

論文99-36S-10-12

컬러 히스토그램과 형상 기반 특징 추출을 이용한 내용 기반 영상 검색

(The Content-Based Image Retrieval by using Color Histogram and Shape-Based Feature Extraction)

姜鉉仁*, 朱容完*, 白光烈*

(Hyun-Inn Kang, Yong-Wan Ju, and Kwang-Ryul Back)

요약

하나의 질의 영상에 대하여 영상 데이터 베이스로부터 유사도가 높은 영상을 찾고자 할 때에는 유사도의 척도로 컬러 히스토그램 인터섹션법과 형상 특징의 비교법, 질감 특징의 비교법 등이 사용된다. 그리고 앞의 개별 특징 중 2가지 특징을 조합한 방법은 유사도의 산출 결과의 정확도를 높이기 위하여 사용된다. 본 논문에서는 히스토그램 인터섹션법과 형상 특징을 반영하는 블록화된 영역별 히스토그램 인터섹션 법을 사용하여 유사도 높은 영상을 얻는 방법을 제안한다. 이 방법은 서로 다른 2가지 특징을 조합하여 사용한 방법과 비교할 때 비슷한 정확도와 상대적으로 빠른 처리 속도를 달성하는 고효율의 알고리즘이다. 시뮬레이션을 통하여 제안한 알고리즘은 600개로 구성된 다양한 영상의 데이터 베이스 내에서 영상 검색이 수행되고 기존의 다른 알고리즘에 비하여 상대적으로 빠르고 신뢰도가 높은 유사도 척도임을 보인다.

Abstract

When we want to retrieve the most similar image from the image database, the color histogram intersection, shape feature and texture feature comparing method are used as a metric to measure the similarity. In order to increase the accuracy of retrievals, we need to integrate two different features. In this paper, the histogram intersection and shape based block histogram intersection method are used. This method results in a high efficient algorithm that meets a similar accuracy and a relatively fast retrieval speed compared to the method of integration of two different features. The proposed algorithm is tested on retrievals of image database consisting of various 600 images and we implemented that the proposed algorithm gives fast, high efficiency and reliability compared to others.

I. 서론

대용량의 영상 데이터 베이스로부터 하나의 질의 영상(query image)과 일치되는 영상을 추출하는 것은 텍

스트 정보 데이터 베이스와 달리 대단히 어려운 일이다. 이것은 텍스트 정보가 인위적인 규칙에 따른 코드로 간략화 되어 저장되어 있는 반면에 영상 정보는 자연적인 영상으로 구성된 것이 대부분이기 때문이다. 내용 기반 영상 검색은 하나의 질의 영상과 영상 데이터 베이스 내의 각 영상 사이의 유사도(similarity)를 구하는 과정이다. 그 다음 단계는 구해진 유사도를 이용하여 일정한 기대값 이상의 유사도를 지닌 영상을 분류한다. 즉 검색 알고리즘을 통해 이루어진 영상 검색의

* 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engineering, Pusan National University)

接受日字:1999年5月24日, 수정완료일:1999年9月17日

결과는 동일한 영상의 검색은 물론이고 유사한 영상의 검색까지 이루지기를 기대한다.

영상의 유사도는 영상의 컬러, 형상(shape), 질감(texture) 등의 특징(feature)에 의해 인식되는 복합적인 척도이다. Swain과 Ballard^[1]는 컬러를 영상 특징으로 사용하였다. 영상을 형상으로 표현하는 방법은 분류 코드나 트리 구조 등이 있는데 부호화된 데이터 베이스나 도식적인 기호의 조합에 의해 표시되며 수식으로 표현되거 어렵다^{[2]-[4]}. 질감 중심의 유사도 표현은 MMSE(minimum mean square error), MASE(minimum absolute square error), 상관관계(correlation) 등이 사용된다^[5]. 이 중 하나의 특징만으로 영상의 유사도를 결정할 경우는 판별의 정확도가 떨어진다. 즉 각각의 특징은 대상 영상이 가지고 있는 컬러, 형상, 질감 등의 한가지에만 기준을 둔 유사도를 구하기 때문이다. 그래서 3가지의 특징 중에서 2가지 이상 조합하여 사용하는 방법이 많이 연구되어 왔다^{[6]-[11]}. 나아가 2가지 이상의 특징 조합에 의한 영상의 유사도 검색과 더불어 처리 효율에 더 큰 관심을 둔 연구도 있었다^{[12]-[16]}. 결국 수행 속도에 제한을 받지 않을 경우에 영상의 많은 특징을 조합하여 사용한 방법일수록 유사도 판정의 정확도는 더 높아진다. 그러나 영상 처리 속도는 실제적인 측면에서 중요한 변수이며 대부분의 시스템은 빠른 처리 결과를 요구한다. 컴퓨팅 능력이 나날이 향상되어 감에 따라 대용량 영상 데이터 베이스에서의 영상 검색은 점차 효율적으로 이루어지고 있다. 그러나 여전히 고효율과 고속의 영상 검색은 중요한 관심사이다.

