한국지능시스템학회 논문지 2011, Vol. 21, No. 2, pp. 165-170
DOI : 10.5391/JKIIS.2011.21.2.165

규칙베이스와 사례베이스 추론의 불확실한 지식의 표현

A Representation of Uncertain Knowledge of Rule Base Reasoning and Case Base Reasoning

정구범* · 노은영** · 정환묵**
Gu-Bum Chung*, Eun-Young Roh** and Hawn-Mook Chung**

*경북대학교 상주캠퍼스 컴퓨터정보학부
** 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

요 약

규칙베이스 추론과 사례베이스 추론의 협조에 의해 보다 유연한 추론을 위한 효율적인 방법의 실현이 기대된다. 본 논문에서는 MVL 오토마타 모델을 적용하여 규칙베이스와 사례 베이스의 통합 추론모델과 이에 따른 불확실성 처리 방법을 제안한다.

키워드 : Rule-based Reasoning, Case-based Reasoning, MVL오토마타

Abstract

It is expected that the cooperation between rule-based reasoning and case-based reasoning gives us an efficient approach for flexible reasoning. In this paper, we present an integrated model of rule-base reasoning and case-base reasoning using the MVL automata model. In addition, we introduce how to handle the uncertainty in the integrated model.

Key Words : Rule-based Reasoning, Case-based Reasoning, MVL automata

1. 서 론

지식베이스 시스템(Knowledge-based System)은 전문가의 지식을 규칙의 형식으로 만들어 유지하면서, 어떤 문제가 제기되면 준비된 규칙을 사용하여 추론을 함으로써 문제를 해결하는데, 이것을 규칙기반 추론(RBR: Rule-Based Reasoning)이라 한다. 규칙기반 추론에서는 지식을 'If - Then' 형식으로 규칙베이스(Rule Base)에 기술하게 되며, 추론 결과가 도출된 경우에 어느 규칙을 사용했는가를 알 수 있기 때문에 결과 생성을 위한 추론 과정을 용이하게 설명할 수 있다.

전문가 시스템을 구성하기 위해서는 전문가의 지식이 필요하다. 전문가가 존재하는 영역에서는 비교적 지식 획득이 쉽지만, 그렇지 않은 경우에는 지식 획득이 쉬운 일이 아니며, 규칙의 적용이 다단으로 처리되므로 추론 시간이 많이 소요된다. 따라서 전문가가 존재하지 않는 영역에서, 특히 이론이나 방법이 확립되지 않은 분야에 RBR을 적용하는 것은 쉽지가 않다는 문제점이 있다.

이와는 다른 추론방식으로, 과거의 사례를 사례베이스(Case Base)에 축적해 두고, 그 중에서 현재 직면하고 있는 문제와 일치하거나 유사한 사례를 검색하여 그 사례를 문제에 적합시킴으로써 문제를 해결하는 사례기반 추론(Case-Based Reasoning: CBR)이 있다. 규칙을 획득하는 것 보다 사례를 획득하는 것이 용이한 CBR에서는 새로운 사례를 축적하는 과정을 통해 지식을 획득하게 되며, 과거의 문제를 해결하는데 사용되었던 사례를 검색하여 새로운 문제를 해결하게 된다. 사례의 획득이 규칙을 획득하는 것보다 쉬운 장점이 있으나, 일반적인 사례만으로는 제기되는 모든 문제를 완전히 만족시킬 수는 없다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 RBR과 CBR을 융합한 다양한 추론 방법이 연구되고 있다[1-7].

RBR은 어떤 영역에서나 광범위한 지식 표현이 가능하고 CBR은 규칙으로 완전한 영역의 지식을 표현할 수 없는 영역에 용이하므로 RBR과 CBR은 상호보완적 관계에 있다고 할 수 있다.

본 논문에서는 명제 논리를 사용하여 RBR과 CBR의 지식을 동일하게 표현하고, MVL 오토마타 모델을 이용한 RBR과 CBR의 통합 추론 모델과 불확실한 지식의 표현 및 처리 방법을 제안한다[8-10].

