로부터 결과명제(d)의 확실성 정도를 계산하기 위하여 $e \rightarrow d$ 라는 관계에 부가하여 필요한 추가적인 정보의 양을 말하는 것으로 예를 들면 베이시안 방법은 주어진 임의의 증상패턴(e : n 개의 요소를 갖는 집합)으로부터 임의의 질병 d (m 개의 요소를 갖는 집합의 요소)의 확률을 계산하기 위하여 $m \cdot 2^n$ 개의 확률을 필요로 한다. 시간적복잡성은 특정 증상패턴(e_j)이 주어진 경우 특정질병(d_i)에 걸렸을 확실성을 계산하는데 소요되는 시간을 의미하는 것으로 시간이 많이 소요될수록 복잡성이 높다고 할 수 있다.

Walley(1996)는 전문가시스템의 불확실성처리 모형의 구비조건을 충족시키는 척도로 해석의 명확성(Interpretation), 부정확성의 처리가능성(Imprecision), 계산규칙(Caculus), 일관성(Consistency), 평가의 타당성(Assessment) 및 계산가능성(Computation)의 6가지 기준으로 불확실성 처리방법들을 비교하였으며 그 결과 전문가시스템에서 불확실성을 처리하는 일반 모형은 없으며 각 방법은 특정한 형태의 문제에서 유용할 수 있다고 보고하고 있다.

Henkins & Harrison과 Walley의 비교들의 공통점은 계산적 복잡성 문제이다. 이는 실제 전문가시스템을 실용적으로 구축하고 사용하는데 있어 가장 중요한 관건이 되는 문제이다. 불확실성 처리방법의 계산적 복잡성은 실제 전문가의 지식을 전문가시스템으로 구축할 수 있는 가능성과 사용자 입장에서 필요한 입력자료를 도출하고 시스템에 입력하여 추론을 수행할 수 있는

가능성을 좌우한다. 예를 들면 베이지안방법은 확률이론에 근거하므로 이론적인 근거가 확실하여 해석적인 측면에서 다른 방법에 비하여 확실한 우위를 나타내고 있으나 실세계의 복잡한 문제에 적용하기 위해서는 많은 수의 사전확률과 조건확률을 전문가와 사용자가 도출해야하는 어려움으로 실세계의 문제를 해결하기 위한 시스템에 사용하기에는 그 실용성에 문제가 있다. Henkins & Harrison의 계산적 복잡성은 Walley의 계산규칙, 일관성, 평가, 계산가능성의 내용을 내포하고 있어서 Walley 모형이 추가적으로 포함한 것은 Interpretation과 Imprecision의 문제이다.

Bonissone(1992)는 불확실성을 표현하고 처리하는 방법에 대한 14가지 바람직한 조건(desireta)을 제시하고 이 조건을 비교기준으로 계량적방법 7가지, 비계량적방법 2가지 등 9가지의 불확실성처리방법을 비교하였다. 바람직한 조건은 추론과정을 표현단계(Representation Layer), 추론단계(Inference Layer), 통제단계(Control Layer)의 3단계로 나누고 표현단계에서 6가지, 추론단계에서 3가지, 통제단계에서 6가지 조건으로 구분하여 비교하였다. 비교결과 어떤 방법도 14가지 조건을 모두 충족시키는 방법은 없었으며 전반적으로 증거이론과 퍼지집합이론이 우수한 방법론으로 평가된 반면 베이지안방법과 확실성계수방법은 열등한 방법론으로 평가되었다.

Chandrasekaran and Tanner(1986)는 인간의 정보처리활동에 대한 규범적(normative)모형이나 또는 기술적(descriptive)모형이나 하는데 따

라 불확실성처리 방법을 분류하고 베이지안과 증거이론이 퍼지집합이나 확실성계수방법보다 더 규범적인 모형으로 분류하고 있다.