Swain과 Ballard의 컬러 인덱싱법^[1]은 높은 정확도와 더불어 빠른 속도로 영상의 유사도를 산출하지만 형상 기반의 특징 추출에는 정확도가 떨어지므로 복잡한 구성의 영상의 검색에는 적당하지 않다. 그들이 사용한 컬러 히스토그램 인터섹션(histogram intersection) 법은 히스토그램 bin간의 거리 산출에 의한 비교 방법으로서 회전과 이동에 불변인 높은 수행 속도의 결과를 도출한다. 그러나 이 히스토그램의 결과는 영상의 공간 정보를 반영하지 못한다.

본 논문에서는 영상의 블록화된 영역별 히스토그램 bin을 구한 다음 각 블록별 bin을 평균한 새로운 bin을 구하여 질의 영상과 데이터 베이스 영상 bin 간의 인터섹션을 구한다. 이 값을 전체 영상의 히스토그램 인터섹션과 조합하여 영상의 유사도와 공간 정보를 구하는 방법을 제시한다. 구해진 유사도는 서로 다른 2가지 특

징을 반영한 다른 방법의 유사도와 비교할 때 빠른 처리 속도와 상대적으로 높은 정확도를 달성하여 고효율의 알고리즘이 됨을 시뮬레이션을 통해 보인다. 제안한 방법은 회전되거나 옮겨진 영상, 축소나 확대된 영상 처리에 대한 기존의 알고리즘의 효율성과 주관적인 판단의 차이를 보이기 위하여 동일한 규격과 동일한 밀도로 이루어진 영상 데이터 베이스에 대해서 시뮬레이션 된다. 특히 본 논문에서는 동일한 규격과 동일한 밀도로 이루어진 데이터 베이스를 대상으로 하여 다양한 질의 영상에 대응한 높은 유사도의 영상을 유사도 순서별로 추출하여 나열함으로써 의도하는 영상을 찾아 내는데 목적을 두고 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 서론에 이어 2장에서는 영상의 유사도 척도에 관해서 설명되고, 3장에서는 유사도의 수학적 표현과 영상에 대한 주관적인 판단과의 차이점에 대해 논한다. 4장에서는 제안한 방법의 처리 과정에 대해서 설명한다. 5장은 기존 방법과 제안 방법에 대해서 시뮬레이션 한 결과를 보이며 마지막으로 결론을 맺는다.

II. 유사도의 표현

Swain과 Ballard는 컬러 히스토그램의 매칭에 근거를 둔 컬러 매칭 법, 즉 히스토그램 인터섹션법을 제안하였다^[1]. 이 방법의 개념은 다음 식으로 표현된다.

$$H(I, Q) = \frac{\sum_{j=1}^n \min(I_j, Q_j)}{\sum_{j=1}^n Q_j} \quad (1)$$

여기서 $H(I, Q)$ 는 매칭 값이며 I, Q 는 각각 n 개의 bin으로 구성된 질의 영상과 데이터 베이스 내의 대상 영상의 히스토그램을 나타낸다. 식 (1)에서 영상의 컬러 정보를 나타내는데 사용된 특징 벡터는 3-D 컬러 히스토그램이다.

거리 계산법은 컬러 특징 정보를 획득하여 사용한다. 컬러 특징은 영상의 3개 컬러 성분(RGB)별 1-D 히스토그램의 평균값 μ 이다. 영상에서 3개 컬러 성분에 대한 특징 벡터는

$$\vec{f} = (\mu_R, \mu_G, \mu_B) \quad (2)$$

이고, 거리 척도는 다음과 같이 표현된다.

$$D_{q,i}^E = \sqrt{(\vec{f}_q - \vec{f}_i)^2} = \sqrt{\sum_{k \in G, B} (\mu_q - \mu_i)^2} \quad (3)$$

여기서 $D_{q,i}^E$ 는 질의 영상과 데이터 베이스 영상 사이의 유클리디안 거리(Euclidean distance)이다. \vec{f}_q 는 질의 영상의 컬러 특징 벡터이고, \vec{f}_i 는 데이터 베이스 영상의 컬러 특징 벡터이다.

컬러 특징 벡터를 상호 비교하는 거리 계산법은 유사도의 중요한 척도가 된다. 그러나 영상의 형상 반영이 보다 충실한 다른 특징 벡터가 거리 계산법에 사용될 때도 있다. 즉 윤곽선에 의한 선택된 특징 벡터는

$$\vec{f} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \quad (4)$$

이다. 여기서 λ_i 는 윤곽선의 각 윤곽점에 대응한 영상 내의 개별 벡터이고, n 은 윤곽선을 이루는 윤곽점의 개수이다. 윤곽선에 의한 특징 벡터는 모든 영상에 대하여 계산되어지고 질의 영상에 따라서 데이터 베이스 내에 저장된다.

