Boole 함수의 미분 및 전개를 이용한 규칙과 사례의 통합 추론

An Integrating Reasoning of Rule and Case base Using Derivatives and Expansions of Boolean Functions

○ ** 박 지 연   * 김 국 보   ** 정 환 묵 1)

- 요 약 -

최근 규칙베이스 추론과 사례베이스 추론의 통합화에 의한 추론이 다양하게 시도되고 있다.

본 논문에서는 규칙과 사례를 동일한 형태로 표현하고, 규칙베이스와 사례베이스를 통합한 새로운 통합 추론 방법을 제안한다.

지식은 논리의 기하학적 모델을 이용하여 정보를 논리적으로 해석하며, 동일한 형태로 표현된 규칙과 사례를 Boole 함수의 미분 및 전개 방법을 이용하여 추론하는 방법을 제안하고 응용예를 통하여 확인한다.

I. 서 론

전문가 시스템은 전문가가 가지고 있는 노하우를 규칙의 형식으로 규칙베이스에 저장하여 두고 그 규칙에 바탕을 두고 규칙베이스 추론(RBR:Rule Based Reasoning)을 수행하여 문제를 해결한다. RBR에서는 지식이 IF-THEN 형식으로 기술되어 있고, 추론 결과가 얻어진 경우에 어느 규칙이 사용되었는지를 확실하게 알 수 있기 때문에 결과의 도출 과정을 쉽게 설명할 수가 있다. 그러나 전문가가 가지고 있는 지식을 획득하는 것이 어렵고, 지식 획득의 병목현상이 표면화되기 때문에 전문가가 존재하지 않는 분야나 이론이나 방법이 확립되어 있지 않은 분야에 적용하는 것이 곤란하다. 즉, 1990년대에 들어서서 시스템화와 지능화의 대상은 분류, 진단, 제어 등의 해석형 문제영역으로 부터 계획, 설계 등의 합성형 문제 영역으로 옮겨지고 있고 경험적으로나 기량적으로 높은 수준의 영역 전문가의 수가 적기 때문에 규칙베이스 추론에 바탕을 두는 전문가 시스템의 구축으로는 쉽지않다.

또 하나의 추론 방식으로서 과거의 사례를 사례베이스에 저장하여 두고, 추론시에 직접 이용하여 문제를 해결하는 사례베이스 추론의 연구도 진행되고 있다. 그 중에서 현재 직면하고 있는 문제와 유사한 것을 검색하여 그 사례를 문제에 적합하도록 수정하여 해를 구하는 사례베이스

1) * : 대진대학교 컴퓨터공학과

** : 대구효성가톨릭대학교 전자계산학과

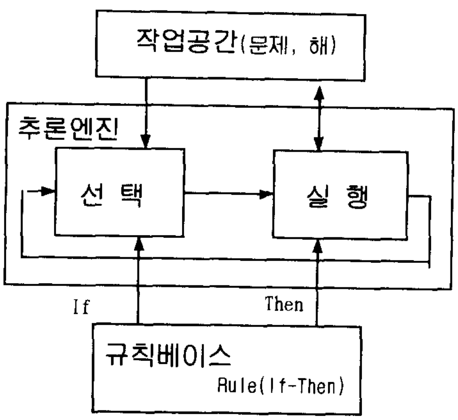
추론(CBR:Case Based Reasoning)이 있다. CBR에서는 새로운 사례가 축적되는 것이 지식 획득에 대응된다. 또한 규칙을 획득하는것 보다는 사례를 획득하는 편이 쉽기 때문에 일반적으로는 RBR과 같은 지식 획득의 문제는 일어나지 않는다. 그러나 사례만으로는 해공간을 완전하게 보완하는 것이 어렵고, 사례 사이에 일관성을 유지하는 것이 곤란하기 때문에 어느 사례를 이용하는가에 따라 다른 결과가 얻어지는 경우가 있다. 이와 같은 문제를 해결하기 위하여 RBR과 CBR을 융합한 추론 방식이 연구되고 있다. 사례를 생성 규칙과 비교하면 특징 기술이 규칙의 전건부에 해당하고 해기술이 규칙의 결론부에 해당한다. 그러나 거의 대부분은 RBR과 CBR 둘 중 어느 한 가지 방식을 주로 하기 때문에 규칙과 사례 둘 중 어느 한쪽에 초점을 맞추어 그 범위에서 추론을 수행하였다. 그러나, 규칙과 사례를 통일적으로 취급하고 있지 않기 때문에 추론의 효율에 관한 판단이 어렵다.

