

# 라프집합을 이용한 규칙베이스와 사례베이스의 통합 추론에 관한 연구

진 상 화<sup>†</sup> · 정 환 목<sup>††</sup>

## 요 약

기존의 규칙베이스 추론(Rule-Based Reasoning: RBR)과 사례베이스 추론(Case-Based Reasoning: CBR)은 각각 추론이 되거나, 규칙베이스(Rule-Base: RB)와 사례베이스(Case-Base: CB)가 통합되어 추론되고 있지만, 많은 수의 규칙(Rule)과 사례(Case)에 의해 추론 시간이 많이 걸리는 단점이 있다.

본 논문에서는 이런 단점을 해결하기 위하여, 다중 의미 또는 불확실한 지식을 쉽게 표현할 수 있는 라프집합(Rough Set)을 이용하여 RB와 CB를 간략화한 새로운 추론 방법을 제안한다.

라프집합의 식별(classification)과 근사(approximation) 개념을 이용하여, RB와 CB를 동치 클래스(equivalence class)로 분류하여 각각을 간략화하고, 간략화된 RB와 CB를 이용하여 통합 추론하여, 상호 보완적인 역할에 의해 결정 해를 얻고자 하는 것이다.

## A Study On the Integration Reasoning of Rule-Base and Case-Base Using Rough Set

Sang Hwa Jin<sup>†</sup> · Hwan-Mook Chung<sup>††</sup>

### ABSTRACT

In case of traditional Rule-Based Reasoning(RBR) and Case-Based Reasoning(CBR), although knowledge is reasoned either by one of them or by the integration of RBR and CBR, there is a problem that much time should be consumed by numerous rules and cases.

In order to improve this time-consuming problem, in this paper, a new type of reasoning technique, which is a kind of integration of reduced RB and CB, is to be introduced. Such a new type of reasoning uses Rough Set, by which we can represent multi-meaning and/or random knowledge easily.

In Rough Set, solution is to be obtained by its own complementary rules, using the process of RB and CB into equivalence class by the classification and approximation of Rough Set, and then using reduced RB and CB through the integrated reasoning.

### 1. 서 론

RBR(Rule-Based Reasoning)은 진단이나 계획 등의 다양한 형태의 전문가 시스템에서 널리 이용되고 있다. RBR은 규칙베이스에 존재하는 다른 규칙과 독립적으로 첨가, 수정, 삭제될 수 있는 지식 단위로 구분되는 모듈성이 있고, 지식이 같은 형태로 표현되는

† 정 회 원: 경북실업전문대학 전산과 부교수

†† 정 회 원: 대구효성가톨릭대학교 전자정보공학부 교수

논문접수: 1997년 10월 6일, 심사완료: 1997년 11월 17일

균일성이 있고, 지식을 표현하는데 자연스러운 형태를 제공하는 자연성이 있는 반면, 비정형 정보 표현의 미흡과 지식 획득의 병목 현상, 정확한 매칭 규칙이 없으면 결론을 유도해 낼 수 없다는 단점이 있다. 전문가의 경험적인 지식은 규칙으로 명확히 기술하기 어려운 경우가 있어, 유사한 과거의 사례를 검색하여 검색된 사례를 결과에 이용하여 현재의 문제를 해결할 수 있다.

CBR(Case-Based Reasoning)은 새로운 요구와 일치하는 과거의 해를 적용하거나, 새로운 상황을 설명하는데 과거의 사례를 사용하거나, 적절한 해를 만들기 위하여 기존의 사례로부터 추론하는 것을 의미한다. CBR은 용이한 지식 획득, 경험으로부터의 학습, 적용성의 장점이 있는 반면, 탐색 비용 증가 등의 문제점이 있다.

라프집합(Rough Set)은 Pawlak.Z에 의해 1992년에 제안되었으며[3], 집합론의 근사 개념을 이용하여, 방대하고 불분명한 자료 및 정보를 해석하는데 있어서 여러 가지 속성들을 이용하여 분류(classification) 및 근사(approximation)를 효과적으로 제공하는 능력이 있다.