2. 논리와 정보량

2.1 논리

규칙과 사례를 명제로 표현하고, 주어진 추론 조건에 대

접수일자 : 2011년 3월 19일
완료일자 : 2011년 4월 15일
본 논문은 본 학회 2011년도 춘계학술대회에서 선정된 우수논문입니다.
본 연구는 경북대학교 연구비 지원을 받아 수행되었습니다.

하여 규칙과 사례로 부터 유도된 결론을 해로 한다. 각각의 규칙을 하나의 명제로 표현하고, 또한 과거에 관측된 사례의 집합으로부터 하나의 명제를 생성하여 추론에 사용한다.

규칙을 나타내는 명제는 전문가로부터 획득되는 사례가 되며, 명제는 관측결과를 논리로써 표현한다. 논리 벡터의 기본은 각각 하나의 규칙과 사례에 대응하고 있으며, 각 사례의 발생 확률로부터 논리 벡터의 요소 값이 결정된다. 따라서 n변수로 되는 명제(논리함수)는 2^n차원의 벡터로 표현할 수 있다[11,12].

예를 들면 $f=x+y-xy$에서 직교함수는 $\{xy,\ x(1-y),\ (1-x)y,\ (1-x)(1-y)\}$이며, 직교전개를 했을 때 $f=1 \cdot xy+1 \cdot x\bar{y}+1 \cdot \bar{x}y+0 \cdot \bar{x}\bar{y}$가 되고, 벡터 표시로 (1, 1, 1, 0)이 된다. 이것은 부울대수(Boolean Algebra)에서의 원자(atom)에 의한 표현에 대응된다. 즉, 이 직교함수 전개는 부울대수의 원자에 의한 전개를 확장한 것이라고 말할 수 있다.

n변수로 되는 명제(논리함수)는 2^n차원의 벡터로 표현할 수 있다.

정규직교계는 $\{xy, x(1-y), (1-x)y, (1-x)(1-y)\}$이기 때문에 직교전개 했을 때의 각 개수는 아래와 같다.

$$\begin{aligned} < f, xy > &= 2^2\int_0^1\int_0^1 \tau(x+y-xy)xy\,dxdy \\ &= 4\int_0^1\int_0^1 xy\,dxdy = 4 \cdot \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} = 1 \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned} < f, x\bar{y} > &= 2^2\int_0^1\int_0^1 \tau(x+y-xy)x\bar{y}\,dxdy \\ &= 4\int_0^1\int_0^1 x\bar{y}\,dxdy = 1 \quad (\bar{y} = 1-y) \end{aligned} \tag{2}$$

$$< f, \bar{x}y > = 2^2\int_0^1\int_0^1 \tau(x+y-xy)\bar{x}y\,dxdy = 1 \tag{3}$$

$$\begin{aligned} < f, \bar{x}\bar{y} > &= 2^2\int_0^1\int_0^1 \tau(x+y-xy)\bar{x}\bar{y}\,dxdy \\ &= 4\int_0^1\int_0^1 0\,dxdy = 0 \end{aligned} \tag{4}$$

따라서 $f=1 \cdot xy+1 \cdot x\bar{y}+1 \cdot \bar{x}y+0 \cdot \bar{x}\bar{y}$가 되고, 벡터표시로 (1, 1, 1, 0)이 된다.

이것은 부울대수에서의 원자에 의한 표현에 대응된다. 즉, 이 직교함수 전개는 부울대수의 원자에 의한 전개를 확장한 것이라고 말할 수 있다.

2.2 정보량

정보량을 다음 식 (5)의 H로 정의한다.

$$H(f) \approx -\log_2(N(f))^2 = -\log_2\left(\int_0^1 \tau f^2 dx\right) \tag{5}$$

정보량에 대한 구체적인 예는 다음과 같다.