따라서 본 논문에서는 명제논리를 사용하여 사례베이스와 규칙베이스의 지식을 동일한 형태로 표현하고, 명제의 기하학적 모델을 이용하여 주어진 정보를 논리적으로 해석한다. 또한 기존의 방법보다 효율적인 추론 방법으로써 동일한 형태로 표현된 규칙과 사례를 Boole 함수의 미분을 이용하여 추론하는 방법을 제안하고 그 응용예를 통하여 확인한다.

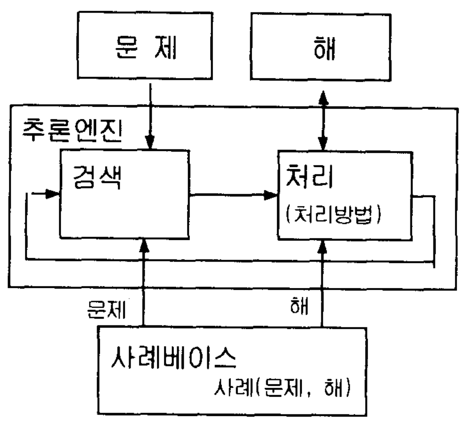
Ⅱ. 규칙베이스 및 사례베이스 추론

2.1 규칙베이스 추론

규칙베이스 추론은 진단이나 계획 등 다양한 형태의 전문가 시스템에서 널리 이용되고 있다. 다음의 [그림 2.1]과 같이 규칙베이스(RB:Rule base), 작업공간(Working Memory), 추론엔진(IE:Inference Engine)으로 구성된다. 규칙베이스는 전문가가 가지는 노하우를 IF-THEN 규칙의 형태로 기억하며 작업공간은 현재의 문제, 해, 중간 결과 등의 데이타를 기억한다. 추론엔진은 규칙베이스의 IF부와 작업공간의 규칙의 선택, 선택한 규칙의 THEN부의 실행에 의한 작업공간의 갱신을 반복한다.



[그림 2.1] 규칙베이스 추론



[그림 2.2] 사례베이스 추론

2.2 사례베이스 추론

사례베이스 추론을 적용한 전문가 시스템은 기존 사례를 시스템내에 저장하여 두고, 입력된 문제와 가장 유사한 사례를 검색하고, 이것을 입력 조건(사례)에 적합하도록 수정하여 기존 사례의 결과를 유효하게 활용하고, 문제해결을 수행하기 위한 구조이다. 여기에 저장된 사례 정보에는 간단하게 해결된 결과뿐만이 아니라 문제의 설정이나 기술, 해결에 이르게된 과정를 나타내는 인과 설명 구조, 사례가 가지는 특이성 등이 특징 리스트로서 기억된다.

사례베이스 추론은 [그림 2.2]와 같이 사례베이스, 현재 문제와 해, 추론 엔진으로 구성된다.

2.3 명제의 정보량에 의한 해석

명제의 정보량을 다음과 같이 정의한다[5].

$$H(f) \triangleq -\log_2(N(f))^2 = \log_2\left(\int_0^1 \tau f^2 dx\right)$$

이 H 는 명제가 가지는 정보량을 의미한다.

