

퍼지 다중특성 관계 그래프를 이용한 내용기반 영상검색

정 성 환[†]

요 약

본 연구에서는 FARG(Fuzzy Attribute Relational Graph) 노드의 단일특성을 실제 영상 응용을 위하여 다중특성으로 확장하고, 노드의 레이블뿐만 아니라, 칼라, 질감 그리고 공간관계를 고려한 다중특성 관계 그래프를 이용한 새로운 영상검색을 제안하였다. 1,240 개의 영상으로 구성된 합성영상 데이터베이스와 NETRA 및 Corel Draw의 1,026개의 영상으로 구성된 자연영상 데이터베이스를 사용하여 실험한 결과, 다중특성을 고려한 접근방법이 단일특성만 고려하는 방법에 비하여, 합성영상의 경우 Recall에서 6~30% 성능 증가를 보였고, 자연영상의 경우에도 Displacement 척도들과 유사 검색 영상의 수에서 검색 성능이 우수함을 실험을 통하여 확인하였다.

Content-based Image Retrieval Using Fuzzy Multiple Attribute Relational Graph

Sung-Hwan Jung[†]

ABSTRACT

In this paper, we extend FARG's single node attribute to multiple attributes for real image application and present a new CBIR using FMARG (Fuzzy Multiple Attribute Relational Graph), which can handle queries involving multiple attributes, not only object label, but also color, texture and spatial relation. In the experiment using the synthetic image database of 1,240 images and the natural image database of 1,026 images built from NETRA database and Corel Draw, the proposed approach shows 6~30% recall increase in the synthetic image database and a good performance, at the displacements and the retrieved number of similar images in the natural image database, compared with the single attribute approach.

키워드 : 내용기반 영상검색(Content-based Image Retrieval), 퍼지특성관계그래프(Fuzzy Attribute Relational Graph)

1. 서 론

컴퓨터와 멀티미디어 기술의 발전과 함께 영상, 비디오, 그래픽, 문자 등과 같은 다양한 형태의 미디어가 사용되고 있다. 특히 영상은 이제 기존의 문자, 수치 데이터와 함께 멀티미디어 정보처리 시스템의 널리 사용되는 주요한 정보원들 중의 하나가 되었다. 영상 정보의 사용 증가와 함께 필요한 영상을 영상 데이터베이스로부터 찾아내는 효과적인 영상 검색 기술의 개발이 필요하다.

초기의 영상검색 기술은 1970년대 말경에 시작된 영상에 대한 개별적인 주석을 사용한 문자기반의 영상검색(Text-based Image Retrieval)이 대부분이었다. 그러나 이러한 접근방법은 개개의 영상에 수동으로 주석을 일일이 붙여야 하는 문제점과 같은 영상에 대하여 사람에 따라 다른 주석을 붙일 수 있는 문제점 등을 가지고 있다. 이러한 문제점들을 해결하

기 위하여 1990년대 초에 내용기반 영상검색(Content-based Image Retrieval)이 제안되었다[1].

내용기반 영상검색은 영상 자체의 내용인 칼라, 질감, 모양 등을 이용하여 영상으로부터 특징들을 추출하고, 이 특징들을 이용하여 영상 데이터베이스로부터 원하는 영상을 검색하는 기술이다. 현재 대부분의 영상검색 시스템은 이 접근방법을 이용하여 영상검색을 수행하고 있다[2, 3]. 그러나 다양한 질의 및 영상 내의 객체들의 자연스런 관계를 수용할 수 있는 내용기반 영상검색 시스템은 거의 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 최근에 Krishnapuram의 퍼지 특성관계 그래프(FARG : Fuzzy Attribute Relational Graph)를 이용한 접근 방법이 소개되었다[4]. 그러나 이 방법은 각 노드에 단일 특성을 고려하였기 때문에 실제적인 영상 응용을 위하여 다중특성을 사용한 방법으로 확장할 필요가 있다.

본 연구에서는 Krishnapuram의 FARG 노드의 단일 특성을 실제 영상 응용을 위하여 다중특성으로 확장하고, 노드

* 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(2001-1-30300-015-1)지원으로 수행되었음.

† 종신회원 : 국립장원대학교 컴퓨터공학과 교수
논문접수 : 2001년 7월 5일, 심사완료 : 2001년 9월 5일

의 레이블, 칼라, 질감 그리고 공간관계를 고려한 다중특성 관계 그래프(FMARG : Fuzzy Multiple Attribute Relational Graph)를 이용한 영상검색을 제안한다[5].

