

러프 집합을 이용한 영상 검색 시스템에 관한 연구

A Study on Image Retrieval System Using Rough Set

김영천*, 김동현**, 이성주*

Young-cheon Kim*, Dong-Hyun Kim**, Sung-Joo Lee*

* Dep. of Computer Science, Chosun University

요약

입력된 영상으로부터 추론된 정보 표를 지식베이스에 저장하여 결정해를 구하는데는 많은 탐색 시간이 소비된다. 본 논문에서는 탐색 시간을 감소시키기 위해서 러프집합의 식별(classification)과 근사(approximation) 개념을 이용하여 추론된 정보를 동치 클래스(equivalence class)로 분류하여 간략화한다. 감소된 규칙, 즉 Core와 Reduct 리스트를 구하여 결정해를 검색하는데 탐색 시간을 감소시키는데 있다.

1. 서론

화상 정보의 필요성 및 활용 분야가 다양해짐에 따라, 화상의 효율적인 생성, 저장 및 검색에 대한 필요성이 고조되고 있고 이에 대한 연구 및 응용 또한 활발히 이루어지고 있다. 화상, 음향, 영상 등과 같은 멀티미디어 데이터의 검색은 내용에 기반한 검색 기법이 주류를 이루고 있다.

러프 집합(Rough Set)은 1982년 Pawlak에 의해 제안되었다. 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.

러프 집합은 기호 형태로 동치관계 또는 분할을 표현하기 위해서 표 형태(tabular)의 지식 표현을 사용하며 이러한 데이터 표를 지식 표현 시스템(Knowledge Represent System)이다.

본 논문에서는 결정 알고리즘의 생성을 위하여 영상으로부터 데이터에 숨겨진 패턴들을 발견하는 효율적인 알고리즘을 제공하기 위해서 영상의 불필요한 잡음을 제거하고, 특징을 추출하여 최소 데이터(data reduction)의 집합을 찾고, 데이터로부터 최소 의사결정 규칙들의 집합을 생성하며, 획득된 결과들의 직접적 해석을 제공하는 러프 집합 이론을 이용하여 최종적인 간략화된 규칙 베이스를 얻는다.

2. 특징 추출

디지털 영상은 각 픽셀의 농도값이 영상의 가장 중요한 정보가 되므로 영상을 명확히 표현하기 위해서는 원 영상(original image)에 특별한 방법을 이용하여 영상을 처리해야 한다.

2.1 잡음 제거

메디안 필터는 원 영상에 Spot 잡음이 다량 분포되어 있을 때 유효 적절히 사용되는 필터로서 저 대역(Low Pass) 필터를 적용했을 때의 영상에서 에지 성분이 감소하는 단점을 보완할 수 있는 필터이다. 그러나 저주파통과 필터는 잡음을 제거하기는 하지만 윤곽선을 흐리게 하는 부작용이 있다.

이 필터의 동작은 임의의 $n \times m$ 마스크(Mask)를 이용하여 $n \times m$ 의 범위에 있는 화소들의 명암값 중에서 중간값을 찾아 중심 화소에 대치시킨다. 이웃 픽셀들의 값을 배열한 다음 배열한 값들 중에서 메디안 값을 구하는 식은 다음과 같다.

$$F(x, y) = \text{median}[f(x-k, y-l), (k, l) \in W]$$

2.2 특징 추론

입력된 영상으로부터 지식표현 시스템의 조건속성들을 추출하기 위해서는 전체 영상으로부터 수평, 수직 히스토그램을 이용하여 농도 차이가 가장 심한 부분의 좌표점을 중심으로 100×100 의 영역을 추출한다. 이 영역에서 에지 정보, 평균 밝기 값, 윤곽선 정보, 중심점 등을 조건 속성으로 이용하였다.

① 에지 검출

에지 검출은 마스크를 사용하여 이웃하는 화소들 사이의 밝기변화를 계산하여 임의의 임계치(threshold) 이상이면 경계로 판단하며 이를 위하여 다음과 같이 소벨 연산자를 사용하였다.

$$G_x = (Z_7 + 2Z_8 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_2 + Z_3)$$

$$G_y = (Z_3 + 2Z_6 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_4 + Z_7)$$

위 식을 마스크로 표현하면 (그림 1)과 같이 표현할 수 있다.