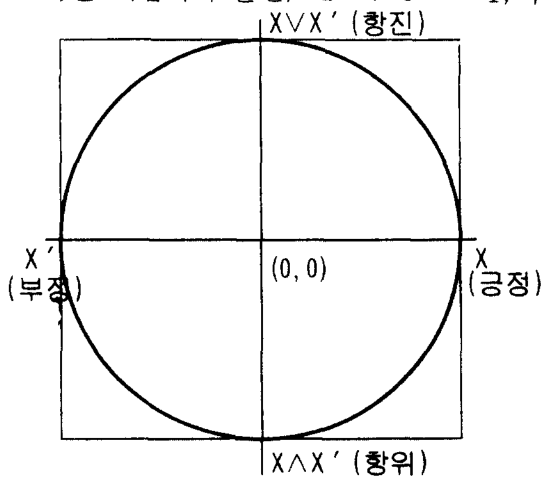
(1) $H(1) = 0$ … 항진은 정보량이 0비트

(2) $H(x) = 1$ … x 즉, "A이다"는 정보량이 1비트

(3) $H(xy) = 2$ … xy 즉, " A인 동시에 B이다 "는 정보량이 2비트

(4) $H(0) = \infty$ … 모순은 정보량이 무한대

H가 명제가 가지는 정보량을 의미한다고 생각하면, 1변수 함수는 $ax + b(1-x)$라고 쓸 수 있고, x와 $1-x$는 직교하기 때문에 가로축을 x, 세로축을 $1-x$라고 할 때, 정보량=1인 곡선은 $H(f) = 1$의 f에 $ax + b(1-x)$를 대입하여 풀면, $a^2 + b^2 = 1$, 즉 반지름=1인 원호가 된다.



[그림 2.3] 1변수이고 정보량이 1인 경우

따라서 [그림 2.3]을 1변수 격자 구조에 대응시켜 해석하면, 원호상의 점은 정보량이 1비트이기 때문에 어떤 명확한 사실과 대응시킬 수 있지만, (1, 0)에 대응하는 명제와 (-1, 0)에 대응하는 명제의 중간적인 명제를 의미한다고 해석할 수 있다. 예를들면, (1, 0)에 대응하는 명제를 [그 나무는 높다]라고 하면, (-1, 0)은 [그 나무는 낮다]가 되고, 원호상의 점에 대응하는 명제는 그 중간적인 [그 나무는 낮지도 높지도 않다]라든지, [그 나무는 대개 높다]라고 하는 명제가 된다.

2.4 Boole 함수의 미분, 편미분 및 전개

[기본정의] 본 논문에서는 먼저 다음과 같은 기본 사항을 정의한다[10].

$$A \oplus B = \overline{A} \oplus \overline{B} \text{ 을 의미} (\mathit{Modulo}\ M)$$

$$A \ominus B = \overline{A} \oplus (-1)\overline{B}$$

$$A + B = \max(A,\ B)$$

$$A \cdot B = \min(A,\ B)$$

[정의 1] Boole 함수의 미분은 다음과 같이 정의한다.

$$\frac{df(x)}{dx} = f(x) \oplus f(x')$$

[정의 2] $f(x_1, \cdots x_n)$가 n개의 변수 $x_1, \cdots x_n$인 Boole 함수라고 할 때, $x_i(1 \leq i \leq n)$에 대한 f의 편미분은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x_i} &= f(x_1, \cdots, x_i, \cdots, x_n) \oplus f(x_1, \cdots, x_i, \cdots, x_n) \\ &= f(x_1, \cdots, 1, \cdots, x_n) \oplus f(x_1, \cdots, 0, \cdots, x_n)\end{aligned}$$

[정의 3] 함수 $f(x_1, \cdots, x_n)$의 다중 편미분은 다음과 같이 정의한다.

$$\frac{\partial^m f}{\partial x_1 \partial x_2 \cdots \partial x_m} = \frac{\partial}{\partial x_1}\left(\frac{\partial}{\partial x_2}\left(\cdots\left(\frac{\partial f}{\partial x_m}\right)\cdots\right)\right)$$

정리 1. Boole 함수 $f(\mathbb{X}_1, \mathbb{X}_2)$는 다음과 같이 MacLaurin 전개를 할 수 있다.