본 논문에서는 라프집합의 이런 성질들을 이용하여 RB 및 CB를 간략화하고, 간략화된 RB와 CB를 이용하여 RB와 CB를 통합하여 추론하여, 최종적인 결정 해를 얻는 방법을 제안한다.

**2. 라프집합과 정보시스템**

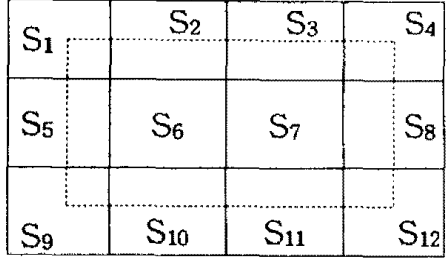
**2.1 라프집합**

라프집합은 U가 전체 집합일 때, R은 U×U상의 동치 관계로 A=(U, R)를 근사 공간(approximation space)이라 한다. R은 식별 불능 관계라 하며, 만약 x, y∈U 혹은 (x, y)∈R이면 x와 y는 A에 대하여 식별 불가능하다. R의 동치 관계를 A의 기본집합이라 한다[3].

근사 공간 E는 U를 R로 분할한 공간을 말한다. (그림 1)은 근사 공간을 나타낸 것이다[8].

(그림 1)에서 동치 관계 R에 의해 U는 S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub>, ..., S<sub>12</sub>의 동치 클래스로 나누어지고, 이것을 기본 집합이라 한다.

X는 U의 부분 집합으로써 X를 포함하는 A의 최소



(그림 1) 근사 공간  
(Fig. 1) Approximation Space

정의 가능 집합은 A에 대한 X의 상한 근사이고, A\*(X)로 표시하고, 가능성(possibility)이라 한다.

X에 포함되는 A의 최대 정의 가능한 집합은 A에 대한 X의 하한 근사이고, A\*(X)로 표시하고, 필연성(necessity)이라 한다. 또한, BN<sub>R</sub>(X)는 A에 대한 X의 경계 집합이라고 한다.

$$\begin{aligned}
 A^*(X) &= \{E_i | E_i \cap X \neq \emptyset\} \\
 &= S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_{12} \\
 A_*(X) &= \{E_i | E_i \subset X\} = S_6 \cup S_7 \\
 BN_R(X) &= A^*(X) - A_*(X) \\
 &= S_1 \cup \dots \cup S_5 \cup S_8 \cup \dots \cup S_{12}
 \end{aligned}$$

근사 공간 A=(U, R)에 대한 집합 X의 근사 정도 α<sub>A</sub>(X)는 다음과 같다.

$$\alpha_A(X) = Card(A_*(X)) / Card(A^*(X))$$

여기서, Card(X)는 집합 X의 원소 수를 나타내고, 0 ≤ α<sub>A</sub>(X) ≤ 1이다.

F={X<sub>1</sub>, ..., X<sub>n</sub>}는 U의 부분 집합의 군(family)이고, F ⊆ R, F ≠ ∅이면 ∩ F도 동치 관계이고, 속성 집합 X<sub>i</sub>와 X<sub>j</sub>가 어떤 q에 의해서 식별할 수 없는 경우(indiscernibility)를 ind(F)라 한다.

$$[X]_{ind(F)} = \bigcap_{R \in F} [X]_R$$

**2.2 정보시스템과 간략화**

정보 시스템 S는 다음과 같이 정의 한다.

$$S = (X, Q, V, \psi, F)$$

- X: 대상의 집합
- Q: 속성의 집합
- V:  $a \in Q$ 에 대한 속성치의 집합
- $\Psi: V \leftarrow X \times Q$
- F: 전문가에 의한 분류

$P=Q$ 일 때  $(x_i, x_j) \in ind(Q)$ 이면,  $x_i$ 와  $x_j$ 는 S에 대해 식별 불능이 된다.

$ind(q)$ 는 동치 관계에 있으므로 X의 분할을 상집합 (Quotient Set)이라 한다.

$$X/ind(q) = \{[x_i] | x_i \in X\}$$

속성의 종속성에 따라 S는 다음과 같이 간략화가 된다.