본 논문의 구성은 서론에 이어, 2장에서는 퍼지 다중특성 관계 그래프에 대하여 기술하고, 3장에서는 퍼지 관계 그래프의 매칭 알고리즘에 대하여 설명한다. 그리고 4장에서는 합성영상 및 실제 자연영상 데이터베이스를 이용하여 제안된 다중특성 관계 그래프를 이용한 영상검색에 대한 성능을 실험을 통하여 평가하고, 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 퍼지 다중특성 관계 그래프

2.1 퍼지 관계 그래프

대상 객체들을 모델링하기 위해 일반적으로 가장 많이 사용하는 그래프 구조 중에 하나는 특성 관계 그래프(ARG : Attribute Relational Graph)이다. ARG는 에지들로 연결된 노드들의 집합으로 구성된 관계구조(relational structure) 그래프이며, 에지들은 노드들 간의 관계를 나타낸다. ARG의 형식정의에서 각 노드들은 모델링될 대상의 각 구성요소들을 나타내며, 각 구성요소의 특성은 해당 노드의 특성으로 할당된다. 그리고 각 에지들은 구성요소들 간의 구조적인 관계를 나타낸다.

ARG의 퍼지 확장판인 FARG는 1992년 Chang 과 Cheung에 의하여 제안되었고[6], 1999년 Krishnapuram와 Medasani에 의하여 처음으로 영상의 영역과 그들 간의 관계에 적용을 시도하였다[4]. 그러나 그들은 단일 특성인 레이블만을 사용하여 영상을 표시하였다.

FARG의 각 노드는 영상에서의 각 영역을 나타낸다. 그리고 에지는 두 영역간의 공간적인 관계를 나타낸다. 실제 영상에서는 영역의 특성으로는 영역의 레이블뿐만 아니라 영역의 크기, 질감, 색상 등 다양한 특성을 가지고 있고, 이들을 영상의 표현과 검색에 반영하는 것이 자연스러운 것이다. 본 연구에서는 Krishnapuram의 FARG를 FMARG로 확장하고 이에 대한 성능을 시험하였다.

본 연구에서 사용된 퍼지 다중특성은 각 특성이 해당 카테고리에 속하는 정도를 퍼지 셋으로 나타낸 것이다. 예로서 영상의 한 영역의 크기는 그래프의 한 노드의 크기특성이 될 것이며, 이것은 3개의 카테고리인 작은(small), 중간(medium), 큼(large) 등과 같은 퍼지 멤버십으로 나타낼 수 있다.

2.2 FMARG의 노드 특성 생성

본 연구에서는 FMARG의 한 예를 보여주기 위하여, 노드의 다중 특성들로는 레이블(Label), 밝기(Intensity), Hue, 대비(Contrast), 균질성(Homogeneity) 그리고 크기(Size)를 사용하였다. 그리고 에지에 대한 특성으로는 영역간의 공간관계를 사용하였다. 여기서 칼라와 질감관련 특성들의 예로

서 밝기, Hue, 대비, 균질성을 선택한 것은 간단하면서도 쉽게 구할 수 있기 때문이다. 그러나 응용에 따라 이들을 다른 관련 특성들로 대체할 수도 있다.

2.2.1 레이블 특성에 대한 멤버십

가우시안 믹처 분석(Gaussian Mixture Decomposition) 기법은 임의의 데이터들에 대해서도 적절한 수의 가우시안을 사용하여 모델링할 수 있기 때문에 패턴인식 분야에서 데이터 모델링을 위하여 널리 사용되어져 왔다. EM(Expectation Maximization) 알고리즘은 가우시안 믹처 내의 구성요소들의 파라미터를 추정하기 위하여 사용된다. 그러나 EM 알고리즘은 초기화와 잡음에 민감한 문제점과 믹처 내의 구성요소의 수를 명시해 주어야 하는 제한점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 구성요소 후보들의 엔트로피를 최대로 함으로써 적절한 수의 구성요소 수를 자동적으로 결정하는 효과적인 RAGMD(Robust Agglomerative Gaussian Mixture Decomposition) 알고리즘이 최근에 제안되었다[7]. 본 연구에서는 레이블의 멤버십 함수를 구하기 위하여 RAGMD 알고리즘이 사용되었다.