$$f(\mathbb{X}_1, \mathbb{X}_2) = \frac{\partial f}{\partial \mathbb{X}_1^0} \mid_{\mathbb{X}_1=0} \mathbb{X}_1^0 \oplus \frac{\partial f}{\partial \mathbb{X}_1^1} \mid_{\mathbb{X}_1=0} \mathbb{X}_1^1 \oplus \cdots \oplus$$

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbb{X}_1^{2^m-1}} \mid_{\mathbb{X}_1=0} \mathbb{X}_1^{2^m-1} = \sum \left(\frac{\partial f}{\partial \mathbb{X}_1^e}\right)_{\mathbb{X}_1=0} \mathbb{X}_1^e$$

$$0 \leq e \leq 2^m - 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbb{X}_1^0} \triangleq f, \quad 2^m - 1 \triangleq \underbrace{(1, 1, \cdots, 1)}_{m}$$

III. 규칙과 사례의 통합추론

3.1 명제의 통일적인 표현 방법

명제 논리를 Boole 함수의 카르노 도(Karnaugh map)를 이용하는 것에 의해 명제를 벡터로 표현할 수가 있고, 그 정보량을 정의 할 수가 있다. 그 때문에 애매한 명제를 정보량이 결여된 명제로서 취급하는 것이 가능하게 된다.

다음에 논리 벡터에 대해서 간단한 예를 이용하여 설명한다. 현재 명제 X_1, X_2에 대한 각각의 논리 변수를 x_1, x_2라고 했을 때, $x_1 \vee x_2$ 라고 하는 명제에 대한 논리 함수는 $x_1 + x_2$로 표현된다.

이것을 Karnaugh 도로 표시하면 [그림 3.1]과 같이 된다.

$X_2 \backslash X_1$	X_1'	X_1
X_2'	0	1
X_2	1	1

[그림 3.1] 2변수 Karnaugh 도

[그림 3.1]을 보면 알 수 있듯이 이 식은 2변수 논리 공간의 4개의 기저

$$\{\ \overline{x_1}\ \overline{x_2},\ x_1\overline{x_2},\ \overline{x_1}x_2, x_1x_2\ \}$$ 를 이용하면

$0 \cdot \overline{x_1}\ \overline{x_2} + 1 \cdot \overline{x_1}x_2 + 1 \cdot x_1\overline{x_2} + 1 \cdot x_1x_2$ 로 나타낼 수가 있다.

[그림 3.1]의 Karnaugh 도를 Boole 함수의 MacLaurin 전개하면 다음과 같다.

$$f(X_1, X_2) = x_2X_1^1 \oplus x_1X_1^2 \oplus x_1x_2x_1^3$$

$$= x_1'x_2 + x_1x_2' + x_1x_2$$

$$X_1 = (x_1, x_2) \qquad X_2 = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial X_1^0} \Big|_{X_1=0} \frac{\partial f}{\partial x_1^0 \partial x_2^0} \Big|_{X_1=0} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial X_1^1} \Big|_{X_1=0} \frac{\partial f}{\partial x_1^0 \partial x_2^1} \Big|_{X_1=0} = x_2$$

$$\frac{\partial f}{\partial X_1^2} \Big|_{X_1=0} \frac{\partial f}{\partial x_1^1 \partial x_2^0} \Big|_{X_1=0} = x_1x_2$$

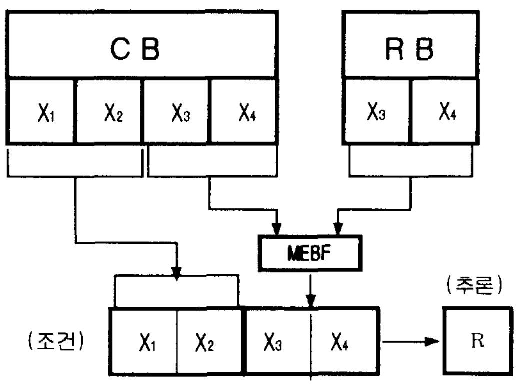
$$\frac{\partial f}{\partial X_1^3} \Big|_{X_1=0} \frac{\partial f}{\partial x_1^1 \partial x_2^1} \Big|_{X_1=0} = 0$$