- ①  $p \rightarrow q$ 일 때,  $p \rightarrow q \Leftrightarrow ind(q) \subset ind(p)$
- ②  $p$ 와  $q$ 가 독립일 때,  $p \rightarrow q, q \rightarrow p$ 는 어느쪽도 독립이 아니다.
- ③ 부분집합  $P \subset Q$ 가 독립일 때,  $ind(P') = ind(P)$ 가 되고,  $P' \subset P$ 가 존재한다.
- ④ 부분집합  $P \subset Q$ 가 종속일 때,  $ind(P-P') = ind(P)$ 가 된다.
- ⑤ 부분집합  $P \subset Q$ 가 P에 대해 여분일 때,  $ind(P-P') = ind(P)$ 가 된다.
- ⑥ 부분집합  $P \subset Q$ 가 Q에 대해 여분일 때  $Q-P$ 가 여분이고, P는 독립이다.

R이 독립이고,  $P \subseteq R$ 이면 P와 Q가 독립이고,  $ind(Q) = ind(P)$ 이면  $Q \subseteq P$ 는 P의 reduct이고,  $CORE(P)$ 로 나타낸다.

$$CORE(P) = \cap RED(P)$$

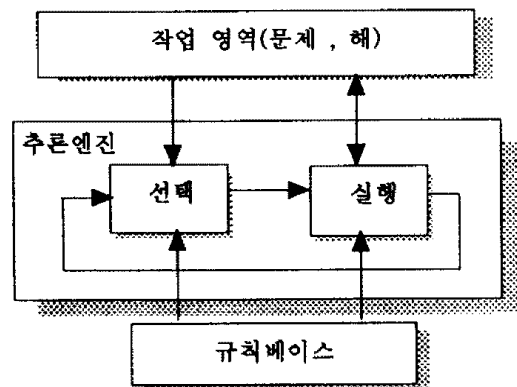
Q의 간략화 알고리즘은 다음과 같다.

- (단계 1) Q에서 속성  $q_i$ 를 탐색하여, 여분의 속성이 없으면, (단계 4)로 간다.
- (단계 2) Q를  $Q - \{q_i\}$ 로 치환한다.
- (단계 3) if  $\{q_i\} \subset Q$ 가 Q에 대하여 독립일 때, then (단계 4)로 가고, else (단계 1)로 간다.
- (단계 4) 얻어진 Q는 간략화된 것이다.

### 3. RBR과 CBR

#### 3.1 RBR

RB(Rule-Base)는 규칙에 따라 전문가의 지식을 IF 전건부 THEN 후건부의 형태로 기억하며, 작업 공간은 문제, 중간 결과, 해 등의 데이터를 기억한다. 규칙의 전건부는 만족되어야 하는 조건들의 논리곱(AND) 혹은 논리합(OR)으로 나타내며, 전건부가 참(true)일 때 후건부가 수행된다. (그림 2)는 RBR의 개략도를 나타낸 것이다.



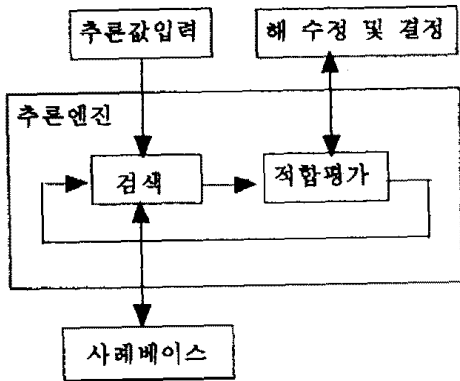
(그림 2) RBR  
(Fig. 2) Rule-Based Reasoning

작업 공간은 현재의 문제, 해, 중간 결과 등의 데이터를 기억하고, 규칙에 참조되거나 변경될 사실을 일시적으로 기억시키고 조건을 받아들이거나 결정해를 출력하는 곳이고, 추론엔진은 RB에서 각 규칙의 조건부와 작업 공간이나 프레임의 내용을 참조하여 조건을 만족하는 규칙을 조사하여, 그것을 실행 가능한 규칙으로 만드는 것이다. RBR은 RB에 존재하는 다른 규칙과 독립적으로 첨가, 수정, 삭제될 수 있는 지식 단위로 구분되는 모듈성이 있고, 지식이 같은 형태로 표현되는 균일성이 있고, 지식을 표현하는데 자연스러운 형태를 제공하는 자연성이 있지만, 비정형 정보 표현의 비흡과 지식 획득의 병목현상, 정확한 매칭 규칙이 없으면 결론을 유도해 낼 수 없다는 단점이 있다.