특정한 질의 영상에 대하여 앞에서 설명한 윤곽선에 의한 특징 벡터가 먼저 계산된다. 즉 \vec{f}_q 는 데이터 베이스 내의 각 영상과의 유사도가 얻어져 데이터 베이스 내의 모든 \vec{f}_i 에 대하여 비교가 된다. 그 다음에 유사도의 계산에 의해서 거리 척도는 다음과 같이 구해진다.

$$D_{q,i}^T = \sqrt{(\vec{f}_q - \vec{f}_i)^2} \quad (5)$$

식 (1)과 같은 영상의 정규화된 컬러 히스토그램 인터섹션은 유사도를 다시 정의하면 다음과 같이 표현된다.

$$S_c^{III}(I, Q) = H(I, Q) \quad (6)$$

여기서 $S_c^{III}(I, Q)$ 는 간격 [0, 1] 사이의 값을 가진다. 만약 히스토그램 I 와 Q 가 같다면 $S_c^{III}(I, Q) = 1$ 이다. 컬러 히스토그램 사용의 중요한 장점은 일정한 배경에 대해 회전, 이동 불변인 것이다. 또 질의 영상과 비교 영상 중에서 어느 하나가 다른 하나에 완전히 포함될 때에도 $S_c^{III}(I, Q) = 1$ 이다.

유클리디안 거리가 특징 벡터 사이에 계산 척도로

이용되는 식 (3)과 (5)는 유사도 계산을 위해서 다음과 같은 식에 이용된다.

$$\begin{aligned} S_f^{ED}(I, Q) &= 1.0 - D_{q,i}^E \\ S_i^{ED}(I, Q) &= 1.0 - D_{q,i}^T \end{aligned} \quad (7)$$

$S_f^{ED}(I, Q)$ 와 $S_i^{ED}(I, Q)$ 의 값은 구간 [0, 1]에 존재한다. 만약 영상 I 와 Q 가 같으면 $S_f^{ED}(I, Q) = 1$ 이고, $S_i^{ED}(I, Q) = 1$ 이다. 그러나 질의 영상과 비교 영상 중 어느 하나가 다른 하나에 완전히 포함될 때 $S_f^{III}(I, Q) \neq 1$, $S_i^{III}(I, Q) \neq 1$ 인 점이 컬러 히스토그램 인터섹션법의 유사도와 다르다.

영상 처리에 대한 과거의 많은 연구는 영상의 특징 추출에 관심이 있었다. 영상 특징을 추출하기 위한 방법은 크게 두 가지로 분류된다. 공간 정보 보존법은 영상 내의 공간 정보를 보존하는 특징을 추출한다. 그리고 영상의 특징 집단(set)을 기초로 하여 영상을 재구성하는 것이 가능하다. 대표적인 기법은 관심 있는 목표물의 다각형 근사화, 물리 기반 모델링등이 있다. 비공간 정보 보존법은 관심 있는 목표물을 분류하는데 사용되는 통계적인 특징을 추출하는 것이다. 이것은 여러 가지 특징 벡터 기반 접근법을 포함한다. 예를 들면 히스토그램과 불변 모멘트가 이에 속한다. 두 가지 방법의 범주는 영상의 컬러와 형상과 같은 단서에 근거한 특징을 추출한다^[7].

영상 데이터 베이스에서 영상 추출에 관한 연구는 컬러, 형상 특징의 한가지를 개발하는데 관심이 집중되어 왔다. 비록 컬러가 영상 추출에서 높은 신뢰성을 주는 속성이지만, 영상에 컬러가 없을 경우는 형상과 질감의 사용이 필요하다. 한 영상에 근거한 특징 추출은 분류 정보가 충분하지 않을 수 있고, 크기 변화나 회전 변화를 조정할 수 없다. 최근의 연구에서는 영상의 내용에 의해 효과적이고 효율적인 질의어로 여러 가지 특징을 결합하고 있다^{[6], [8]}. 그리고 이 연구는 컬러와 형상을 근거로 영상을 표현하도록 하여 특징 추출 능력을 더 높인다.

또한 특징 추출에 관한 연구는 관련된 유사도 값을 결합하여 형상 기반 추출과 컬러 기반 추출의 결과를 통합하여 사용하였다^{[7], [14]}. S_c 는 컬러 히스토그램을 근거로 한 Q 와 I 사이의 유사도 지표라 하고, S_f 는 컬러

러 기반 특징벡터에 의한 유사도이고 S_i 는 형상을 근거로 한 Q 와 I 사이의 유사도 지표라 한다. 그러면 Q 와 I 사이의 총 유사도 지표는

$$S_{if} = \frac{w_c S_c + w_f S_f}{w_c + w_f} \quad \text{또는} \quad S_{it} = \frac{w_c S_c + w_t S_t}{w_c + w_t} \quad (8)$$

로 된다. 여기서 w_c, w_f, w_t 는 컬러, 특징, 형상 기반의 유사도에 각각 할당된 가중치이다. $w_c + w_f = 1, w_c + w_t = 1$ 의 값이 할당되어 총 유사도 지표 S_{if} 와 S_{it} 는 간격 $[0, 1]$ 사이의 값을 가진다.