① $H(1)=0$ ⋯ 항진(totology)은 정보량이 0 비트.
항진은 항등적으로 옳기 때문에 실세계에 관한 구체적인 정보를 포함하고 있지 않은 것에 대응한다.

② $H(x)=1$ ⋯x 즉 『A이다』는 정보량이 1 비트.
{『A이다』, 『A가 아니다』}에서 『A이다』를 발생빈도 등을 고려하지 않고 지시하는 것에 대응한다.

③ $H(xy)=2$ ⋯xy 즉 『A인 동시에 B이다』는 정보가 2 비트.
{『A인 동시에 B 이다』, 『A인 동시에 B가 아니다』, 『A가 아닌 동시에 B 이다』, 『A가 아닌 동시에 B가 아니다』}로부터 『A인 동시에 B 이다』를 지시하고 있는 것에 대응한다.

④ $H(0)=\infty$ ⋯모순은 정보량이 무한대.
명제가 많거나, 명제에 논리곱(and) 연산이 이루어지다 보면 정보량이 많아지고 모순이 발생할 가능성 역시 높아진다. 즉, 극한 상태로서 정보량은 무한대가 모순에 대응한다고 해석한다.

통상의 정보량은 사상에 정의되어 있지만 식 (5)에서 나타낸 정보량은 명제에 정의되어 있기 때문에 논리 엔트로피(Logical Entropy)라고 한다.

2.3 다치함수 미분에 의한 상태변화의 해석

다치함수의 미분에 의한 다치 값의 변화에 따라 정보의 상태변화에 대한 중요한 성질을 해석하면 다음과 같다.

예를 들어, 다음 진리표를 만족하는 다치 논리함수의 식을 나타내고, $x_1(a, c)$로 함수를 변화시킨 후 그 결과가 의미하는 것을 조사하여 보자.

표 1. 진리표
Table 1. Truth table

X_2 \ X_1	a	b	c
a	c	c	b
b	a	c	a
c	a	c	c

표 1의 진리표를 다치 논리식으로 표현하면 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} f &= a(x_1^{[aa]}x_2^{[bc]} + x_1^{[b\bar{b}]}x_2^{[bb]}) + b(x_1^{[cc]}x_2^{[aa]}) \\ &\quad + c(x_1^{[aa]}x_2^{[aa]} + x_1^{[bb]} + x_1^{[bc]}x_2^{[cc]}) \end{aligned} \tag{6}$$

x_1의 값이 고정되어 있고, x_2의 값이 a에서 c로 변화되는 경우는 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} f'x_1(a,c) &= \left\{a\left(x_2^{bc}\right)+c\left(x_2^{aa}\right)\right\} \oplus \\ &\quad \left\{ax_2^{[bb]}+bx_2^{[aa]}+c\left(x_2^{cc}\right)\right\} \end{aligned} \tag{7}$$

하나의 입력변수가 a에서 c로 변화되었을 때, 결과는 함수치의 변화를 나타낸다. 따라서 x_1을 고정시키고 x_2를 변화시켰을 때, 성질의 해석은 다음과 같다.

① $x_1=a$(고정), x_2를 a에서 c로 변화시켰을 경우

$x_1 \backslash x_2$	a	b	c
a	c	c	b

$f'x_1(a, c) = c \oplus b$; c와 b의 배타적인 상호간의 변화로 c에서 b로 변화를 나타낸다.

② $x_1 = b$(고정), x_2를 a에서 c로 변화시켰을 경우

$x_1 \backslash x_2$	a	b	c
b	a	c	a

$f'x_1(a, c) = a \oplus a = \varnothing$; f는 변화를 하지 않는다.

③ $x_1 = c$(고정), x_2를 a에서 c로 변화시켰을 경우

$x_1 \backslash x_2$	a	b	c
c	a	c	c

$f'x_1(a, c) = a \oplus c$; a에서 c 상태로의 변화를 나타낸다.

x_2를 고정시키고 x_1을 변화시켰을 때, 성질의 해석은 다음과 같다.