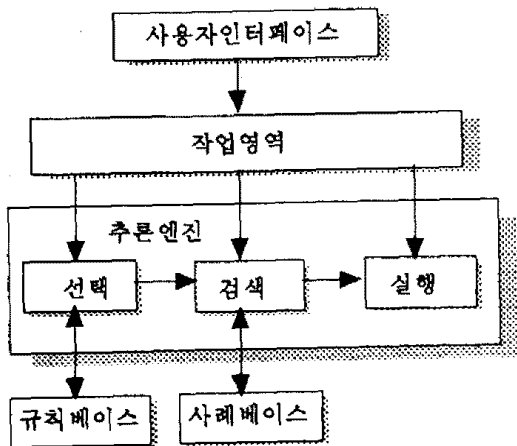
#### 3.2 CBR

전문가의 경험적인 지식은 규칙으로 명확히 기술하기 어려운 경우가 있어서, 유사한 과거의 사례를 검색하여 검색된 사례를 결과에 이용하여 현재의 문

제를 해결할 수 있다. CBR은 새로운 요구와 일치하는 과거의 해를 적용하거나, 새로운 상황을 설명하는데 과거의 사례를 사용하거나, 적절한 해를 만들기 위하여 기존의 사례로부터 추론하는 것을 의미한다[9]. CBR은 용이한 지식 획득, 경험으로부터의 학습, 유사한 특징을 갖는 과거의 문제를 메모리에서 탐색하고, 그들이 새로운 문제를 해결할 수 있도록 하는 적용성을 가지고 있다. 이 반면에 CBR은 적절한 사례를 찾기 위하여 사례를 검색하는데, 사례가 매우 많으면 사례 검색 비용이 증가하는 등의 문제점이 있다[8]. (그림 3)은 CBR의 개략도를 나타낸 것이다. CB(Case-Base)는 과거의 문제와 해를 사례로서 기억하며, 추론 엔진은 CB부터 현재 문제와 유사한 사례를 검색하고, 검색한 사례를 현재의 문제에 적합하도록 가공함으로써 현재 문제의 해를 추론하는 것이다[7].



(그림 3) CBR  
(Fig. 3) Case-Based Reasoning



(그림 4) RBR과 CBR의 통합 추론  
(Fig. 4) Integrated Reasoning of RBR and CBR

### 3.3 RBR과 CBR 통합 추론

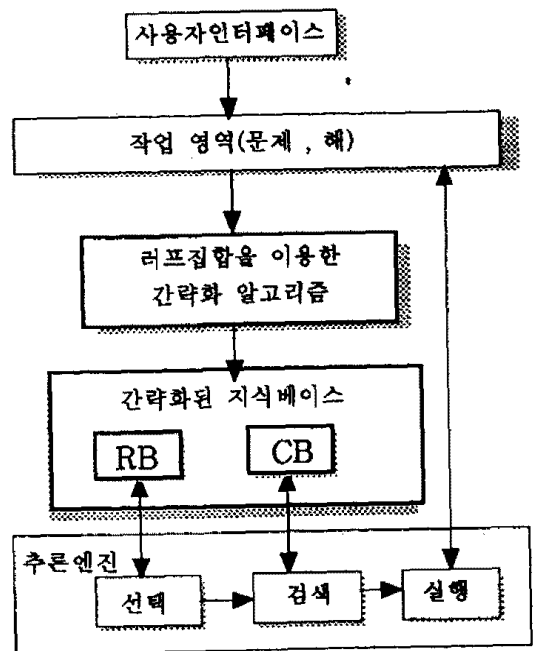
기존의 RBR과 CBR의 통합 추론은 여러 가지 방법이 있는데, 일반적으로 많이 사용하는 방법은 RBR과 CBR의 결론을 조정하는 것으로, 사례를 본질적인 것이 아닌 유도된 규칙으로 표현한다.