입력영상은 영역들로 나누어지고, 각 영역으로부터 특징 벡터 f_j 가 구해진다. 그리고 이들은 영상데이터베이스에 저장된다. RAGMD 알고리즘에 의하여 멤버십 함수를 결정한다. 즉, 특징벡터 집합 $\{f_j\}$ 를 사용하여 레이블 k에 대하여 멤버십 함수 L_k 를 추정한다.

$$L_k(f_j) = \sum_{i=1}^{c_k} P(w_i) \exp\left(-\frac{1}{2}(f_j - m_i) C_i^{-1} (f_j - m_i)\right) \quad (1)$$

여기서 L_k 의 k는 해당 레이블을 의미하며, f_j 는 영상의 특징 벡터를 나타낸다. $P(w_i)$, m_i , C_i^{-1} 는 해당 레이블 k의 i 번째 가우시안 구성요소의 혼합 파라미터, 평균, 공분산 매트릭스를 나타낸다. 그리고 c_k 는 RAGMD에 의하여 구성된 구성요소의 수를 나타낸다. 레이블 특성의 최종 멤버십 값은 다음과 같이 정규화하여 사용하였다.

$$Label = \frac{L_k}{\sum_{j=1}^c L_j} \quad (2)$$

여기서 C는 레이블 종류(Class)의 수를 나타낸다.

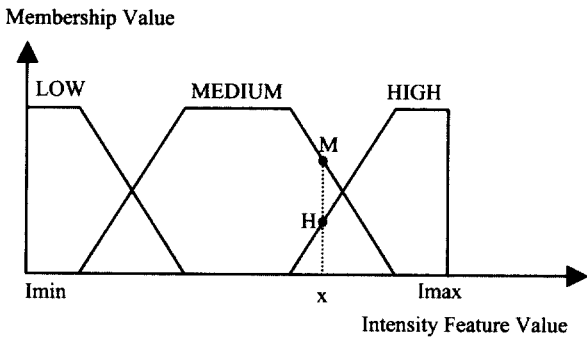
2.2.2 밝기 특성에 대한 멤버십

다음의 수식 (3)을 사용하여 영상의 각 영역의 밝기 값을 결정하였다.

$$Intensity = (R + G + B)/3 \quad (3)$$

여기서, R, G, 그리고 B는 한 영역의 화소들의 적색, 녹색, 그리고 청색 성분을 나타낸다. 밝기 값(Intensity)은 해

당 영역의 모든 화소에 대한 평균 밝기 값이다. 이 특징에 대한 멤버십 함수는 $[I_{min}, I_{max}]$ 전체 구간에 대하여 정의되며, 이것은 밝기 값의 최소와 최대치를 각각 가리킨다. 다음 (그림 1)과 같이 전체 구간을 3개의 퍼지 구역으로 나누어 사용한다. 주어진 영역에서의 멤버십 함수는 그림에서와 같이 사다리꼴 모양을 사용하여 모델링할 수 있다.



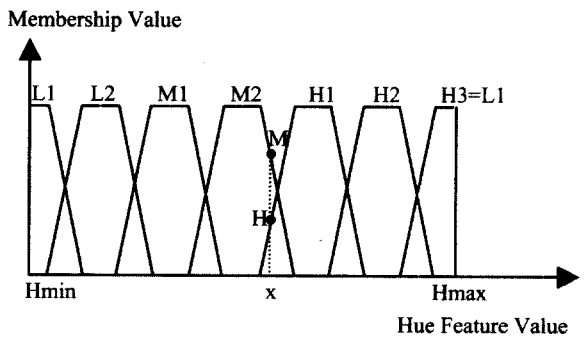
(그림 1) 밝기특성을 위한 퍼지 멤버십 함수

2.2.3 Hue 특성에 대한 멤버십

영상의 각 영역에 대한 Hue 특징 값을 결정하기 위하여 다음의 식 (4)와 같은 방정식을 사용하였다.

$$Hue = \cos^{-1} \frac{0.5[(R-G)+(R-B)]}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{0.5}} \quad (4)$$

Hue에 대한 멤버십 생성은 밝기(Intensity) 값의 경우와 유사한 방법으로 계산한다. 다만, 이 경우에는 (그림 2)와 같이 Hue의 전체 구간을 6개의 구역으로 나누고, 7개의 사다리꼴을 사용하여 멤버십 함수를 모델링한 점이 다르다.