따라서 네 가지 불확실성처리방법에 대한 비교는 어떤 한 방법이 다른 방법에 비하여 절대적인 우위를 나타내지 못하고 경우에 따라 혼합적인 결과를 나타내고 있다. 그리고 인간은 주어진 문제를 해결하는데 있어 다양한 상황의 불확실성에 봉착하기 때문에 전문가의 불확실성처리는 주어진 문제에 따라 특징 지워진다고 할 수 있다. 즉 모든 종류의 불확실성을 처리할 수 있는 최선의 유일한 방법은 존재하지 않으며 당면한 문제에 적절한 불확실성처리 방법을 선택적으로 사용하기 위해서는 불확실성처리 방법의 특성과 당면문제의 구조에 대한 이해가 필요하다(Chandrasekaran and Tanner, 1986). 따라서 모든 종류의 문제에 적용될 수 있는 불확실성처리 방법은 찾을 수 없으며 당면문제와 각 불확실성처리방법의 특성을 분석하여 문제의 특성에 맞는 불확실성처리방법을 적용함으로써 효과적인 지식기반시스템을 구축할 수 있다.

4.2 불확실성처리방법의 장단점

베이지안 방법의 장단점

베이지안방법의 장점은 이론적으로 정립된 공리적인 기반이 명확하며 이해하기 쉬운 수학적 특성을 보유하고 있어 다음과 같은 조건이 만족하는 경우 지식기반시스템에서 불확실성처리방법으로 사용하는 것이 유리하다(Shafer and Pearl, 1990).

(1)지식기반시스템으로 구축하려는 대상지식이 확률의 공리를 만족한다고 가정할 수 있는 경우

(2)관련된 확률들을 도출할 수 있는 적절한 원천(예: 전문가)이 존재할 경우

(3)상충(contradiction)되는 증거 또는 모호한 명제 등과 같은 비확률적인 불확실성과 베이지안추론을 함께 사용할 필요가 없는 경우

(4)크기 면에서 정의영역(domain)이 그렇게 크지 않은 경우

한편 베이지안방법의 주요한 적용상의 난관은 추론을 수행하는데 필요한 사전확률의 수가 기하급수적으로 증가하여 이를 모두 도출하는 것이 매우 어렵거나 불가능하다는 것이다. 또한 통계적 분석에 의하여 객관적으로 이러한 사전확률을 결정하기 위하여는 엄청난 양의 데이터를 필요로 한다는 것이다. 적절한 가정을 도입하여 필요한 확률의 수를 줄인다하더라도 필요한 데이터의 양은 대단히 크다. 이러한 데이터를 구할 수 없을 경우 전문가에게 질문을 통하여 대부분 주관적으로 확률을 도출해야 하는데 주관적인 방법에 대한 경험적 연구는 혼합된 결과를 보여주고 있다. Tversky and Kahneman(1974)은 인간의 주관적 확률 추정이 부정확하다는 결과를 보이고 있으며 Leaper et al.(1972)의 연구는 보통을 진단함에 있어 주관적 확률을 사용할 때 83%의 정확도를, 조사데이터를 사용할 때 91%의 정확도를 보고하고 있어 주관적 확률이 비교적 정확함을 보이고 있다. 또다른 난관은 베이지안방법에서 사용되는 사전확률은 시간과 장소

등 상황에 따라 변화되므로 정태적인 규칙의 신뢰성을 일률적으로 적용하는 것은 부적절하다는 것이다.

그리고 불확실성의 확률적인 표현은 개별명제 또는 조건명제에 적용되는 것이다. 따라서 애매한 증거(ambiguity), 불일치성(inconsistency), 불완전한 증거(incompleteness) 등의 개념은 베이지안방법에 포함시킬 수 없다. 즉 베이지안방법을 이용하여 지식의 불확실성을 표현하고 추론을 수행하기 위해서는 이러한 개념은 의도적으로 배제되어야하며 베이지안시스템내에서 소화될 수 없다.

증거이론의 장단점

증거이론의 장점은 첫째 전체집합에서 0보다 큰 값의 BPA를 갖는 명제(부분집합)가 극소수일 때 그 복잡성이 급격히 감소하여 적용이 용이하며, 둘째 이 이론은 여러 가지 관점에서 직관적인 관점과 일치한다는 것이다. 예를 들면 증거가 단일개체에 연관된 것이 아니고 개체들의 집합과 연관되어 병명의 진단처럼 초기의 여러 가지 가능한 병명으로부터 징후가 추가됨에 따라 병명을 좁혀나가는 논리 정연한 절차를 묘사할 수 있다. 특히 일반적인 유사개체의 집합으로부터 계층적으로 구체와 시켜나가는 인간의 논리적 사고를 묘사할 수 있다. 의사들이 순환기질 환 →심장질환 →판막증에 이르는 것과 같이 증거가 추가됨에 따라 내용을 구체화하는 과정을 자연스럽게 묘사한다.