(그림 4)는 기존의 RBR과 CBR의 개략도를 나타낸 것이다. (그림 4)는 작업 영역에서 먼저 작업 영역에서 추론하고자 하는 입력값을 RB에서 선택한 규칙과, CB에서 검색된 사례와 비교하여 결정해를 작업 영역으로 보내어 처리되는 과정을 보여 주고 있다[5].

## 4. 제안된 통합 추론 시스템

제안된 CBR과 RBR의 통합 추론 시스템은 (그림 5)와 같다.

(그림 5)에서는 먼저 작업 영역으로 부터 추론하고자 하는 입력값을 입력하여 러프집합에 의해 간략화된 RB에서 규칙을 선택하는 RBR을 하고, 영역 지식 중 규칙으로 표현하기 어려운 지식을 사례로 추출하는 CBR을 하여, 그 사례가 규칙과의 관련성이 있는지를 조사하여 새로운 RBR을 행하여 적용 규칙을 찾아서 추론하여, 결정해를 작업 영역에 저장하는 것을 나타내고 있다.



(그림 5) 제안된 통합 추론 시스템  
(Fig. 5) Proposed integrated system of CBR and RBR

4.1 라프집합에 의한 RB의 간략화

지식 표현 시스템 S는  $S=(U, A)$ 로 나타내며, 모든 조건 속성  $a \in A$ 는 전체 함수  $a:U \rightarrow V_a$ 이고,  $V_a$ 는  $a$ 의 부분 집합이다.

조건 속성의 모든 부분 집합  $B \subseteq A$ 가 속성이라고 가정하면,  $ind(B) = \bigcap_{a \in B} ind(a)$ 로 정의하고,  $C \subseteq A$ 는 조건 속성,  $D \subseteq A$ 는 결정 속성이라고 한다. RB에서 사용되는 a, b, c, d는 조건 속성을 나타내고, e는 결정 속성을 나타낸다. <표 1>은 조건 속성값과 결정 속성값을 나타낸 것이다.

여기서, a는 광물의 결정계, b는 광물의 색, c는 광물의 광택, d는 광물의 조흔색, e는 결정 광물을 뜻한다.

<표 1> 조건 속성과 결정 속성

<Table 1> condition attribute and decision attribute

	a	b	c	d	e
1	등축	없음	금강	백색	금강석
2	육방	철흙색	금속	흑색	흑연
3	비정질	갈색	지방	황갈색	갈철석
4	사방	황색	수지	황색	황

<표 2>는 초기의 RB를 나타낸 것이다.

<표 2> RB

<Table 2> Rule-Base

	Rule	a	b	c	d
1	1	2	2	1	1
2	2	1	2	2	1
3	3	3	2	1	2
4	3	2	2	2	2
5	3	2	2	1	2
6	3	2	2	3	3
7	3	3	2	3	3
8	4	3	2	3	3
9	4	3	3	4	4
10	4	3	3	4	4

$$b_2c_2d_1 \rightarrow e_1 \quad (\text{Rule 1})$$

$b_2c_2d_1 \rightarrow e_2$  (Rule 5)이므로, 'a'는 제거 불가능(consistent)한 속성이다. 위와 같은 과정을 반복하며, 'b'는 제거 가능(consistent) 속성, 'c'는 inconsistent, 'd'는 inconsistent하여, 'b'는 제거 가능한 속성이다. 제거 가능한 속성 'b'를 제거하면, Rule 3과 Rule 5, Rule 6과 Rule 7은 중복되어서, <표 3>과 같이 정리된다.