① $x_2 = a$(고정), x_1을 a에서 c로 변화시켰을 경우

$x_2 \backslash x_1$	a	b	c
a	c	a	a

$f'x_2(a, c) = c \oplus a$; c와 a의 배타적인 상호간의 변화로 c에서 a로 변화를 나타낸다.

② $x_2 = b$(고정), x_1을 a에서 c로 변화시켰을 경우

$x_2 \backslash x_1$	a	b	c
c	b	a	c

$f'x_1(a, c) = c \oplus c = \varnothing$; f는 변화를 하지 않는다.

③ $x_2 = c$(고정), x_1을 a에서 c로 변화시켰을 경우

$x_2 \backslash x_1$	a	b	c
b	c	c	c

$f'x_2(a, c) = b \oplus c$; a에서 c 상태로의 변화를 나타낸다.

따라서 표 2와 같이 x_1과 x_2의 상태를 무한대로 확장할 수 있으며, 각 상태마다 외부자극에 따라 다음 상태로의 변화로 확장할 수 있다.

표 2. 확장 진리표
Table 2. An extension of the truth table

$X_2 \backslash X_1$	**a**	**…**	**n**
a	c	c	b
…	a	…	a
n	a	c	c

3. 규칙과 사례의 통합추론

3.1 RBR과 CBR의 통합모델

지식기반 시스템(knowledge-based systems)을 개발하기 위한 전통적인 기법으로 경험적인 지식을 이용한 RBR을 사용한다. 그러나 RBR은 잘 구성되어 있는 문제해결 시스템에는 적절하지만 새로운 문제를 해결하기는 어렵다. 즉, 기존의 규칙들로서는 새로운 문제를 사례베이스의 내용과 정확하게 일치시키기 어렵기 때문이다. 반면에 CBR은 기존의 사례에 대한 주요한 특성을 사용함으로써 새로운 문제를 용이하게 해결할 수 있다. RBR은 사례에 대한 지식 표현이 용이하고, CBR은 사례의 복잡성을 표현하는 것이 용이하다. 따라서 RBR과 CBR을 통합한 추론 시스템에서, RBR은 제시된 주제에 대한 사례의 속성을 능동적으로 결정하도록 지식을 표현함으로써 CBR의 기능을 향상시킬 수 있으며, CBR은 규칙의 범위를 확장시켜 RBR의 기능을 향상시킬 수 있다[2,3,5,6].

RBR과 CBR의 통합시스템 구조를 그림 1과 같이 나타낸다.

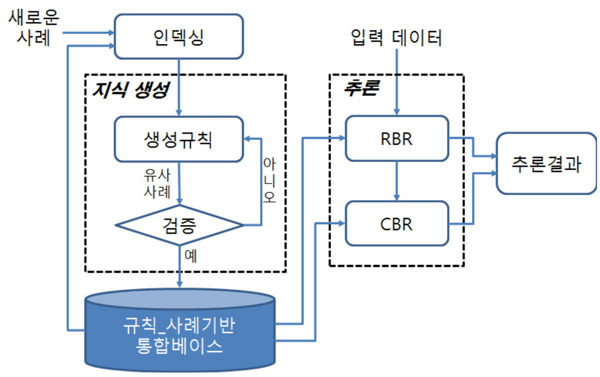

그림 1. RBR과 CBR의 통합구조
Fig. 1. Integration Achitecture of RBR & CBR

- 인덱싱(Indexing): 이용 가능한 사례들의 인덱스를 구성하며, 지식베이스와 사례베이스를 결합하는 일을 수행한다. 또한 규칙 베이스에 포함되어 있지 않는 새로운 사례의 규칙을 인덱스한다.
- 지식 생성(Knowledge Creation): 규칙에 따라 새로 인덱스된 사례와 통합베이스내의 모든 사례의 인덱스 값을 비교하며, 유사도(similarity degree)에 따라 그룹화하여 통합베이스에 저장한다.
- 추론(Inference): 문제해결을 위한 입력 값을 RBR과 CBR의 추론 메카니즘에 따라 처리하여 최적의 결과 값

을 출력한다.