III. 유사도의 수학적 표현과 주관적인 판단의 차이점

유사도의 수학적 표현은 실제의 유사도를 잘 나타낼 수 없음을 이미 앞장에서 언급한 바와 같다. 유사도란 컬러, 형상, 질감 등의 특징이 있는 복합적인 표현이다. 그러나 유사도의 수학적 표현은 그 일부분을 표현할 뿐이다. 이것을 설명하기 위해서 그림 1과 같은 단순한 기하학적인 형상의 영상을 살펴보자. 그림 1(a)는 질의 영상이고, 그림 1(b)는 내부 형상이 좌측 상단으로 이동되어있다. 그림 1(c)와 (d)는 주관적인 판단에 의해서 명백한 차이가 있는 영상임을 알 수 있다. 그림 1의 각 영상 아래에 표시된 유사도 산출 결과를 보면, 식 (6)에 의한 히스토그램 인터섹션 값 $S_c^{HI}(I, Q)$ 은 그림 1(b)~(d)가 서로 같은 값이다. 그리고 식 (7)의 컬러에 의한 유사도 $S_f^{ED}(I, Q)$ 의 순위는 그림 1에서 (c)→(b)→(d)이고 윤곽선에 의한 유사도 $S_t^{ED}(I, Q)$ 의 순위는 (c)→(d)→(b)이다. 그림 1(a)와 (b)를 같은 배경의 앞에 놓인 같은 형상의 물체로 간주할 경우에 유사도 순위는 당연히 그림 1(b)가 그림 1(c)보다 앞서야 할 것이다. 그러나 배경을 고려하지 않고 심볼 전체를 하나의 물체로 인식해야 할 경우의 유사도 순위는 그림 1(c)가 그림 1(b)보다 앞서야 한다. 즉 주관적인 판단에 있어서 유사도의 순위는 판단의 결정 요소가 되는 범위나 변수의 설정에 따라 바뀐다. 잡음이 섞인 영상의 경우에 이러한 유사도 순위는 또 다른 결과를 보인다. 그림 1의 네 가지 영상에 각각 가우시안(Gaussian) 잡음을 45% 인가한 그림 1(e)~(h)의 영상을 만들고 그림 1(a)

를 질의 영상으로 하여 같은 방법으로 세 가지 유사도 순위를 구하여 본다. 잡음이 섞인 영상의 경우에 대해서도 유사도에 대한 주관적인 판단의 순위는 변하지 않지만, 각 알고리즘별 유사도 순위는 그림 1(a)~(d)의 경우와 다르게 나타난다.

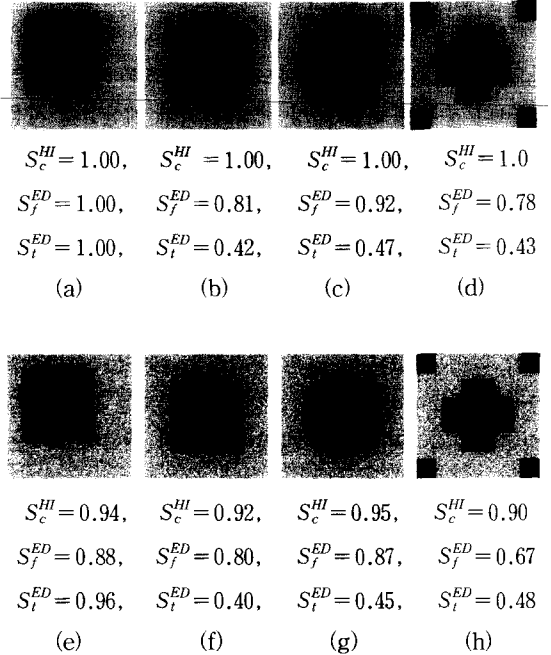


그림 1. 알고리즘별 유사도와 주관적인 판단 차이의 예. (a)~(d) 4가지 심볼 영상, (e)~(h) 45% 잡음이 인가된 영상.

Fig. 1. Examples of the difference between an intuitive recognition and similarity in algorithms. (a)~(d) 4 kinds of symbol images, (e)~(h) 45% noisy images.

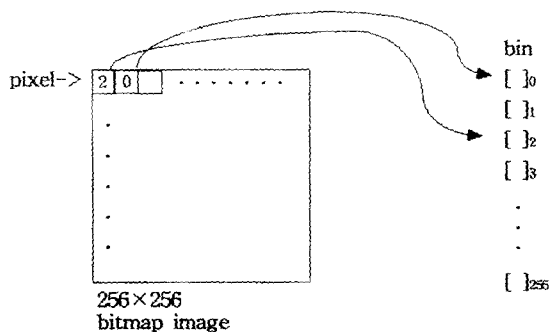
결국 유사도는 하나의 수학적 표현이 주관적인 판단과 일치될 수 없을 뿐만 아니라 유사도를 결정하는 기준에 따라 수학적 함수의 적용 방법도 달라야 한다. 대부분의 공학적인 응용에서 유사도에 대한 계산의 결과는 주관적인 판단과 일치되기를 기대한다. 이러한 요구에 따라 두 가지 이상의 알고리즘을 결합하여 유사도를 계산한 연구가 있다^{[12]-[17]}.