<표 3> 중복 규칙 제거

<Table 3> eliminate duplicated Rule

Rule	a	c	d	e
1	1	2	1	1
2	2	2	2	1
3, 5	3	2	1	2
4	3	2	2	2
6, 7	3	2	3	3
8	4	2	3	3
9	4	3	2	4
10	4	3	4	4

다음은 CORE값 계산을 한다.

$$[1]_a \cap [1]_c = \{1\} \cap \{1, 2, 3, 4, 5, 6\} = \{1\}$$

$$[1]_c \cap [1]_d = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\} \cap \{1, 3\} = \{1, 3\}$$

$$[1]_e = \{1, 2\}$$

$a_1c_2 \subseteq e_1$ ,  $a_1d_1 \subseteq e_1$ ,  $c_2d_1 \not\subseteq e_1$ 이므로, CORE는  $a_1$ 이 된다.

위와 같은 방법으로 <표 3>에 대하여 CORE 처리를 하면 <표 4>와 같다.

<표 4>을 이용하여 간략화된 결정 규칙을 만들면 다음과 같다.

<표 4> CORE 처리후의 RB

<Table 4> Rule-Base of after CORE

Rule	a	c	d	e
1	1	-	-	1
2	2	-	-	1

3	3	-	1	2
4	3	-	2	2
5	-	-	3	3
6	-	-	-	3
7	-	-	-	4
8	-	-	-	4

- (1)  $a_1c_2 \rightarrow e_1$  혹은  $a_1d_1 \rightarrow e_1$   
 $a_2c_2 \rightarrow e_2$  혹은  $a_2d_2 \rightarrow e_1$
- (2)  $a_3d_1 \rightarrow e_2$  혹은  $a_3d_2 \rightarrow e_2$
- (3)  $c_2d_3 \rightarrow e_3$   
 $a_3d_3 \vee a_4c_2 \rightarrow e_3$

간략화된 RB는 <표 5>와 같다.

<표 5>는 주어진 10개의 규칙들이, (그림 5)에서 제안된 통합 추론 시스템에 의해 Rule이 5개로 간략화되어 RB에 저장되어 있다는 것을 뜻한다.

<표 5> 간략화된 RB  
 <Table 5> reduced Rule Base

Rule	a	c	d	e
1	1	2	x	1
2	2	2	x	1
3	3	x	1	2
4	3	x	2	2
5	x	2	3	3

4.2 라프집합에 의한 CB의 간략화

CB에서 사용하는 조건 속성과 결정 속성은 <표 1>과 같다. 많은 사례가 있지만, 본 논문에서 사용한 사례는 <표 6>과 같다.

<표 6>의 적용된 사례에서 삭제할 수 있는 조건 속성은 다음과 같다.

$b_3c_2d_3 \rightarrow e_3$  (Case 7)

$b_3c_2d_3 \rightarrow e_1$  (Case 15)이므로, 'a'는 inconsistent하다. 위와 같은 과정을 반복하며, 'b'는 consistent, 'c'는 inconsistent, 'd'는 inconsistent하여, 'b'는 제거 가능한

속성이 된다.

<표 6> 적용된 사례  
 <Table 6> example Cases

	Case	a	b	c	d
1	4	2	3	2	2
2	4	3	3	2	2
3	4	4	3	2	2
4	4	4	3	3	2
5	4	3	3	3	2
6	4	3	2	3	3
7	3	3	2	3	3
8	3	2	2	3	3
9	2	2	2	2	4
10	2	2	2	1	4
11	3	2	2	1	4
12	3	2	2	2	4
13	3	3	2	2	4
14	2	3	3	4	1
15	2	3	2	3	1
16	1	3	4	3	1

<표 6>의 적용된 사례에서 중복된 사례를 제거하면, <표 7>과 같이 11개의 사례로 정리가 된다.

앞의 RB와 같은 방법으로 간략화를 하면, 다음과 같은 결정 규칙이 만들어 진다.

- (1)  $a_2c_2 \rightarrow e_1$   
 $a_2d_3 \rightarrow e_1$
- (2)  $a_4c_3 \rightarrow e_2$   
 $c_3d_2 \rightarrow e_2$
- (3)  $a_4c_2 \rightarrow e_3$   
 $a_3d_3 \rightarrow e_3$
- (4)  $a_2d_2 \rightarrow e_4$  혹은  $a_2d_4 \rightarrow e_4$   
 $c_2d_2 \rightarrow e_4$

간략화된 CB는 <표 8>과 같다.