증거이론의 단점은 첫째 베이지안방법에서와 마찬가지로 각 증거들은 독립적이라는 가정 하

에 성립되는데 이 가정이 항상 타당한 것은 아니다. 둘째 결합법칙의 이론적 근거가 미흡하여 정당화가 곤란하며 또한 전체집합의 각 개체는 상호 배타적(exclusive)이며 가능한 전체를 포함(exhaustive)한다는 가정 하에 성립하는데 이 역시 항상 타당한 것은 아니다.

확실성계수(CF)방법의 장단점

CF방법은 전문가의 휴리스틱에 의한 추론과정을 규칙으로 형식화하고 동시에 비교적 간단한 대수적 연산에 의하여 불확실성을 계량화하는 장점을 가지고 있어 전문가시스템 개발자들에게 널리 사용된다.

그러나 결합규칙에서 규칙을 구성하는 형식에 따라 종합적인 CF가 상이하게 산출되는 문제를 나타내고 있다(Buchanan and Shortliffe, 1984). 예를 들면 $A \rightarrow D, B \rightarrow D, C \rightarrow D$ 라는 세개의 규칙은 논리적으로 $(A \text{ AND } (B \text{ OR } C)) \rightarrow D$ 라는 규칙과 동일하나 D에 대한 누적 CF는 상이하게 나타난다. 또한 규칙기반시스템에서 CF는 교환법칙이 성립하지 않아 규칙의 작동순서에 따라 전체적인 CF값이 다르게 나타난다(Cendrowska and Bramer, 1984).

따라서 CF방법의 단점은 다음과 같이 요약할 수 있다.

- (1) 결합법칙의 일관성이 결여되어 이론적 근거가 미약하다.
- (2) 결합규칙의 속성상 개별규칙의 CF가 작더라도 여러개 규칙을 결합하면 급격히 1로 수렴하게되어 많은 증거들을 결합해야 하는 상황에서는 부적합하다.

- (3) CF 방법은 뇌막염과 균혈증의 치료라는 매우 제한된 정의영역(domain)에서 개발된 것으로 다른 영역으로 전이하는 것은 부적합하다.

퍼지집합이론의 장단점

퍼지집합에 의한 방법은 언어의 부정확한 표현을 모형화하는 좋은 수단을 제공하며 다양한 형식으로 정의될 수 있는 연산자들은 주어진 문제를 다양한 방법으로 모형화할 수 있는 융통성을 제공한다. 그리고 여러 가지 관점에서 직관적인 관점과 일치하는 장점이 있다. 예를 들면 고전적 집합이론에서 "0" 또는 "1"로 어떤 개체의 집합 소속여부를 표시하는 대신에 "0"과 "1"의 사이값으로 집합 소속정도를 표현할 수 있다.

한편으로는 그 동안 다양한 멤버쉽함수의 도출 방법에 대한 제외되었으나 아직도 완전하고 합리적인 일반적인 방법이 없다는 단점이 있다. 그리고 다양하게 정의될 수 있는 연산자는 문제 구성의 융통성을 제공하는 반면 Zadeh(1976) 자신이 언급한바와 같이 상황에 따라 다른 연산자를 선택하는 기준이 없어 적용에 어려움이 있는 단점이 있다.