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

(그림 1) 소벨 마스크

앞에서 계산된 G_x 와 G_y 로부터 검출된 에지 크기와 방향 성분의 값은 식 (3), (4)과 같이 표현한다.

$$|F(X, Y)| = \sqrt{(F_x^2 + F_y^2)} \quad (3)$$

$$O(i, j) = \arctan\left(\frac{F_y}{F_x}\right) \quad (4)$$

② 평균 밝기값(average gray level)

에지로 검출된 영역의 화소값들의 합을 영역 내 화소의 개수로 나눈 값이다[10].

③ 윤곽선 검출

해당 영역에 외접하는 화소들의 윤곽선 검출의 개수로 정의한다.

④ 중심점

물체의 실루엣에서 중심좌표 (m_x, m_y) 는 물체의 영역으로 분할된 화소들의 x, y 좌표 평균으로부터 식 (5)와 같이 정의 된다[10].

$$m_x = \sum x/N, \quad m_y = \sum y/N \quad (5)$$

$$\text{center} = \frac{m_x + m_y}{2}$$

(N : 영역 내 화소의 개수)



(a)



(b)



(c)

- (a) 추출된 영상
- (b) 에지 검출 영상
- (c) 윤곽선 검출 영상

(그림 2) 추출된 영상

지식 베이스에서 사용되는 a,b,c,d는 조건 속성을 나타내고, e는 결정 속성을 나타낸다. 조건 속성의 범위 설정 기준은 실험에 위한 통계적 임계치를 기준으로 (표 1)과 같이 설정하였다.

조건 속성	범위		
	0	...	255
평균밝기값	$0 < a < 2$...	255
에지정보	$0 < b < 4$...	>1000
윤곽선정보	$0 < c < 4$...	>1000
중심점	$0 < d < 2$...	>200

(표 1) 조건 속성에 대한 범위 설정

(표 2)는 (그림 2)의 추출된 영상으로부터 특징을 추출한 조건 속성과 결정 속성의 값을 나타낸 것이다. 여기서 a는 평균밝기값, b는 에지 정보, c는 윤곽선 정보, d는 중심점, e는 원 영상(Original Image)을 의미한다.

	a	b	c	d	e
1	1	0	0	7	1
2	3	4	1	6	2
3	13	2	10	8	3
4	6	3	4	10	4
5	8	8	9	8	5
6	5	1	1	2	6
7	8	9	11	9	7
8	5	10	12	8	8
:	:	:	:	:	:
255	4	5	5	8	255

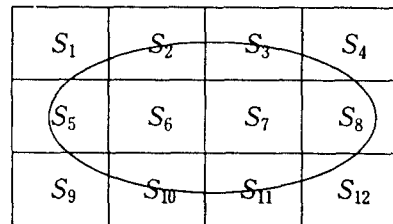
(표 2) 조건 속성과 결정 속성

3. 러프 집합의 논리

3.1 러프 집합

러프집합은 U가 전체 집합일 때, R은 $U \times U$ 상의 동치 관계로 $A = (U, R)$ 를 근사공간(approximation space)이라 한다. R은 식별 불가능 관계라 하여 $x, y \in U$ 혹은 $(x, y) \in R$ 이면 x와 y는 A에 대하여 식별 불가능이며, R의 동치 관계를 A의 기본집합이라 한다[3].

근사 공간 E는 U를 R로 분할한 공간을 의미하며 (그림 3)은 근사 공간을 나타낸다[8].



(그림 3) 근사 공간

(그림 3)에서 동치 관계 R에 의해 U는 S_1, S_2, \dots, S_{12} 의 동치 클래스로 나누어지고, 이것을 기본집합이라 한다.

X는 U의 부분 집합으로써 X를 포함하는 A의 최소 정의 가능 집합은 A에 대한 X의 상한 근사는 $A^*(X)$ 로 표시한다.

X에 포함되는 A의 최대 정의 가능한 집합은 A에 대한 X의 하한 근사는 $A_*(X)$ 로 표시한다. 또한, $BN_R(X)$ 는 A에 대한 X의 경계집합이다.

$$A^*(X) = \{E_i | E_i \cap X \neq \emptyset\} \\ = S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_{12}$$

$$A_*(X) = \{E_i | E_i \subset X\} = S_6 \cup S_7$$

$$BN_R(X) = A^*(X) - A_*(X) \\ = S_1 \cup \dots \cup S_5 \cup S_8 \cup \dots \cup S_{12}$$

근사 공간 $A = (U, R)$ 에 대한 집합 X의 근사 정도 $\alpha_A(X)$ 는 다음과 같다.