(그림 2) Hue특성을 위한 퍼지 멤버십 함수

2.2.4 대비와 균질성 특성에 대한 멤버십

영상의 해당 영역의 대비(Contrast)와 균질성(Homogeneity)은 다음의 방정식을 사용하여 계산될 수 있다.

$$Contrast = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (i-j)P[i, j] \quad (5)$$

$$Homogeneity = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \frac{P[i, j]}{1+|i-j|} \quad (6)$$

여기서 $P[i, j]$ 는 영역의 co-occurrence matrix의 (i, j) 번째의 요소이다. 그리고 i, j 는 또한 해당 그레이 레벨 값이다. 그리고 퍼지 멤버십 값들은 (그림 1)의 밝기(Intensity)특성의 경우와 마찬가지로 3개의 구역으로 나누어 계산된다.

2.2.5 크기 특성에 대한 멤버십

영상의 각 영역의 크기(Size) 특성에 대한 계산은 영역의 화소 수를 이용한다. 퍼지 멤버십 계산과정은 밝기 특성의 경우와 같이 3개의 퍼지 구역으로 나누었다. 그리고 주어진 영역에서의 멤버십 값은 이 멤버십 함수를 사용하여 계산할 수 있다.

2.3 FMARG의 에지 특성 생성

본 연구에서는 에지의 특성을 생성하기 위하여 Krishnapuram의 경우와 마찬가지로, 영상의 영역간의 공간관계 계산을 위하여 퍼지 관계그래프에 적합한 Bloch의 방법을 사용하였다[8]. 이 방법은 모포러지와 퍼지 패턴 매칭에 기반한 공간관계 계산기법이다. 본 연구에서는 영역들의 공간관계 값을 에지의 특성으로 사용하였다.

Bloch의 공간관계 계산은 예로서, 기준 영역 B와 주어진 영역 A 간의 공간관계를 2차원공간에서 퍼지셋을 사용하여 계산한다. 이 퍼지 셋을 "landscape"라고 한다. 영역 A와 B 간의 공간관계를 계산하기 위하여 A영역의 모든 화소에 대하여 영역 B의 landscape와 비교한다. landscape는 영역의 모양이나 공간관계의 종류에 따라 다르다.

본 연구에서는 공간관계 종류로서 *Left_of*, *Right_of*, *Above*, *Below*, 그리고 *Surrounded_by*를 사용하였다. 그리고 *Surrounded_by*는 앞의 4가지 공간관계에 대한 퍼지 멤버십 값의 최소값을 사용하여 계산한다.

3. 퍼지 그래프 매칭 알고리즘

영상들을 검색하기 위하여 먼저, 질의영상의 각 영역들을 노드로 표현하고 영역들간의 관계를 에지로 표현하는 퍼지 그래프로 나타낸다. 그리고 데이터베이스 내의 영상들에 대한 퍼지 그래프들과 질의영상의 그래프를 퍼지 그래프 매칭(FGM) 알고리즘을 사용하여 비교한다. 퍼지 그래프 매칭 알고리즘은 그래프 매칭을 위한 비선형 최적화 및 퍼지셋으로부터 나온 것이다[9]. 이것의 목적함수는 Assignment Prototype(AP), 퍼지 c-means 그리고 Graduated Assignment 알고리즘으로부터 유도된 것이다. 그리고 퍼지 그래프 매칭의 계산 복잡도는 $O(n^2 m^2)$ 이다. 여기서 n 과 m 은 두 그래프의 노드들의 수를 나타낸다.

퍼지 그래프 매칭 알고리즘에 사용된 목적함수는 식 (1)과 같다. 여기서 U_{ij} 는 멤버십 매트릭스이며, 노드 $i \in V_A$ 와 노드 $j \in V_B$ 간의 매칭 정도를 나타낸다. 그리고 V_A 와 V_B

는 그래프 A와 그래프 B의 각 노드 집합을 나타낸다.

$$J = \sum_{i=1}^{n+1} \sum_{j=1}^{m+1} U_{ij}^2 f(c_{ij}) + \eta \sum_{i=1}^{n+1} \sum_{j=1}^{m+1} U_{ij} (1 - U_{ij}) \quad (7)$$

c_{ij} 는 노드 $i \in V_A$ 와 노드 $j \in V_B$ 의 에지와 연결된 이웃 노드의 특성을 고려하여 노드 i 와 노드 j 간의 호환성(compatibility)를 나타낸다. 그리고 함수 $f(\cdot)$ 는 유사성 거리함수로서 만일 c_{ij} 가 작은 값이면 큰 값을 나타내고, c_{ij} 가 큰 값이면 작은 값을 나타낸다. η 는 상수로서 본 실험에서는 0.05를 사용하였다.