그림 1에서 유사 사례에 대한의 판단은 CBR의 처리에서 중요한 역할을 수행한다. 사례의 유사도에 관한 지식 표현의 수단으로 사용되는 퍼지 if-then 규칙은 가중치를 사용하는 전통적인 유사성 메트릭스(metrics)보다 강력하고 유연한 수단이 된다[6].

퍼지추론을 위한 규칙으로 효과적으로 통합베이스에 있는 모든 사례를 비교할 수 있으며, 이때 사용되는 유사성 정도는 사례의 불확실성을 제거하거나 최소화시킬 수 있는 척도가 된다.

RBR의 규칙과 CBR의 사례를 그림 2와 같이 표현할 수 있다.

$X_1(RBR)$ / $X_2(CBR)$	r_1	r_2	$\cdots$	r_m
c_1	α_{11}	α_{12}	$\cdots$	α_{1m}
c_2	α_{21}	α_{22}	$\cdots$	α_{2m}
$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	
c_n	α_{n1}	α_{n2}	$\cdots$	α_{nm}

그림 2. RBR과CBR의 구성도
Fig. 2. Configuring Integrated Reasoning

다치 오토마타(MVL-Automata)에 RBR과 CBR을 대응시킨 통합추론 모델을 식 (8)과 같이 정의한다[13,14].

$$f = \alpha_{mn} \sum X_1^{r_i c_j} X_2^{r_i c_j} \quad (\text{단},\ i, j \in 1, 2, \cdots, n) \tag{8}$$

여기서 α_{mn}은 RBR과 CBR의 통합 요소이고 X_1은 RBR, X_2는 CBR에 대응된다. r_i는 규칙을 나타내고, i는 1에서 m의 값을 가진다. c_j는 사례를 나타내고, 1에서 n의 값을 가진다.

3.2 RBR과 CBR의 지식표현 구조

지식표현을 동일한 구조로 하기 위하여 규칙과 사례를 프레임 형식으로 표현하고, 규칙의 조건부와 사례의 문제기술을 LHS, 규칙의 결론부와 사례의 해 기술을 RHS로 표현하여 CBR과 RBR의 통합을 구성하며, 그림 3과 같이 나타낸다.

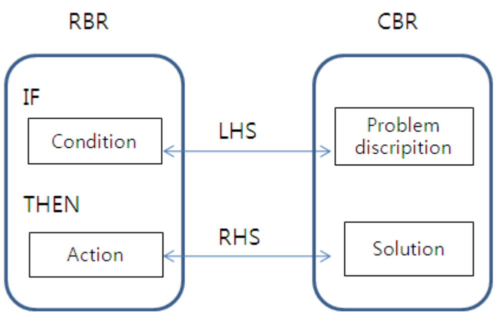

그림 3. 지식표현의 유사성
Fig. 3. The similarity of knowledge representation

3.3 명제의 정보량과 불확실성에 대한 표현

하나의 명제는 극좌표(γ, θ)를 사용하여 나타낼 수 있다. 논리함수의 정보량을 식 (9)와 같이 정의한다[11].

$$H(f) \approx -\log_2(N(f))^2 = -\log_2\left(\int_0^1 \tau f^2 dx\right) \tag{9}$$

$f = ax + (1-x)$로 대입하고, 이를 계산하면 $a^2 + b^2 = 1$이 되며, 이것은 반경 1인 원이 된다. 따라서 그림 4의 원호가 정보량이 1비트인 명제를 나타내는 곡선이 된다.

좌표를 (a, b)에서 극좌표 (γ, θ)로 변환시키면, γ는 정보량(γ가 커지면 커질수록 정보량은 적다)을 나타내고, θ는 성질(술어)을 나타낸다.