$$
\begin{aligned}
f(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) &= x_2\mathbf{X}_1^1 \oplus x_1\mathbf{X}_1^2 \oplus x_1x_2\mathbf{X}_1^3 \\
&= x_2x_0^1\mathbf{X}_1^2 \oplus x_1x_1^1\mathbf{X}_0^1 \oplus x_1x_2x_1^1\mathbf{X}_2^1 \\
&= x_2 \oplus x_1 \oplus x_1x_2 \\
&= (x_1'x_2 + x_1x_2') \oplus x_1x_2 \\
&= (x_1'x_2 + x_1x_2')'x_1x_2 + (x_1'x_2 + x_1x_2')(x_1x_2)' \\
&= x_1'x_2 + x_1x_2' + x_1x_2
\end{aligned}
$$

3.2 MacLaurin 전개를 이용한 추론

(1) 추론 방법

[그림 3.2]에서 $\mathbf{X}_1$을 사례베이스, $\mathbf{X}_2$를 규칙베이스라 하고, x_1, x_2, x_3, x_4를 각각의 속성이라고 할 때, Boole 함수의 MacLaurin 전개를 이용한 추론 원리는 다음과 같다.



$$\mathbf{X}_1 = (x_3, x_4), \quad \mathbf{X}_2 = 1$$

$$f(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}_1^0} \Big|_{\mathbf{X}_1=0} \mathbf{X}_1^0 \oplus \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}_1^1} \Big|_{\mathbf{X}_1=0} \mathbf{X}_1^1 \oplus \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}_1^2} \Big|_{\mathbf{X}_1=0} \mathbf{X}_1^2 \oplus \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}_1^3} \Big|_{\mathbf{X}_1=0} \mathbf{X}_1^3$$

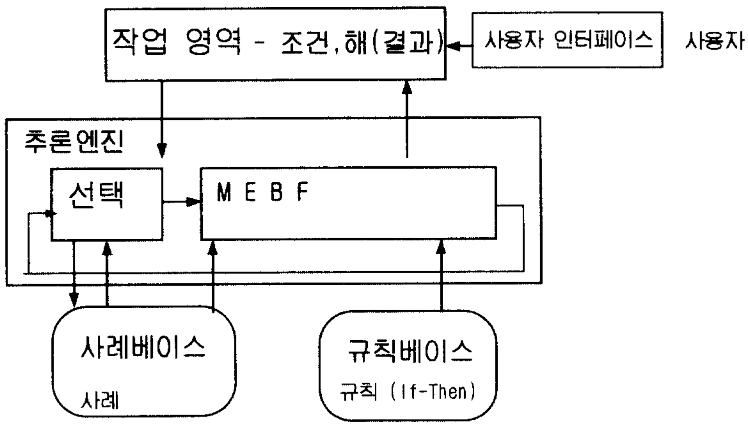
[그림 3.2] 규칙과 사례의 협조 추론엔진

사용자에 의해 3가지의 조건이 주어졌을때, 이 주어진 조건에 따라 사례베이스를 검색하여 조건 3개중 2개를 만족하는 것을 선택한 후, 선택된 것을 다음 단계인 조건의 3번째 사항을 만족하는 규칙베이스에 있는 전문가의 규칙을 Boole 함수의 미분을 이용한 추론을 수행하여 조건을 만족하는 해가 추론된다.

3.3 규칙과 사례의 통합화 시스템 구성

(1) 통합추론 구조

Boole함수의 MacLaurin전개를 이용하여 사례베이스와 규칙베이스의 상호협조 추론을 수행한다. 본 시스템의 전체적인 구성은 [그림 3.3]와 같다.