4.3 불확실성처리와 대상영역 특성

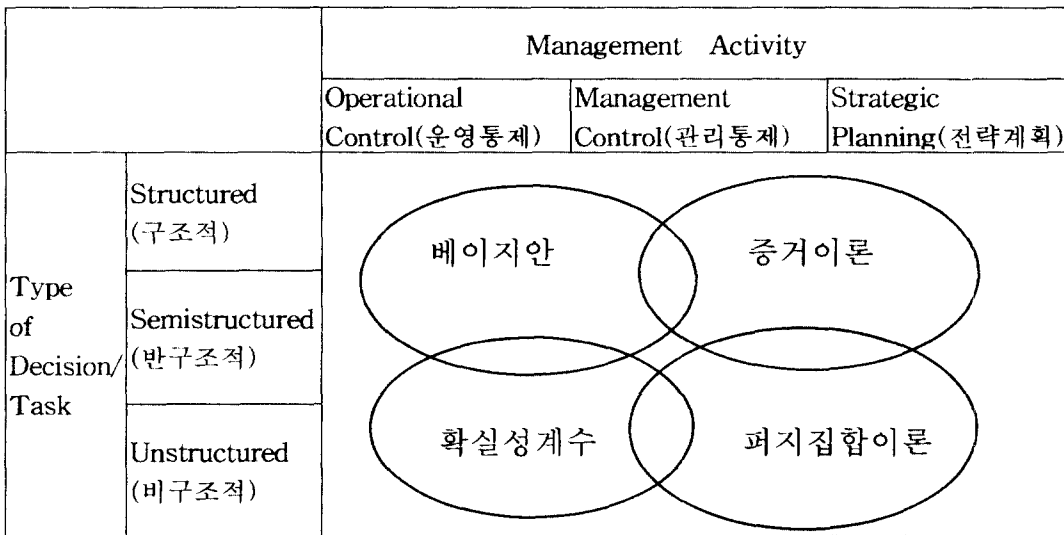
대상영역의 특성은 Keen and Scott Morton(1978)이 제시한 정보시스템 분석 틀을 사용하고 각 불확실성처리방법의 능력과 약점을 비교분석하여 대상영역의 특성에 따른 적절한 방법을 제시할 수 있다.

전략계획/비구조적(예: 연구개발, 투자포트폴

리오 개발): 전략계획과 관련된 정보는 그 정확성이 낮으며, 그 범위가 광범위하며, 정성적인 정보가 많으며, 종합적인 특성을 가지고 있다(<표 2> 참조). 비 구조적인 문제는 문제를 해결하는 절차를 정형화할 수 없는 특성을 갖는다. 따라서 전략적/비구조적 성격의 문제에 있어서는 불확실성 표현의 융통성이 많으며 언어로 표현되는 정보의 불확실성을 잘 표현하고 처리할 수 있는 퍼지집합이론(Fuzzy Set Theory)이 가장 근접 하다고 할 수 있다.

전략계획/구조적(예: 공장입지선정): 이 성격의 문제는 광범위하나 해에 이르는 방법, 절차가 어느 정도 정형화된 특성을 갖는다. 그러나 여러 가지 예측정보를 분석하여 사용해야 하므로 불확실성은 여전히 존재한다. 처음 광범위한 대상으로부터 추가적인 정보의 획득에 따라 대상을 정교화하는 증거이론이 가장 근접 하다고 할 수 있다.

<그림 2> 불확실성처리방법과 대상영역 특성



운영통제/비구조적: 운영통제와 관련된 정보는 정확성이 비교적 높아 불확실성의 정도가 낮으며 정보의 범위가 협소하고 정보의 성격이 정량적인 특성을 갖는다. 한편 비구조성은 요인간의 관계 즉 전제명제와 결과명제간의 관계가 불확실한 특성을 갖는다. 따라서 운영통제/비구조적인 문제에 있어서는 대상영역의 범위가 협소하여 불확실성처리가 상대적으로 덜 복잡하나 문제의 비구조성으로 요인들간의 관계를 포괄적으로 판단해야하므로 확실성계수(Certainty Factor)방법이 가장 근접 하다고 할 수 있다.

운영통제/구조적: 대상영역의 범위가 비교적 협소하고 세부적인 정보를 내포하며 문제해결방법을 공식화할 수 있어 Simon(1965)이 언급한 바와 같이 의사결정 자체를 프로그램화 할 수 있는 성격의 문제

이다. 따라서 이러한 문제에 관련된 불확실성은 이론적 근거가 명확한 베이지안(Bayesian)방법이 가장 근접하다고 할 수 있다. 지식기반시스템의 대상영역 특성과 불확실성 처리 방법을 비교한 적합성을 요약하면 <그림 2>와 같다.