예를 들어 정보량 x를 '높다'라고 하면, x'은 '낮다'가 된다. $\theta = 0$에서 정보량이 가장 높고 $\theta = \pi/2$에서 정보량이 가장 낮다면, 그 중간의 각도로 θ값이 증가함에 따라 정보량은 서서히 낮아지게 된다. 따라서 $\theta = \pi/4$에서는 정보량이 높지도 낮지도 않게 된다.

퍼지논리의 소속함수는 집합 X에서 $[0, 1]$로의 함수이다. 그림 4의 θ를 매개로 하면, $X \xrightarrow{f_2} \theta \xrightarrow{f_1} [0, 1]$된다. f_1은 $\sin\theta$, $\cos\theta$ 중 어느 한쪽이 되고, f_2는 임의이다. f_2 중에서 가장 단순한 1차함수를 적용하면, 소속함수는 $\sin x(\cos x)$가 된다. 고전 명제논리를 확장하여 거리(위상)를 도입한 경우에, 술어(높이 등)를 연결하는 중간적인 술어(약간 높다, 높지도 낮지도 않다 등)의 곡선은 sin 혹은 cos이 된다.

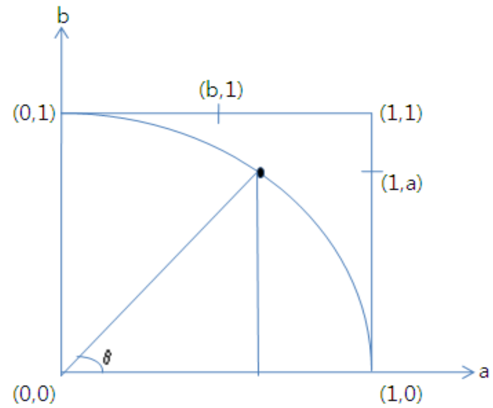

그림 4. 정보량이 1인 명제의 표현
Fig. 4. Representation of propositions whose amount of information is 1

3.4 유사도의 계산

추론엔진의 통합을 위하여 지식의 검색, 부문제의 해결, 지식의 예비조합에 의한 유사도의 계산, 적용하는 지식의 선택, 선택된 지식의 조합, 지식의 적용 등을 고려하여 추론을 구성하게 된다.

유사도의 계산과 지식의 정렬을 위하여 지식을 k라 하고, 문제를 p라 하면, j번째 지식과 문제의 유사도는 식 (10)으로 계산된다.

$$S(k_j, p) = \sum_{i=1}^{n_j} w_i \times d(k_{ji}, p_i) \tag{10}$$

여기서, n_j은 지식 k_j의 슬롯 수를 나타내며, w_i은 i번째 슬롯의 가중치를 나타낸다. $d(k_{ji}, p_i)$는 수치 슬롯을 나타내

며, 식 (11)과 같다.

$$d(k_{ji}, p_i) = \begin{cases} 1 & \text{정합의 경우} \\ d_n(k_{ji}, p_i) & \text{부정합의 경우} \\ 0.75 & \text{기타의 경우} \end{cases} \quad (11)$$

여기서 $d(k_{ji}, p_i)$가 정합인 경우에는 1, 기타의 경우에는 0.75로 나타내고, 부정합의 경우에는 식 (12)와 같이 나타낸다.

$$d_n(k_{ji}, p_i) = 1 - ((k_{ij} - p_i)/(\max_i - \min_i))^2 \quad (12)$$

여기서 $\max_i$, $\min_i$는 각각 i번째 슬롯의 값에 대한 최대치와 최소치를 나타낸다.