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

여기서, $Card(X)$ 는 집합 X의 원소 수를 나타내고 $0 \leq \alpha_A(X) \leq 1$ 이다

$F = \{X_1, \dots, X_n\}$ 는 U의 부분 집합의 군(family)이고, $F \subseteq R$, $F \neq \emptyset$ 이면 $\cap F$ 도 동치 관계이고, 속성 집합 X_i 와 X_j 가 어떤 q에 의해서 식별 불가능(indiscernibility)한 경우를 $ind(F)$ 라 한다.

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

3.2 리프집합을 이용한 결정 알고리즘 생성

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

(표 3)는 초기의 속성 값을 갖는 정보 표를 나

타낸 것이다.

3.2.1 속성 및 속성 값 정의역

속성 및 속성 값 정의역(domain)은 다음과 같이 정의할 수 있다.

속성 정의역은

$A = \{\text{평균밝기값, 예지정보, 윤곽선정보, 중심점}\}$

속성 값 정의역은

$$V_{\text{평균밝기}} = \{1, 2, \dots, 255\}$$

$$V_{\text{예지}} = \{1, 2, \dots, 255\}$$

$$V_{\text{윤곽선}} = \{1, 2, \dots, 255\}$$

$$V_{\text{중심점}} = \{1, 2, \dots, 255\}$$

3.2.3 알고리즘의 감축

$P = \{a, b, c, d\}$, $Q = \{e\}$ 가 (표 3)와 같은 정보 표에서, PQ-알고리즘과 알고리즘의 의미(meaning)는 다음과 같다.

$$(P, Q) = \{a_5b_6c_6d_5^- \rightarrow e_5, a_6b_5c_6d_6^- \rightarrow e_5, \\ a_7b_7c_6d_5^- \rightarrow e_6, a_7b_6c_6d_6^- \rightarrow e_6, \\ a_7b_6c_6d_5^- \rightarrow e_6, a_7b_6c_6d_7^- \rightarrow e_7, \\ a_7b_7c_6d_7^- \rightarrow e_7, a_8b_7c_6d_7^- \rightarrow e_7, \\ a_8b_7c_7d_8^- \rightarrow e_8, a_8b_7c_7d_8^- \rightarrow e_8\}$$

위의 (P,Q) 알고리즘에서 속성 b는 알고리즘 (P,Q)에서 불필요이고, a,c,d는 필요이므로 {a,c,d}는 알고리즘 (P,Q)의 Core이고 Reduct이다.

3.2.4 규칙의 감축

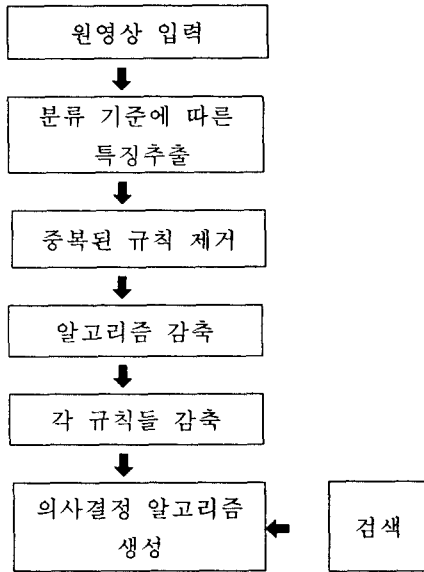
각 규칙에 대한 Core와 Reduct를 구하여 각 규칙에 대한 불필요한 속성을 제거하기 위해서 식별가능 함수는 다음 식과 같다.

$$f^c(A) = \prod_{y \in U} \sum \delta(x, y) \\ (y \in U \text{ and } \delta(x, y) \neq 0)$$

각 식별가능 함수에 흡수법칙 $[(x+y)x=x]$ 을 적용하여 모든 구성요소들을 “곱”하여 각 규칙에 대한 Core와 Reduct를 나타내는 (표 4)는 (표 5)와 같이 감축된다.