IV. 제안한 방법

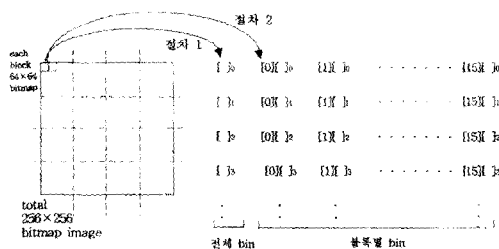
컬러 기반 특징 벡터의 유클리디안 거리 계산은 질감을 충실히 반영한 해석 수단이지만 계산량이 많다.

윤곽선 기반 특징 벡터의 유클리디안 거리 계산은 영상의 모양을 잘 반영하지만 절차가 복잡하여 계산량이 많다. 그리고 히스토그램 인터섹션은 회전과 이동에 무관한 affine 모델의 해석 수단 중의 하나로 사용되며 계산량이 적은 장점이 있다.

본 논문에서는 영상의 특징을 추출하기 위해서 블록화된 영역별 히스토그램 인터섹션을 유사도의 척도로 사용하는 방법을 제안한다. 히스토그램 인터섹션의 가장 큰 단점은 영상의 형상 반영이 부족한 것이다. 그래서 제안하는 방법에서는 히스토그램 인터섹션의 단점을 보완하여 대상 영상을 블록화하고, 블록별로 유사도를 구한 뒤 이 값들을 평균하여 전체 영상의 유사도로 정한다. 즉 블록화된 히스토그램 인터섹션은 영상의 공간 정보의 충실한 반영과 그룹화된 영상의 특징(feature)의 반영을 의미한다. II장에서 언급한 영상의 특징을 반영한 여러 가지 수학적 표현은 계산량이 많은 것이 큰 단점이다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 대상 영상을 블록화 함으로서 계산의 속도를 빠르게 한다. 블록화된 영상의 특징은 개별 특징의 속성은 약화된다. 블록화된 영역별 히스토그램 인터섹션은 영상 매칭과 영상 압축에 다양하게 응용되어 왔다^{[8],[9]}. 이러한 응용은 2개의 비교 대상 영상의 블록별 특징이나 히스토그램 인터섹션의 차이를 구하여 영상 매칭이나 영상 압축의 기준으로 삼는다. 즉 동일한 대상을 촬영한 동영상의 경우 전 프레임과 현재 프레임은 블록별 특징의 차이는 발생하지만 전체 영상의 유사성 측면에서 차이는 크지 않다고 인식된다. 본 논문에서는 블록화된 영역별 히스토그램 인터섹션을 이용하여 공간 정보가 반영된 유사도를 구하고 전체 히스토그램 인터섹션을 이용하여 위치이동에 둔감한 유사도를 구한다.



(a)



(b)

그림 2. 히스토그램 인터섹션을 위한 bin 생성 절차.
(a) 전체 영상에 대한 히스토그램 bin,
(b) 블록화된 히스토그램의 bin.

Fig. 2. The procedure of bin generation for histogram intersection. (a) Histogram bin for overall image, (b) the bin for block histogram.

히스토그램 인터섹션을 구하는 절차는 다음과 같다. 히스토그램 bin을 구하는 방법은 그림 2(a)와 같이 도식화 할 수 있다. 즉 구성 영상의 각 화소 별 명도 값을 참조하여 컬러 팔레트의 개수만큼 배치된 bin 배열의 값을 증가시켜 나간다. 즉 저장된 영상에서 명도를 나타내는 팔레트 값을 이용하여 해당 bin 배열에 대입한 다음 그 개수를 증가시켜 나간다. 이 절차는 총 비트맵 크기만큼 반복된다. 그리고 제안한 블록별 히스토그램의 bin을 구하는 방법은 그림 2(b)와 같다. bin은 블록별로 따로 구성된다. 영상 데이터 내 화소 값을 읽어 올 때마다 해당 블록 내 bin과 전체 bin이 함께 작성된다. 영상의 명도 값은 데이터 베이스 내에 저장된 순서대로 읽어 내므로 그림 2(b)의 각 열이 읽혀지는 동안 4개의 블록 bin이 함께 작성된다. 16개의 블록이 작성되는 동안(절차 2) 전체 bin은 동시에 작성된다(절차 1). 이 과정을 보면 저장된 영상에서 명도를 나타내는 팔레트 값을 이용하여 해당 bin 배열에 대입한 다음 그 개수를 증가시켜 나가며, 이 절차는 총 비트맵 크기만큼 반복되는 점은 1회에 걸쳐서 전체 히스토그램을 구하는 것과 같다. 그러므로 4x4로 나누어진 블록별 히스토그램 인터섹션의 산출 시간은 하나의 히스토그램 인터섹션을 구하는 절차에 소요되는 시간에 비해 5% 더 소요될 뿐이다. 블록별 bin에 의해서 식(6)을 적용한 블록별 히스토그램 인터섹션 S_b 가 구해지고 그 다음 구해진 히스토그램 인터섹션의 평균값이 구해진다(절차 3).