수치 이외의 슬롯에 대해서는 식 (13)와 같다.

$$d(k_{ji}, p_i) = \begin{cases} 1.0 & \text{정합의 경우} \\ 0 & \text{부정합의 경우} \\ 0.75 & \text{기타의 경우} \end{cases} \quad (13)$$

4. 응용 예

지식베이스 시스템의 추론 베이스로 규칙기반과 사례기반의 정보를 통합하기 위해서는 사례간의 불일치에 따른 문제를 해결해야 한다. 이를 위해서 사례들 사이의 유사도를 판단하여 문제를 해결토록 하였으며, 이는 불확실성을 제거하거나 최소화시킬 수 있는 중요한 척도가 된다. 또한 유사도 판단을 규칙화함으로써 보다 효율적인 규칙 및 사례기반의 통합베이스 구성이 가능해진다. 따라서 새로운 사례와 기존의 사례들 간에 발생할 수 있는 불확실성을 표현하고, 이를 처리하기 위한 응용 예를 보이기로 한다.

예를 들어 폐렴 진단의 경우 환자의 증상을 기술한 테이블은 재채기(sneeze), 코감기(stuffy-nose), 인후염(sore-throat), 기침(cough). 두통(headache), 관절통(sore-joint), 위통(stomachache), 열(fever), 고열의 지속일수(high-fiver-days), 고열(high-fever), 감기증상(cold-symptom), 감기(cold), 폐렴의 의심(pneumonia-suspicion)에 대한 값을 가진다.

환자 테이블의 행에 기술되는 속성인 재채기, 코감기, 인후염, 기침, 두통, 관절통, 위통 등은 논리 값을 갖게 되며, 열은 실수 값을 나타낸다. 즉, 고열의 지속 일수는 정수 값을 가지며, 고열, 감기증상, 감기는 중간 단계로서의 논리 값을 갖는다. 또한 폐렴의 의심은 최종단계로서의 논리 값을 가지는 것으로 가정한다.

여기서, 논리 값을 갖는 항목의 각 증상에 대한 불확실성의 처리 및 표현 방법은 그림 5와 같이 나타낼 수 있다. 기존의 각 증상의 논리 값이 진(true), 위(false)만으로 표현한 것 보다는 θ를 이용하여 더욱 세분화된 증상을 표현할 수 있으므로 유연한 처리가 가능하다.

논리 값의 경우, 극좌표(γ, θ)를 사용하면 γ 성분이 정보의 불완전성을 표현하고 θ 성분이 술어의 불확실성을 표현하는 것이 된다.

그림 5에서 θ가 $0^o < \theta < 90^o$의 값을 가질 때 $\sin 90^o = 1$, $\sin 0^o = 0$이므로 이 사이의 값을 $\theta_1 < \theta_2 < \cdots < \theta_n$ 이라 하면, θ값에 따라 테이블의 각 증상에 대한 정도를 세분화하여 표시할 수 있게 된다.

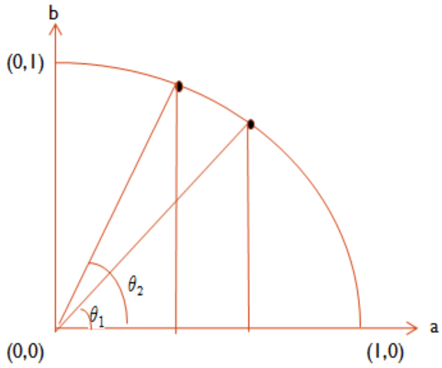

그림 5. 불확실성 처리 및 표현
Fig. 5. Uncertainty handling and representation

5. 결 론

규칙베이스 추론은 어떤 영역에서나 광범위한 지식 표현이 가능하고 사례베이스 추론은 규칙만으로 모든 지식을 표현할 수 없는 영역에 적용하는 것이 용이하므로 RBR과 CBR은 상호보완적인 관계에 있다고 볼 수 있다. 이러한 상호보완적인 특징을 갖는 추론을 위하여 규칙베이스와 추론베이스를 통합함으로써 보다 유연하고 효율적인 추론이 기대된다.

본 논문에서는 MVL 오토마타를 이용한 규칙베이스와 사례베이스의 통합모델을 제안하고, 사례의 불확실성의 효율적인 표현할 수 있는 방법을 제안하였다.