그래프 A의 노드 중에서 그래프 B의 어떠한 노드와도 매칭이 이루어지지 않는 경우를 대비하여 각 그래프에 더미 노드(dummy node)를 추가하였다. 이 더미 노드의 개념의 도입은 최적화 문제에 있어서 슬랙 변수(slack variable) 도입과 유사한 경우이다. 그래프 A의 특정 노드가 그래프 B의 어떠한 노드와도 매칭이 되지 않을 때, 이 노드는 그래프 B의 더미 노드에 매칭을 할당(assign)하며, 그래프 B의 특정노드가 같은 상황일 경우에도 그래프 A의 더미 노드에 할당한다.

먼저, 매칭 알고리즘이 수렴(converge)된 후에 두 그래프 사이에 매칭정도를 나타내는 목적함수 J 를 계산한다. 그리고 계산된 결과를 이용하여 영상 데이터베이스로부터 질의 영상과 유사한 영상들을 원하는 숫자만큼 검색해 출력한다.

4. 실험결과 및 토의

본 장에서는 FMARG를 이용한 내용기반 영상검색의 실험결과를 합성영상 데이터베이스와 자연영상 데이터베이스를 사용하여 실험하였다.

4.1 합성영상 데이터베이스

합성영상 데이터베이스는 MIT Media Lab의 77개의 VisTex 소오스 영상을 사용하여 1,240개의 합성영상을 가진 영상 데이터베이스를 구성하였다. 소오스 영상은 512x512 크기의 다음과 같은 12종류의 레이블을 가진 그림들로 구성되어 있다. 즉, Bark, Brick, Fabric, Flower, Food, Grass, Leaves, Metal, Tile, Water 그리고 Blurred class로 구성되어 있다. 각 합성영상은 다른 종류의 소오스 영상을 사용하여 2~3개의 사각형, 삼각형, 그리고 원 모양을 가지는 영역(객체)과 배경으로 구성된 256x256 크기로 생성하였다.

합성영상 데이터베이스에 대한 제안된 방법의 검색 성능을 평가하기 위하여 다음 식 (8)과 식 (9)에서 정의되는 Recall과 AVRR(Average Rank of Relevant images)를 사용하였다. Recall은 데이터베이스내의 질의와 관련된 총영상수에 대한검색된 관련 영상수의 비를 나타내며, AVRR은 검색된 영상중에 질의와 유사한 영상들의 평균 순위를 나

타낸다.

$$Recall = \frac{R_r}{N_r} \quad (8)$$

여기서 R_r 은 출력된 영상들 중에 질의 영상과 관련된 영상의 수를 나타내고, N_r 은 영상 데이터베이스내의 질의 영상과 관련된 전체 영상의 수를 의미한다.

$$AVRR = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} Rank}{N_r} \quad (9)$$

여기서 Rank는 질의 영상과 관련된 영상들의 검색순위를 나타낸다.

<표 1>은 Krishnapuram의 단일특성 사용의 경우와 본 연구의 다중특성 방법의 성능을 Recall과 AVRR를 사용하여 나타낸 것이다. 여기서 값들은 100회의 임의의 질의를 통하여 얻어진 평균 값이다. 그리고 다중특성에서 AvgWt는 6개의 특성을 단순히 동일한 중요도(weight) 1/6을 가지고 결합한 경우를 나타낸다. Wt1은 각 특성의 중요도를 순서대로 (2, 0.5, 1, 1, 1, 0.5)/6으로 고려한 경우를 나타내며, Wt2는 (2, 0.5, 2, 0.5, 0.5, 0.5)/6을 나타낸다. 여기서의 중요도의 결합은 다양한 경우가 가능하며, 본 실험에서는 실험적인 방법으로 몇 가지 예를 보인 것이다.