블록화된 히스토그램 인터섹션의 평균값이 전체 영

상을 하나로 한 히스토그램 인터섹션 보다 항상 유사도에 대한 변별력이 높은 것만은 아니다. 그래서 전체 히스토그램 인터섹션 S_c 와 블록화된 히스토그램 인터섹션을 하나로 하여 유사도의 척도로 사용하면,

$$S_{cb} = \frac{w_c S_c + w_b S_b}{w_c + w_b} \quad (9)$$

로 된다. 여기서 w_c 와 w_b 는 전체 히스토그램 인터섹션과 블록화된 히스토그램 인터섹션의 유사도에 각각 할당된 가중치이다. 전체 히스토그램 인터섹션 S_c 은 회전이나 위치 불변의 유사도 척도로 작용하고 블록화된 히스토그램 인터섹션 S_b 는 영상의 공간상의 정보나 특징의 반영이 이루어진다. 특히 그림 3(a)와 같이 배경이 일정하고 영상의 내부에 목적물이 배경과 구분되어 있는 경우 그림 내부의 영역 '가'와 영역 '나'에서 추출된 영상의 상호 비교 시 목적물의 검색은 상호 상관관계법(cross correlation method)^[5]이 적용되어 명확히 이루어진다. 그러나 그림 3(b)와 같이 배경과 전경이 구별되지 않는 영상물은 히스토그램 인터섹션 S_c 에 의해 유사도를 구한다.



(a) (b)

그림 3. (a) 배경과 목적물이 구분되는 영상,
(b) 배경과 목적물이 구분되지 않는 영상.

Fig. 3. (a) Separable image object from background,
(b) Unseparable image object from background.

V. 시뮬레이션 및 고찰

시뮬레이션을 위해서 500개의 풍경화로 이루어진 영상과 100개의 상표나 심볼, 마크 류를 스캔하여 모은 단순한 영상 데이터 베이스를 구성하였다. 각 영상은 256×256 화소 크기로서 256 레벨의 컬러 또는 흑백

영상으로 구성되어 있다. 각 알고리즘은 펜티엄II-266MHz와 윈도우즈 98 환경에서 시뮬레이션 한다. 600개의 영상은 히스토그램 인터섹션 법에 의해 S_b , S_c 를 구하고 S_c 와 컬러 기반 특징 벡터를 조합한 S_{cf} , S_c 와 윤곽선 기반 특징 벡터를 조합한 S_{cl} , 그리고 제안한 방법에 의해 각각 유사도 S_{cb} 가 구해진다. 이 때 식 (8)에 의한 S_{cf} , S_{cl} 계산은 가중치 w_c , w_f , w_l 를 각각 0.5로 하였다. 그리고 식 (9)의 S_b 계산에서 가중치는 $w_c=0.5$, $w_b=0.5$ 로 하였다. 대상 영상의 특징이 일정할 경우 적절한 가중치의 선택은 유사도의 변별력을 높이는 변수가 된다. 시뮬레이션에 사용한 2가지 유형 중 풍경화로 이루어진 영상 데이터 베이스는 $w_c=0.5$, $w_b=0.5$ 일 때 유사도의 변별력이 높고, 단순 영상 데이터 베이스는 $w_c=0.4$, $w_b=0.6$ 일 때 유사도의 변별력이 높다. 시뮬레이션 과정은 하나의 질의 영상에 대해서 영상 데이터 베이스 내의 전 영상의 유사도가 계산되고 순위별로 나열된다. 또 600개의 영상에서 각각 10%씩 위치가 이동된 질의 영상과 균일하게 분포된 잡음(additive uniform noise)이 15% 인가된 질의 영상에 대해서도 영상을 추출하였다. 그림 4는 단순 영상의 유사도 S_{cb} 의 순위를 나타낸다. 그림 5는 정상 영상, 10% 위치 이동된 영상, 15% 잡음이 인가된 영상에 대한 알고리즘별 유사도 순위를 비교한 것을 나타낸다. 이상의 결과에서 그림 4와 같은 단순 영상의 유사도 순위는 비교적 명확해 보인다. 이 때 유사도 S_{cb} 순위는 상위 9개에 대하여 동일하게 나타난다. S_{cf} 는 상위 5개에 대하여 동일하게 나타난다. 그림 5와 같은 복잡한 구성의 풍경화에 대한 유사도 S_{cb} , S_{cf} 의 순위는 상위 6개에 대하여 동일하게 나타난다. 따라서 유사도 S_{cf} 는 S_{cb} , S_b 보다 풍경화나 심볼 영상에서 높은 변별력을 보인다. 그리고 유사도 S_{cl} 의 변별력이 심볼 영상에서 가장 높게 나타난다. 이러한 결과는 자연 풍경의 영상에서 윤곽선과 질감이 복잡하고 상표 영상은 팔레트의 구성이나 윤곽선이 단순하기 때문이다.