4.4 불확실성처리와 인식유형

지금까지 많은 연구결과는 의사결정자의 의사결정유형(decision style)이 의사결정결과에 영향을 미친다고 보고하고 있다(Doktor and Hamilton(1973), Mitroff and Kilmann(1975), Henderson and Nut(1980), Sage(1981)). 따라서 의사결정자에게 효과적인 지원을 제공하기 위해서는 지원하려는 의사결정자의 의사결정유형을 고려해야한다. 의사결정유형은 정보를 수집하고 평가하는 형식에 따라 결정되며 인식유형과 같은 의미로 사용된다. 지식기반시스템은 오랜 기간 경험과 학습에 의하여 축적된 전문가의 지식을 컴퓨터프로그램으로 구현하는 것이다. 지식기반시스템은 통상 해당영역의 전문가와 직접적인 상호작용에 의하여 지식을 도출하고 이를 지식베이스화하는 과정을 거쳐서 구축된다. 따라서 지식기반시스템을 구축하는 사람은 해당 전문가가 정보를 수집하고 이를 평가하여 지식으로 전환하는 과정을 이해해야만 효과적인 시스템을 구축할 수 있다. 정보를 획득하고 이를 평가하는 형식은 인식유형에 따라 다르게 나타난다. 따라서 도출된 전문가의 지식을 지식베이스로 구축하기 위해서는 대상 전문가의 인식유형에 적합한 지식표현방법을 사용해야한다. 따라서 불확실성처리방법도 대상 전문가의 인식유형에 맞는

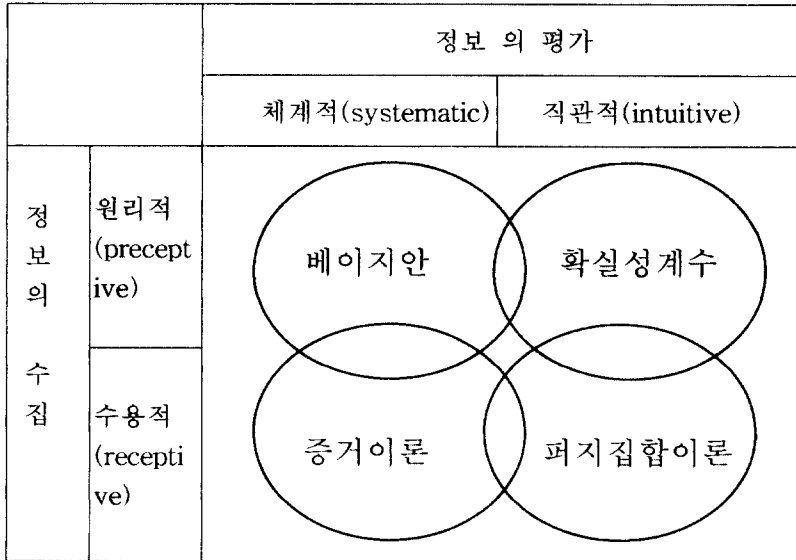
방법을 사용해야 효과적인 시스템을 구축할 수 있다. McKeeny and Keen의 인식유형분류(<그림 1> 참조)에 의하여 각 인식유형의 특성과 불확실성처리방법의 특성을 비교 분석하여 각 유형에 적합한 불확실성처리방법을 제시할 수 있다.

원리적/직관적 유형(그림 1의 1상한)은 문제를 항상 전체적인 입장에서 검토하며 데이터들로부터 어떤 원리를 찾으려는 관점에서 정보를 평가하는 특성을 보이므로 많은 요소들을 감안한 전체적인 관점에서 신뢰도를 표현하는 확실성계수방법이 가장 근접한 불확실성처리방법이라고 할 수 있다.