<표 1> 합성영상 데이터베이스를 이용한 기존 단일특성 방법과 제안된 다중특성 방법의 검색결과 (출력영상 수=16개, 질의 수 =100회)

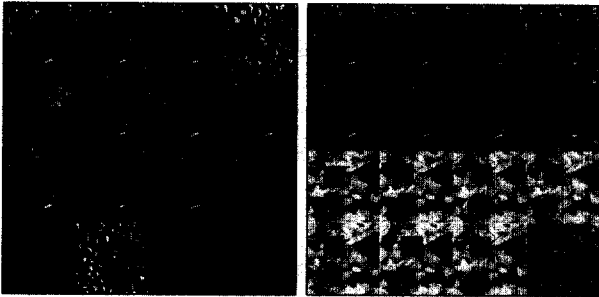
	Single Attribute						Multiple Attribute		
	Label	Int	Hue	Cont	Homo	Size	AvgWt	Wt1	Wt2
AVRR	7.02	7.83	7.90	7.88	7.65	11.41	7.04	6.87	6.61
Recall	70.00	77.63	80.88	76.25	79.50	56.75	86.38	85.88	86.75

<표 1>에서 AVRR을 척도로 하였을 때, 단일 특성에서는 레이블(Label)의 경우는 좋은 결과를 주지만 크기(Size)의 경우는 성능이 저조하다. 그러나 다중특성들의 경우는 대부분의 단일 특성의 경우들보다 좋은 결과를 나타내며, 그 중에서 Wt2의 경우가 가장 좋은 결과를 나타낸다.

그리고 Recall에서는 단일특성의 경우, Hue와 균질성(Homogeneity)이 다른 단일 특성의 경우보다 나은 결과를 나타낸다. 그러나 다중특성의 경우는 단일특성에 비하여 약 6~30% 정도로 Recall에서 더 좋은 결과를 보이고 있다.

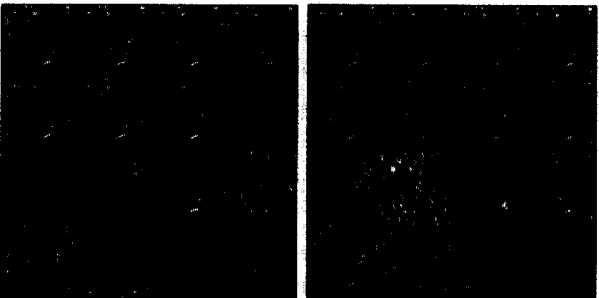
합성영상 데이터베이스에서 검색된 영상의 예를 (그림 3)에 나타내었다. 표시된 영상들은 질의 영상을 포함하여 유사도의 순서대로 상위 10개를 나타낸 것이다. 각 그림의 왼쪽 상단에 있는 첫 영상은 질의 영상이며, 질의 영상을 기준으로 다른 영상들은 유사도 순서대로 왼쪽에서 오른쪽으로, 위에서 아래 순서대로 후보 영상들을 나타내었다. 그림

에서 단일특성 중에서는 Hue가 상위 순위에서 보다 유사한 영상들을 많이 검색하지만, 전체적으로 다중특성의 경우가 단일특성의 경우보다 합성영상 데이터베이스에서 보다 상위 순위에서 유사한 영상들을 많이 검색하는 것을 확인할 수가 있다.



(a) Label

(b) Hue



(c) Homo

(d) Multi(Wt2)

(그림 3) 합성영상 데이터베이스에서 검색한 예

4.2 자연영상 데이터베이스

자연영상 데이터베이스는 UCSB의 NETRA 데이터베이스와 Corel Draw 자연영상 소오스로부터 구성한 1,026개의 영상으로 구성되어 있다. 영상들은 Ma 등이 NETRA에서 사용한 자동분할 알고리즘[10]으로 각 영역을 분할하여 사용하였다. 이 방법은 칼라와 질감의 에지 플로우(edge flow)를 이용하여 이들을 반복적으로 전파시켜 경계를 검출하고, 경계선 연결(boundary connection)과 영역 병합(region merging)을 통하여 객체를 배경에서 분할하는 알고리즘이다[11]. 각 영상은 2~6개의 정도의 영역(객체)을 가지며 각 영역은 다음과 같은 22종류 중에서 해당 레이블을 가질 수 있다. 즉, Sky, Snow, Tree, Mountain, Water, Ice, Rock, Clouds, Leaves, Flower, Stem, Sea, Beach, Land, Boat, Structure, Animal, Grass, Bushes, Road, Sun, 그리고 None이다.