이상의 결과에서 유사도에 대한 변별력이 좋고 나쁜 것은 주관적인 판단의 순위가 기준이 되었다. 이 순위의 기준은 주관적인 판단에 의존됨으로 보다 나은 객관화된 수단으로 다음과 같은 시뮬레이션이 병행된다. 즉 질의 영상의 위치를 10%, 20%, 30% 등으로 10%씩 증가시켜 이동된 영상을 만들고 이 영상을 질의 영상으

표 1. 여러 가지 혼합 추출법에 의한 순위별 유사도 값(단순 영상의 경우)

Table 1. The similarity values ordered by various integrated retrieval methods (In case of simple image).

유사도 순위	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
S_b	1.0	0.94	0.90	0.71	0.66	0.44	0.40	0.35	0.32	0.26
S_c	1.0	0.92	0.91	0.69	0.67	0.42	0.39	0.31	0.30	0.22
S_H	1.0	0.90	0.84	0.71	0.68	0.45	0.40	0.32	0.27	0.25
S_Y	1.0	0.93	0.94	0.73	0.68	0.43	0.42	0.39	0.29	0.26
S_{ib}	1.0	0.93	0.86	0.72	0.67	0.43	0.39	0.33	0.31	0.24

표 2. 여러 가지 혼합 추출법에 의한 순위별 유사도 값(복잡한 영상의 경우)

Table 2. The similarity values ordered by various integrated retrieval methods (In case of complex image).

유사도 순위	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
S_b	1.0	0.60	0.57	0.49	0.45	0.40	0.33	0.32	0.30	0.26
S_c	1.0	0.64	0.63	0.53	0.51	0.45	0.39	0.38	0.33	0.32
S_H	1.0	0.63	0.59	0.55	0.52	0.47	0.43	0.38	0.33	0.30
S_Y	1.0	0.61	0.44	0.40	0.38	0.37	0.31	0.29	0.25	0.21
S_{ib}	1.0	0.62	0.60	0.51	0.48	0.42	0.36	0.35	0.31	0.29

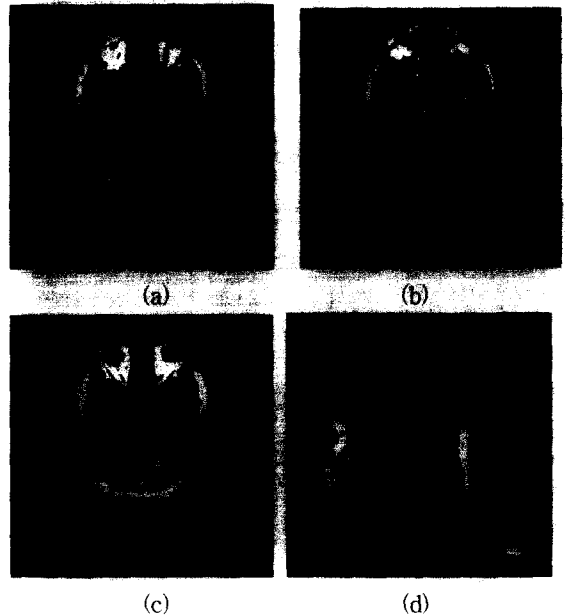
표 3. 20개의 질의 영상에 대한 세 가지 방법의 평균 효율 비교

Table 3. Comparisons of average efficiency by three different methods for 20 query images.

효율	유사도	Elapsed time(sec.)	Improvement(%)
S_Y		4.60	100
S_H		5.44	84.6
S_{ib}		1.80	256

로 하여 영상을 추출한 결과를 그림 6에 나타낸다. 이 결과를 보면 질의 영상의 종류에 따라 약간 다르지만 10% 이상 위치 이동된 영상에서 순위 4위 이하부터 유사도 순위가 바뀐다. 영상의 내부에 표시된 +는 영상의 위치 이동량을 쉽게 인식 할 수 있게 표시한 동일한 화소 위치이다. 위치 이동 전의 비교 영상 그룹 그림 6(b)는 그룹 그림 6(a)의 30% 위치 이동된 질의 영