〈표 7〉 중복된 사례 제거

〈Table 7〉 eliminate duplicated Case

Case	a	c	d	e
1	4	3	2	2
2	4	3	3	2
3	4	2	3	3
4	3	2	3	3
5	2	2	2	4
6	2	2	1	4
7	3	2	1	4
8	3	2	2	4
9	2	3	4	1
10	1	2	3	1
11	1	4	3	1

〈표 8〉 간략화된 CB

〈Table 8〉 reduced Case-Base

Case	a	c	d	e
1	4	3	x	2
2	4	2	x	3
3	3	x	3	3
4	2	x	2	4
5	x	2	1	4
6	2	2	x	1

4.3 통합 추론 시스템 처리 과정

제안된 통합 추론 시스템은 다음과 같은 단계에 의해 처리한다.

(단계 1) 작업 영역으로 부터 추론하고자 하는 값을 입력한다.

(단계 2) RBR을 하여서 RB에서 규칙이 선택되면 buffer에 저장하고, CBR을 하여, CB에서 사례가 검색 되면 buffer에 저장한다.

추론하고자 하는 입력값에 따라서 다음과 같은 4가지의 경우가 생길 수 있다.

(1) RBR에 있고, CBR에 없는 경우

입력값이  $a_3, b_2, c_2, d_2$ 일 때 먼저 RBR를 하면,  $a_3$ 일 때는 Rule 3, 4, 5가 선택되고, b는 제거 속성이고,  $c_2$

일 때, Rule 4가 선택되고,  $d_2$ 일 때, Rule 4가 선택되어,  $e_2$ 가 결정해로 선택된다. 다음은 CBR를 한다.  $a_3$ 일 때, Case 3이 검색되고, b는 제거 속성이고,  $c_2$ 일 때, Case 3이 되고,  $d_2$ 일 때는, Case가 존재하지 않는다. 최종적인 결정해는  $e_2$ 가 선택된다.

(2) RBR에 없고, CBR에 있는 경우

입력값이  $a_4, b_2, c_3, d_2$ 일 때 먼저 RBR를 하면,  $a_4$ 일 때, Rule 5가 선택되고, b는 제거 속성이고,  $c_3$ 일 때는 선택되는 Rule이 존재하지 않아서, 입력값을 만족하는 것은 없다. 이런 경우에는 CBR에서 계속적으로 검색을 한다.  $a_4$ 일 때, Case 1, 2가 검색되고, b는 제거 속성이고,  $c_3$ 일 때, Case 1이 선택되고,  $d_2$ 일 때, Case 2가 선택되어, 최종적으로  $e_2$ 가 결정해로 선택된다.

(3) RBR에 있고, CBR에 있는 경우

입력값이  $a_3, b_2, c_2, d_3$ 일 때 먼저 RBR를 하면,  $a_3$ 일 때, Rule 3, 4, 5가 선택되고, b는 제거 속성이고,  $c_2$ 일 때, Rule 5이 선택되고,  $d_3$ 일 때, Rule 5가 되어, 결정해는  $e_3$ 이 된다. 다음으로 CBR를 한다.  $a_3$ 일 때, Case 3, 5가 검색되고, b는 제거 속성이고,  $c_2$ 일 때, Case 3, 5가 검색되고,  $d_3$ 일 때, Case 3이 적용되어,  $e_3$ 이 결정해가 된다.

최종적인 결정해는 RBR의 결정해인  $e_3$ 이 선택된다.

(4) RBR에 없고, CBR에 없는 경우

입력값이  $a_2, b_3, c_3, d_3$ 일 때 먼저 RBR를 하면,  $a_2$ 일 때, Rule 2, 5가 선택되고, b는 제거 속성이고,  $c_3$ 일 때는 선택되는 Rule이 존재하지 않아서, 입력값을 만족하는 것은 없다. 이런 경우에는 CBR에서 계속적으로 검색한다.  $a_2$ 일 때, Case 4, 5, 6이 검색되고, b는 제거 속성이고,  $c_3$ 일 때, Case 4가 검색되고,  $d_3$ 일 때는 검색되는 사례는 없다.