수용적/직관적 유형(그림 1의 2상한)은 전체적인 관점에서 문제를 검토하며 결론의 도출은 사전개념을 배제하고 철저히 관찰된 데이터에 의존하는 특성을 보이므로 서로 상충적인 증거를 나타내는 정보를 포함하는 다양한 데이터의 불확실성을 표현하고 처리할 수 있는 퍼지집합이론이 가장 근접한 방법이라고 할 수 있다. **수용적/체계적 유형**(그림 1의 3상한)은 데이터의 존중적이며 구체적인 방법론을 중시하며 분석을 점차적으로 정교화하는 계층적 과정을 거쳐 해에 이르는 특성을 보이므로 질병의 진단처럼 처음 여러 가지 질병의 집합으로부터 추가적인 정보의 획득에 따라 개별적인 질병으로 구체화하는 과정에 적합한 증거이론이 가장 근접한 방법이라고 할 수 있다.

원리적/체계적 유형(그림 1의 4상한)은 문제에 관련된 사전개념을 중시하고 이 개념에 의거 데이터를 여과하며 문제해결의 구체적 방법론을

<그림 3> 불확실성처리방법과 인식유형



중시하는 특성을 보이므로 이론적 근거가 가장 명확하고 사전확률로부터 시작하여 추가적인 정보로 이 확률을 개정하는 과정을 거치는 베이지안 방법이 가장 근접한 방법이라고 할 수 있다. 이를 요약하면 <그림 3>과 같다.

5. 요약 및 결론

대부분 인간의 의사결정은 문제에 관련된 정보가 불확실한 상황에서 이루어진다. 따라서 현실세계의 문제를 해결하기 위한 지식기반시스템에서 불확실한 정보를 표현하고 추론을 수행하는 수단이 필요하다. 지금까지 지식기반시스템에서 불확실성을 표현하고 처리하는 여러 가지 방법들이 제시되었다. 이들 가운데 주목을 받고 있는 네 가지 방법은 베이지안방법, 증거이론, 확실성계수방법, 퍼지집합이론이다. 이 방법들은 불확실성을 서로 다른 관점에서 표현하며 추론하는 방법도 상이하다. 즉 베이지안방법은 불확실성을 확률로 표현하고 처리하며, 증거이론에서는 불확실성을 믿음의 정도로, 확실성계수에서는 확증의 정도로, 퍼지집합이론에서는 불확실성을 관련집합에 소속정도로 표현하고 처리한다. 그리고 2개이상 전제명제의 불확실성을 결합하고 이를 결과명제의 불확실성으로 전환하는 결합법칙 또한 상이하다. 따라서 모든 대상영역에 일괄적으로 적용되는 규범적 불확실성처리방법을 찾는 것은 불가능하며 대상영역의

특성, 대상전문가의 특성에 따라 적합한 불확실성처리방법을 선택적으로 사용함으로써 효과적인 지식기반시스템을 구축할 수 있다.

이 연구는 대상영역의 특성을 분류하는 틀로 Keen and Scott Morton의 정보시스템분석 모형을 사용하여 대상영역의 특성과 각 불확실성처리방법의 강점 및 약점을 비교 분석하여 각 문제영역에 적합한 불확실성처리방법을 제시하였다. 대상 전문가의 특성은 McKeeny and Keen의 인식유형 모형을 사용하여 인식유형에 따른 대상 전문가의 정보수집 및 평가 특성을 불확실성처리방법과 대비 분석하여 각 인식유형별로 바람직한 불확실성처리방법을 제시하였다.

대상영역의 특성에 따른 불확실성처리방법은 전략계획/비구조적 문제는 퍼지집합이론, 전략계획/구조적 문제는 증거이론, 운영통제/비구조적 문제는 확실성계수, 운영통제/구조적 문제는 베이지안방법을 가장 근접한 방법으로 대응시킬 수 있다. 인식유형에 따른 것은 원리적/직관적 유형은 확실성계수, 수용적/직관적 유형은 퍼지집합이론, 수용적/체계적 유형은 증거이론, 원리적/체계적 유형은 베이지안방법이 가장 근접한 방법으로 대응시킬 수 있다.

이 연구는 다양한 분야의 연구결과를 종합하고 분석하여, 지식기반시스템을 구축함에 있어 적절한 불확실성처리방법을 선택하는 이론적인 모형을 제시하였다. 이 연구에서 제시한 두 가지 기준 외에 더 다양한 기준 예를 들면 문제해결 단계(Intelligence, Design, Selection)로 다른 불확실성처리방법이 효과적일 수도 있다. 따라서 더욱 다양한 기준을 고려할 때 더 효과적인 불

확실성처리방법을 선택할 수 있을 것이다. 또한 이 연구는 이론적인 모형을 제시한 것으로 실증적인 검증을 위한 연구가 계속 되어야한다.