자연 영상 데이터베이스를 가지고 제안한 영상검색 시스템을 평가할 경우, 앞의 합성영상 데이터베이스의 경우와는 달리 객관적인 척도에서 유사영상을 정의하기가 쉽지 않다. 즉, 절대적인 Ground Truth가 없기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 검색 시스템과 인간 평가자 사이의 출력영상의 유사순위 차를 이용하는 Shantini 등이 사용한 평가방법

[12]과 질의 영상과의 유사성을 가진 영상의 수 등을 사용하였다.

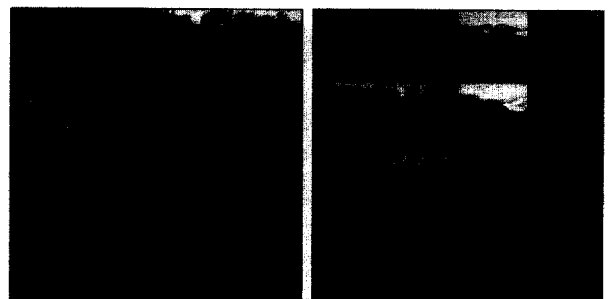
<표 2>는 영상 데이터베이스를 이용하여 기존의 단일특성 방법과 제안한 다중특성 방법의 검색성능을 평가한 것이다.

<표 2> 자연영상 데이터베이스를 이용한 기존 단일특성 방법과 제안된 다중특성 방법의 검색결과 (출력영상 = 10개, 질의 = 100회)

Measure	Label	Hue	Homo	Multi(Wt2)
Absolute Displacement	1.90	2.63	2.64	1.58
Relative Weighted Displacement	0.27	0.40	0.39	0.09
No. of Similar Image	4.24	1.88	1.61	4.63

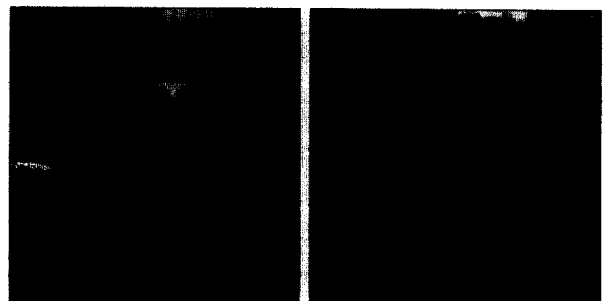
<표 2>에서 Absolute Displacement는 검색 시스템과 5명의 인간 평가자 사이에 10개의 출력영상의 유사순위 차의 평균을 나타낸다. Relative Weighted Displacement는 Absolute Displacement에 상대적인 중요도를 고려한 Santini 등의 평가척도이다. 이러한 평가 척도들에서는 작은 값일수록 시스템의 성능이 우수함을 나타낸다. 그리고 No. of Similar Image는 평가자들이 출력영상 중에서 질의 영상과 유사하다고 판단되는 영상의 평균수를 나타낸 것이다. 여기서 값들은 100회의 임의의 질의를 통하여 얻어진 평균 값들이다.

레이블(Label)은 단일특성 중에서 다른 방법들보다 좋은



(a) Label

(b) Hue



(c) Homo

(d) Multi(Wt2)

(그림 4) 자연영상 데이터베이스에서 검색한 예

성능을 보이지만, 전체적으로 여러 척도에서 다중특성의 경우가 우수함을 나타낸다.

(그림 4)는 자연영상 데이터베이스에서 검색된 영상의 예를 나타낸 것이며, 표시된 영상들은 질의 영상을 포함하여 유사도의 순서대로 상위 10개를 나타낸 것이다. 각 그림의 좌 상단의 첫 영상은 질의 영상이며, 질의영상을 기준으로 유사도 순서대로 왼쪽에서 오른쪽, 위에서 아래로 후보영상을 나열한 것이다. 그림에서 (d)의 다중특성의 경우가 단일특성의 경우들보다 유사한 영상들을 많이 검색하는 것을 확인할 수 있다.