[그림 3.3] 종합 추론 시스템의 구성도

Ⅳ. 응용예

본 논문에서는 응용예로서 창틀 샤시를 결정하는 문제에 제안하는 협조 추론을 적용하였다. 현재 어떠한 조건에서 사용하려고 하는가에 따라 어떤 재질을 선택하는 지를 결정하는 문제로서 온도가 높은지 낮은지, 그리고 압력은 어느 정도인지, 그리고 산(산소, 산성)의 포함 정도에 의한 것이다.

[표 4.1] 샤시 결정의 속성과 속성값

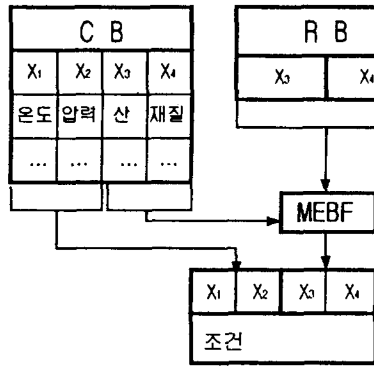
속 성	속 성 값	
온 도	고온 (H)	저온 (L)
강 도	강 (S)	약 (W)
산을 포함하는가	포함 (Y)	포함않음(N)
재 질	강철 (F)	알루미늄(A)

[표 4.2] 전문가로 부터 획득한 규칙

	규 칙
1	산을 포함 →알루미늄
2	산을 포함않음 → 강 철

사례베이스의 내용은 다음과 같다.

	온도	강도	산	재질
1	H	S	Y	F
2	H	S	Y	A
3	H	S	N	F
4	H	S	N	A
5	H	W	Y	F
6	H	W	Y	A
7	H	W	N	F
8	H	W	N	A
9	L	S	Y	F
10	L	S	Y	A
11	L	S	N	F
12	L	S	N	A
13	L	W	Y	F
14	L	W	Y	A
15	L	W	N	F
16	L	W	N	A



[그림 4.1] 규칙과 사례의 통합 추론 방법의 개략도

V. 결론

본 논문에서는 정보를 논리적으로 표현하고, 규칙과 사례를 동일한 형태로 나타내었으며, 이 동일한 형태로 표현된 지식을 이용하여 규칙베이스와 사례베이스의 협조추론 방법을 제안하였다. 또한 추론 부분에서는 Boole 함수의 미분을 이용함으로써 보다 높은 효율성을 꾀하였고, 규칙베이스 추론과 사례베이스 추론의 통합 구조에 보다 유연한 추론의 실현을 기대할 수 있다.

VI. 참고문헌

[1] Andrew R.Golding and Paul S.Rosenbloom. Improving Rule-Based System through Case-Based Reasoning. Proceeding of the Nineth National Conference of Artificial Intelligence, pp22-27

[2] Edwina L.Rissland and David B.Skalak. Combining Case-Based Reasoning: A Heuristic Approach. Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp524-530, 1989.

[3] 小林重信, CBRの現状と課題, 人工知能學會誌, 知識ベ-スシステム硏究會資料, SIG-KBS-9102, pp29-38, 1991.

[4] 奥田健三, 山崎勝弘, 事例ベ-ス推論とその應用例, 情報處理, Vol.31, No.2, pp244-254, 1990

[5] 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, pp783-791, 1990.

[6] 月本 洋, 確率デ-タからの歸納學習, 人工知能學會誌, Vol.7, No.5, pp870-876, 1992.

[7] 渡邊博芳, 奥田健三, 事例ベ-ス推論によるプレス加工工程設計支援, 電子情報通信學會論文誌 D-II, Vol.J78-D-II, No.2, pp340-348, 1995

[8] 新田克己, 法的推論システム, HELIC-II, 人工知能學會誌, Vol.7, No.4, pp603-607, 1992.

[9] 安信千津子, 山田弘, 源田晋司, 鎌田芳榮, ル-ルベ-ス推論の統合化の一方法, 人工知能學會誌, Vol.7, No.6, pp1087-1095, 1992.

[10] 정환묵, 다치논리함수의 구조적 해석과 전개, 한국정보과학회지, Vol.13, No,3, pp155-166,1986.