참 고 문 헌

1. Andersen, S. K. et. al., HUGIN-a shell for Bayesian belief univeres for expert systems, in : *Proceedings IJCAI 89*, Detroit, MI, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1989, p.1080-1085.
2. Anthony, R. N. , *Planing and Control Systems : A framework for analysis*, Cambridge, Mass.: Harvard University Graduate School of Business Administration, Studies in Management Control, 1965.
3. Baldwin, J.F. and S.Q. Zhou, A Fuzzy relational inference language, *Fuzzy Sets and Systems*, 14, 1982.
4. Bariff, M. L. and E. J. Lusk, Cognitive and personality tests for the design of management formation systems, *Management Science*, vol. 23, no. 8, 1977, p.820-829.
5. Bonissone, P. P., Reasoning, Plausible, *Encyclopedia of Artificial Intelligence*, Second Edition, Vol.2, 1992, p.1307-1322.
6. Bonissone, P. P. and R. M. Tong, Editorial: Reasoning with Uncertainty in Expert System, *Int.J. Man-Machine Studies*, Vol.22 No.3, Mar 1985, p.241-250.

7. Buchanan, B. G. and E. H. Shortliffe, *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*, Reading, Massachusetts, Addison-Wesley, 1984.
8. Chandrasekaran, B. and M. C. Tanner, Uncertainty handling in expert systems: uniform vs. task-specific formalisms, In Kanal L. N. and J. F. Lemmer eds. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Elsevier Science Publishers, North-Holland, 1986.
9. Cendrowska, J. and M. A. Bramer, A rational reconstruction of the MYCIN consultation system, *Int.J. of Man-Machine Studies*, vol. 20, 1984, p.229-317.
10. Churchman, C. W., *The Design of Inquiring Systems*, Basic Books, 1971.
11. Cowell, R. G., BAIES-a probabilistic expert system shell with qualitative and quantitative learning, in: J.M. Bernardo, J.O. Berger, A.P. Dawid and A.F.M. Smith, eds, *Bayesian Statistics 4*, Clarendon Press, Oxford, 1992, p.595-600.
12. Dempster, A. P., Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping, *J. of Royal Statistical Society*, 38, p.325-339.
13. Doyle, J., Methodological Simplicity in Expert System Construction: The Case of Judgement and Reasoned Assumptions, *AI Magazine*, Vol.4, No.2, 1983, p.39-43.
14. Driver, M. J. and T. J. Mock, Human information processing, decision theory style and accounting information systems, *Accounting Review*, vol. 50, 1975, p490-508.
15. Doktor, R. H. and W. F. Hamilton, Cognitive style and the acceptance of management science recommendations, *Management Science*, vol. 19, no. 8, 1973, p.884-894.
16. Dubois, D. and H. Prade, *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications*, New York, Academic Press. 1980.
17. Duda, R. O. and R. Reboh, AI and decision making: the PROSPECTOR experience, in: W. Reitman, ed. *Artificial Intelligence Applications for Business*, Ablex, Norwood, NJ, 1984, p.111-147.
18. Freksa, C., Linguistic description of human judgements in expert systems and soft sciences, in: M. Gupta and E. Sanchez Eds. *Approximate reasoning in decision analysis*, North-Holland, Amsterdam, 1982.
19. Eilon, S., Structuring unstructured decisions, *Omega*, 13, 1985, p.369-377.
20. Henkind, Steven J. and M. C. Harrison(1988), An Analysis of Four Uncertainty Calculi, *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*. Vol. 18. No.5. Sep/Oct, 1988, p.700-714.
21. Henderson, J. C., and P. C. Nutt, The