5. 결 론

영상의 응용에서 실제 영상들은 각 영역에 레이블뿐만 아니라 칼라, 질감, 크기 등의 다양한 다중특성을 가지고 있다. 본 연구는 노드의 단일 특성을 사용한 Krishnapuram의 FARG를 다중특성을 고려하는 FMARG(Fuzzy Multiple Attribute Relational Graph)로 확장하고, 이를 기반으로 한 영상검색을 제안하였다. 본 연구에서 사용한 다중특성으로는 레이블, 밝기, Hue, 대비, 균질성, 크기 등이다.

1,240개의 영상으로 구성된 합성영상 데이터베이스와 NETRA 및 Corel Draw의 1,026개의 영상으로 구성된 자연영상 데이터베이스를 사용하여 제안한 방법을 실험한 결과, 다중특성을 고려하는 접근방법이 단일특성만 고려하는 방법에 비하여 검색성능이 우수함을 각 실험에서 확인하였다. 즉, 합성영상의 경우 Recall에서 6~30%의 더 좋은 결과를 보였고, 자연영상의 경우에도 여러 척도에서 다중특성의 경우가 우수하였으며, 검색된 영상의 예들에서도 실제로 우수성을 확인할 수 있었다.

차후연구로는 다중특성의 결합시 중요도(weight)를 어떻게 각 특성에 배정할 것인가에 관한 연구와 FMARG의 클러스터링의 연구로 검색의 시간적 효율을 높이는 문제가 연구 과제로 남아 있다.

참 고 문 헌

[1] Kato T, "Database Architecture for content based image retrieval," in Image Storage and Retrieval systems, Proc. of SPIE 1662, pp.112-113, 1992.
 [2] J. P. Eakins and M. E. Graham, 'Content-based Image Retrieval,' Technical Report, University of Northumbria at Newcastle, UK, 1999.
 [3] A. Yoshitaka and T. Ichkawa, "A survey on content-based retrieval for multimedia databases," IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol.11, No.1, pp.81-93, January, 1999.
 [4] S. M. Medasani and R. Krishnapuram, "A fuzzy approach

to content-based image retrieval," Proc. of ICMCS'99, Vol.2, pp.964-968, Italy, June, 1999.

[5] Sung-Hwan Jung, "Content-based image retrieval using fuzzy multiple attribute relational graph," 2001 IEEE International Symposium on Industrial Electronics Proceedings, Vol.3, pp.1508-1513, Pusan, June, 2001.
 [6] K. P. Chan and Y. S. Cheung, "Fuzzy-attribute graph with application to Chinese character recognition," IEEE Trans. on systems, Man, and Cybernetics, Vol.22, No.1, pp.153-160, Jan/Feb. 1992.
 [7] S. M. Medasani and R. Krishnapuram, "Categorization of image databases for efficient retrieval using robust mixture decomposition," Proceeding of IEEE workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries, pp.50-54, Santa Barbara, June, 1998.
 [8] I. Bolch, "Fuzzy relative position between objects in image processing : a morphological approach," Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, pp. 987-990, Lausanne, Sept. 1996.
 [9] R. Krishnapuram and S. M. Medasani, "A fuzzy approach to graph matching," Proceeding of the International Fuzzy Systems Association Congress, Taipei, pp.1029-1033, August, 1999.
 [10] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, "NETRA : A toolbox for navigating large image databases," Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing, Vol.1, pp. 568-571, Santa Barbara, Oct. 1997.
 [11] W.Y. Ma, Yingting Deng, and B. S. Manjunath, "Tools for texture/color based search of images," Int'l Conf. of SPIE, Vol.3106, San Jose, pp.496-500, Feb. 1997.
 [12] S. Santini and R. Jain, "Similarity measures," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No.9, pp.871-883, 1999.



정 성 환

e-mail : sjung@sarim.changwon.ac.kr

1979년 경북대학교 전자공학과(공학사)
 1983년 경북대학교 대학원 정보통신전공 (공학석사)
 1988년 경북대학교 대학원 영상처리전공 (공학박사)

1992년~1994년 미국 캘리포니아 주립대학(UCSB) Post-Doc.
 1986년 전자계산기 기술사
 1992년 정보처리 기술사
 1983년~1985년 한국전자통신연구원 연구원
 1999년~2000년 미국 콜로라도 CSM주립대학 객원교수
 1988년~현재 국립창원대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 영상정보처리, 멀티미디어 정보보호, 내용기반 영상 검색 등