4. 실험 및 결과

내용기반에 의한 입력 영상 검색 시스템의 의사 결정 알고리즘은 다음과 같다.



(그림 4) 의사 결정 알고리즘

(표 1) 조건 속성에 대한 범위 설정을 기준으로 하여 정의된 속성 정의역에 대한 측정값을 구하고 이 값들을 속성값 정의역으로 분류하여 정보 표(information table)로 구성한다.

attribute rules	a	b	c	d	e
1	5	6	6	5	5
2	6	5	6	6	5
3	7	7	6	5	6
4	7	6	6	6	6
5	7	6	6	5	6
6	7	6	6	7	7
7	7	7	6	7	7
8	8	7	6	7	7
9	8	7	7	8	8
10	8	7	7	8	8

(표 3) 속성 값을 갖는 정보 표

전체 시스템에서 불필요한 속성을 제거하기 위해서 정보 표를 다른 규칙과의 관계를 나타내는 식별가능 행렬로 표현하여 전체 표에 대한 식별가능 함수는 행렬의 각 항목들의 논리적 곱을 하여 불필요한 속성을 제거한다.

(표 3)은 각 규칙에 대한 Core와 Reduct를 나타내는 (표 4)와 같다[5,6,7].

attribute rules	a	c	d	e
1	5	-	-	5
2	6	-	-	5
3	7	-	5	6
4	7	-	6	6
5	7	-	5	6
6	-	-	7	7
7	-	-	7	7
8	-	-	7	7
9	-	-	8	8
10	-	-	8	8

(표 4) 규칙 감소된 Core와 Reduct 리스트

- (1) $a_5c_6 \rightarrow e_5$ 또는 $a_5d_5 \rightarrow e_5$
 $a_6c_6 \rightarrow e_5$ 또는 $a_6d_6 \rightarrow e_5$

- (2) $a_7d_5 \rightarrow e_6$ 또는 $a_7d_6 \rightarrow e_6$

위와 같이 수행하면 (표 5)와 같이 주어진 10개의 규칙들이 5개로 간략화 됨을 알수 있다.

attribute rules	a	c	d	e
1	5	6	-	5
2	6	6	-	5
3	7	-	5	6
4	7	-	6	6
5	-	6	7	7

(표 5) 간략화된 규칙 베이스

5. 결론

입력된 영상으로부터 특징을 추출하여 (표 2)와 같은 정보 표를 지식베이스에 저장하고 규칙에 기초하여 결정해를 구하는데 많은 탐색 시간이 증가한다. 본 논문에서는 Rough set를 이용하여 규칙 감소된 Core와 Reduct 리스트를 구하여 간략화된 규칙 베이스를 DB에 저장하며, 간략화된 규칙 베이스에서 결정해를 검색에 소요되는 탐색 시간을 최대 1/2까지 감소시켰다. 앞으로 연구 과제는 다입력 다출력이 가능한 통합 추론 시스템과 최소한의 탐색시간으로 색인 정보 표를 개발하는데 있다.

참고문헌

- [1] R.Slowinski, D.Vanderpooten, "A General ized definition of Rough Approximations", ICS WUT Reports on Rough Set, 1995.
- [2] Z.Pawlak, "Rough Real Functions", ICS WUT Reports on Rough Set, Sep. 1994.
- [3] Z.Pawlak, "Rough sets : Presents State and Further Prospects", ICS WUT Reports on Rough Set, Sep. 1994.
- [5] Z.Pawlak, "Rough Set Approach to Knowledge-Based Decision Support", ICS WUT Reports on Rough Set, Mar. 1995.
- [6] 이성주, "Rough 이론에 기반한 적응형 재사용성 결정 모델", 박사학위 논문, 대구효성 카톨릭대학교, 1998.
- [7] 진상화, 정환목, "리프집합을 이용한 규칙 베이스와 사례베이스의 통합 추론에 관한 연구", 한국정보처리학회 논문지 제5권 1호,

pp.103-110, 1998.

- [8] William M. and Pawlak. Z., "Rough Sets 문 information Systems", Fundamen tal informatic, Vol. 17, No. 1, pp. 105-115, 1984.
- [9] 도용태 외, 인공지능 개념 및 응용, 희중당, 1997.
- [10] 김명호 외, 멀티미디어, 홍릉과학출판사, 1997.