사례베이스와 규칙베이스의 통합을 위해 명제논리를 사용하여 CBR과 RBR의 지식을 표현한 후, MVL 오토마타 모델에 적용한다. MVL 오토마타에 CBR과 RBR을 동일한 구조로 적용함으로서 추론규칙이나 사례의 동적변화를 자율적으로 대응할 수 있게 한다.

또한 논리함수의 정보량을 극좌표를 이용하여 나타냄으로써, 정보의 불완전성과 술어의 불확실성을 표현하였다. 기존의 논리 값은 정보의 상태를 '진' 또는 '위'만으로 표현할 수 있지만, 제안하는 방법에서는 더욱 세분화된 정도를 나타낼 수 있다. 따라서 정보의 불확실성에 대해 보다 유연한 처리가 가능하고 본다.

참 고 문 헌

[1] I. Hatzilygeroudis and J. Prentzas, “Integrating (rules, neural networks) and cases for knowledge representation and reasoning in expert systems,” *Expert Systems with Applications*, vol. 27, pp. 63-75, 2004.

[2] G.H. Lee, “Rule-based and case-based reasoning approach for internal audit of bank,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 21, pp. 140-147, 2008.

[3] S. Dutta and Piero P. Bonissone, “Integrating Case- and Rule-Based Reasoning,” *International*

Journal of Approximate Reasoning, vol. 8, pp. 163-203, 1993.

[4] S.L. Ting, W.M. Wang, S.K. Kwok, Albert H.C. Tsang and W.B. Lee, "RACER: Rule-Associated CasE-based Reasoning for supporting General Practitioners in prescription making," *Expert Systems with Applications,* vol. 37, pp. 8079-8089, 2010.

[5] S.T. Wang and W.T. Lin, "Research on integrating different methods of neural networks with case-based reasoning and rule-based system to infer causes of notebook computer breakdown," *Expert Systems with Applications*, vol 37, pp. 4544-4555, 2010.

[6] N. Xiong, "Learning fuzzy rules for similarity assessment in case-based reasoning," *Expert Systems with Applications*, 2011.

[7] Li D. Xu, "An integrated rule- and case-based approach to AIDS initial assessment," *International Journal of Bio-Medical Computing*, vol. 40, pp. 197-207, 1996.

[8] Andrew R. Golding and Paul S. Rosenbloom, "Improving Rule-based Systems through Case-based Reasoning," *Proceeding of the 9th National Conference of Artificial Intelligence*, pp. 22-27, 1991.

[9] Edwina L. Rissland and David B. Skalak, "Combining Case-based Reasoning: A Heuristic Approach," *Proceeding of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 524-530, 1989.

[10] R. Barletta and W. Mark, "Explanation-Based indexing of cases," *Proceedings of the CBR Workshop*. Clearwater Beach, 1988.

[11] 新 田, "エキスパートシステムにおける知識表現と推論," *情報處理學會論文誌*, vol. 28, no. 2, pp. 158-166, 1987.

[12] 月本 洋, "命題論理の幾何的モテル," *情報處理學會論文誌*, vol. 31, no. 6, pp. 783-191, 1990.

[13] 김두완외, "범용 지능 모델을 위한 다치 오토마타," *한국지능시스템학회논문지*, 제11권, 4호, pp. 311-314, 2001.

[14] H. Watanabe and K. Okuda, "A Method of Integrating Rule-based Reasoning and Case-based Reasoning," *日本人工知能研究會誌*, pp. 11-20, 1994.

저 자 소 개

정구범(Gu-Beom Jeong)
제16권 제6호 참조

E-mail : jgb@knu.ac.kr

노은영(Eun-Young Roh)
제17권 제6호 참조

E-mail : eyroh@cu.ac.kr

정환묵(Hwan-Mook Chung)
제10권 제4호 참조

E-mail : hmchung@cu.ac.kr