- influence of decision making style on decision making behavior, *Management Science*, vol. 26, no. 4, 1980, p.371-386.
22. Hummel, R. A. and L. M. Manevitz, Combining bodies of dependent information, in *Proceedings 1987 International Joint Conference of Artificial Intelligence*, p.1015-1017.
 23. Keen, P. G. W., Information systems and organizational change, *Communications of the Association for Computing Machinery*, vol. 24, no. 4, 1981, p.24-33.
 24. Keen, P.G.W. and M.S. Scott Morton, *Decision Support System*, Addison-Wesley Publishing Co., Reading, Massachusetts, 1978.
 25. Klahr, D., The social psychologist as troll, In Carroll, J. S. and J. W. Payne eds. *Cognition and Social Behavior*, Lawrence Erlbaum & Associates, Hillsdale, NJ, 1976, p.243-249.
 26. Klein, G. A. and J. Weitzenfeld, Improvement of skills for solving ill-defined problems, *Educational Psychologist*, vol. 13, 1978, p.31-41.
 27. Leper, D. J., J. C. Horrocks, J. R. Staniland and F. T. DeDombal, Computer assisted diagnosis of abdominal pain using 'estimates' provided by clinicians, *British Medical Journal*, vol. 4, 1972, p.350-354.
 28. Mason, R. O. and J. I. Mitroff, A program for research on management information systems, *Management Science*, vol. 19, No. 5, 1973, p.475-485.
 29. McKeeney, J. L. and P. G. W. Keen, How managers' minds work, *Harvard Business Review*, vol. 52, no. 3, 1974, p.79-90.
 30. Mitroff, J. I. and R. H. Kilmann, Stories managers tell: A new tool for organizational problem solving, *Management Review*, vol. 64, no. 7, 1975, p.18-29.
 31. Pearl, J., Fusion, propagation, and structuring in belief networks, *Artificial Intelligence*, vol. 29, 1987, p.241-288.
 32. Sage, A. P., Behavioral and organizational considerations in the design of information systems and processes for planning and decision support, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 11, no. 9, 1981, p.640-678.
 33. Shafer, G., *A mathematical theory of evidence*, Princeton University Press, 1976.
 34. Shafer, G. and J. Pearl eds., *Readings in Uncertain Reasoning*, San Mateo, Morgan Kaufmann, 1990.
 35. Shortliffe, E. H., and B. G. Buchanan, A model of inexact reasoning in medicine, *Mathematical Biosciences*, 23, 1975, p.351-379.
 36. Simon, H. A., *The New Science of Management Decision*, New York, Harper and Row, 1965.

37. Simon, H. A. and A. Newell, Heuristic problem solving: The next advance in Operations Research, *Operations Research*, vol. 6, no.1, 1958, p.1-10.
38. Spiegelhalter, D. J. and R. P. Knill-Jones, Statistical and knowledge-based approaches to clinical decision support systems, with an application in gastroenterology, *J. of Royal Statistical Society Series A*, 147, 1984, p.35-76.
39. Tversky, A. and D. Kahneman, Judgement under uncertainty: heuristics and biases, *Science*, Sept. 1974, p.1123-1124.
40. van Melle, W., E. H. Shortliffe, and B. G. Buchanan, EMYCIN: A knowledge engineer's tool for constructing rule-based expert systems, In (Buchanan and Shortliffe eds) *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*, Reading, Massachusetts, Addison-Wesley, 1984.
41. Walley, P., Measures of uncertainty in expert systems, *Artificial Intelligence*, Vol. 83, No.1, May 1996, p.1-58.
42. Wenstop, F., Quantitative analysis with linguistic values, *Fuzzy Sets and Systems* 4, 1980, p.99-115.
43. Zadeh, L., Fuzzy sets, *Information and Control*, 8, 1965, p.338-353.
44. Zadeh, L., Fuzzy Logic and Approximate Reasoning, *Synthese*, Vol.30, 1975, p.407-428.
45. Zadeh, L.A., Test score semantics for natural languages and meaning representation via PRUF, in: B Rieger Eds., *Empirical Semantics*, Brockmeyer, Bochum, West Germany, 1981.
46. Zadeh, L., Review of Shafer's 'mathematical theory of evidence', *AI Magazine*, 5, 1984, p.81-83.
47. Zadeh, L., A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination, *AI Magazine*, 7, 1986, p.85-90.