이런 경우에는 추론하고자 하는 입력값에 만족하는 규칙 및 사례가 없어서, 결정해를 선택할 수 없다.

(단계 3) 추론하고자 하는 입력값이 계속해서 있을 때, then (단계 1)로 가서 다시 추론을 수행하고, else 수행을 중단한다.

5. 결 론

전문가가 가지는 지식을 if~then의 형식으로 RB에 저장하고, 규칙에 기초하여 RBR로 결정해를 구하는데, 지식 획득의 병목 현상이 발생할 수 있다. 과거

의 사례를 이용하는 CBR은 추론의 효율을 높일 수 있지만 많은 사례의 획득으로 탐색 비용이 증가하는 현상이 일어난다.

본 논문에서는 RB와 CB에 대하여 라프집합을 이용하여 각각 간략화한후, 통합 추론하는 새로운 방법을 제시하였다.

제안된 통합 추론 방법은 추론시 간략화된 RB와 CB에 의해서 추론시간이 감소되는 장점을 가지고 있다.

앞으로의 연구 과제는 다입력 다출력이 가능한 통합 추론 시스템을 개발하여 구현하는 것이다.

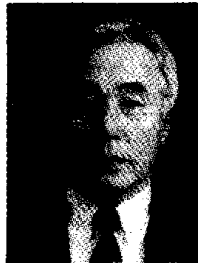
### 참 고 문 헌

- [1] Andrew M., "Rough sets and Dependency Analysis among Attributes in computer implementations of Expert's Inference Models", Int. Journal of Man-Machine Studies, Vol. 30, pp. 457-473, 1989.
- [2] William M. and Pawlak. Z., "Rough Sets and Information Systems", Fundamental informatic, Vol. 17, No. 1, pp. 105-115, 1984.
- [3] Pawlak. Z., "Rough Sets", International Journal of Computer and Information Sciences, Vol. 11, pp. 341-356, 1982.
- [4] Pawlak. Z., 'Rough Sets-Theoretical Aspects of Reasoning about Data', Kluwer,1991.
- [5] Edwina L. and David B. S., "Combining Case-Based and Rule-Based Reasoning: A heuristic Approach", In proc., of IJCAI-89, Detroit, pp. 524-53, 1989.
- [6] 奥田健三, 山崎勝弘, "事例ベース推論とその 應用例", 情報處理, Vol. 31, NO. 2, pp. 244-254, 1990.
- [7] 정환목, '지능 정보 시스템 원론', 21세기 출판사, 1997.
- [8] 김선희, 최성혜, 정환목, "규칙베이스와 사례베이스의 통합 추론", 한국 정보과학회 가을 학술 발표 논문집, Vol. 23, No. 2, pp. 333-336, 1996.
- [9] 박지연, "Boole함수의 미분 및 전개를 이용한 규칙과 사례의 통합 추론", 대구효성가톨릭대학교 석사학위 논문, 1996.



### 진 상 화

- 1981년 울산공과대학 전산과(공학사)
  - 1983년 중앙대학교 대학원 전산과(이학석사)
  - 1994년 8월 대구효성가톨릭 대학교 대학원 전자계산학과 박사과정 수료
  - 1983년 2월~1985년 2월 (주)삼성전자 중앙 연구소 컴퓨터 연구실 주임연구원
  - 1985년 3월~현재 경북실업전문대학 전산과 부교수 재직중
- 관심분야: 지능정보공학, 신경망, 다치논리



### 정 환 목

- 1972년 2월 한양대학교 전자공학과 졸업
  - 1987년 2월 인하대학교 박사과정 수료(이학박사)
  - 1986년 12월~1987년 12월 일본 동경대학 정보과학과 객원연구원
  - 1995년 2월~1996년 2월 일본 명치대학교 정보공학과 객원교수
  - 1984년 3월~현재 대구효성가톨릭대학교 정보공학과 객원교수
- 관심분야: 인공지능, 퍼지논리, 다치논리, 지능시스템 공학