상과 동일한 그림이 유사도가 순위 1로서 여전히 잘 추출되고 있다. 그리고 같은 방법으로 잡음이 인가된 여러 종류의 영상을 질의 영상으로 하여 영상을 추출한 결과는 그림 7에 나타내었다. 12%~16%이상 잡음이 인가된 영상을 질의 영상으로 하여 영상을 추출할 경우는 본래의 영상을 추출하지 못한다. 인간은 위치 이동이 50%까지 된 영상에 대해서도 원래의 영상을 찾아내고 200%까지 잡음이 인가된 영상에 대해서도 원래의 영상을 잘 찾아낸다. 이와 비교할 때 수학적 유사도의 변별력은 주관적인 판단보다 부정확하다. 600개의 풍경화 영상에 대해서 기존의 방법 중 히스토그램 인터섹션 법에 의해 S_b , S_c 를 구하고, 2가지 방법을 조합하여 구성한 S_Y , S_H ^{[7],[14]}를 구한 다음 제안한 방법에 의해 각각 유사도 S_{ib} 과 유사도 순위를 비교하여 단순 영상의 경우 표 1에 나타내었고, 복잡한 영상의 경우 표 2에 나타내었다. 이 시뮬레이션의 결과, 단순한 영상의 경우 평균 유사도 변별력은 S_H 가 가장 높고 그 다음은 S_b 이다. S_Y 는 2가지 알고리즘에 비해 약간 낮다. 복잡한 영상의 경우 평균 유사도 변별력은 S_Y 가 가장 높고 그 다음은 S_{ib} 이다. S_H 는 2가지 알고리즘에 비해 훨씬 낮다. 결국 S_{ib} 의 유사도 변별력은 영상의 종류에 무관하게 나타난다. 표 3은 추출 시간을 비교한 것이다. 제안한 방법에 의한 유사도 S_{ib} 는 S_Y 와 S_H 에 비하여 각각 약 256%, 300% 개선된 수행 속도를 보인다.



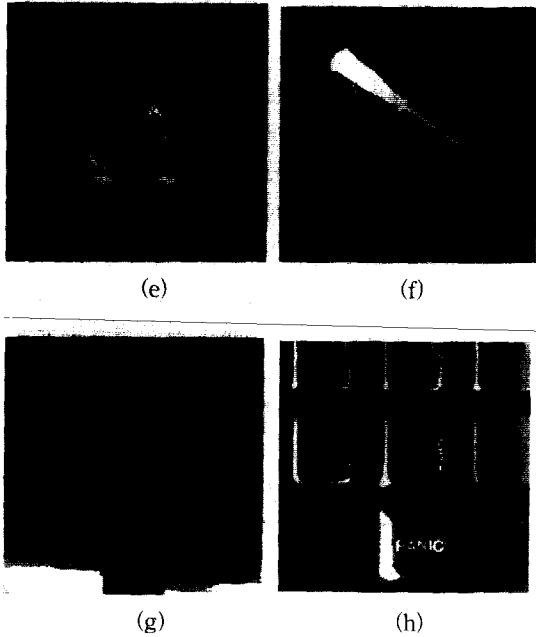


그림 4. 단순 영상으로 이루어진 영상 데이터 베이스 내 영상의 추출. (a) 질의 영상, (b)~(h) 추출된 영상
 Fig. 4. The image retrieval from image database being consisted of a simple image. (a) The query image, (b)~(h) the retrieved images.

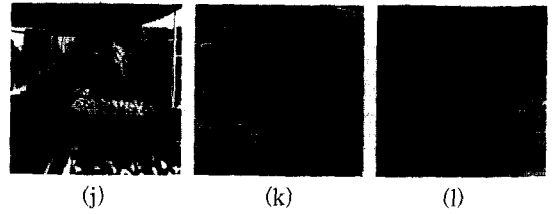
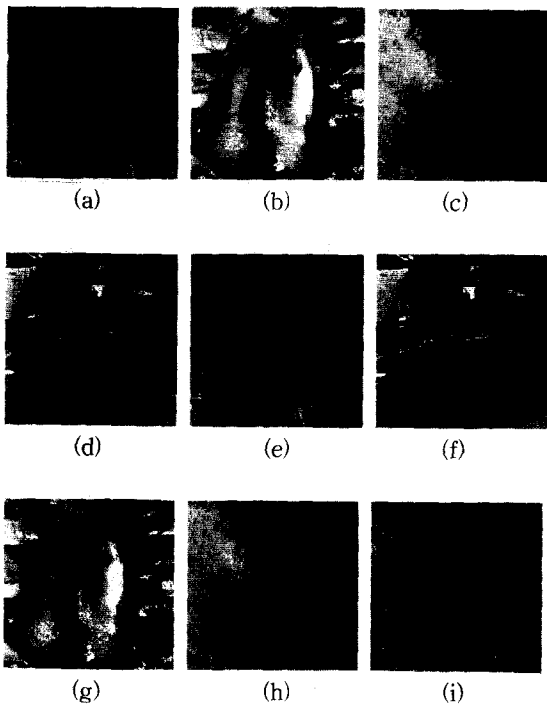


그림 5. 풍경화로 된 영상 데이터 베이스 내 영상의 추출. (S_{th} , 4×4 블록 사용)
 (a) 질의 영상, (b)~(d) (a)에 의한 추출 영상, (e) 10% 위치 이동된 질의 영상, (f)~(h) (e)에 의한 추출 영상, (i) 15% 잡음이 인가된 질의 영상, (j)~(m) (i)에 의한 추출 영상

Fig. 5. The image retrieval from image database consisted of landscapes. (a) The query image, (b)~(d) the retrieved images by (a), (e) 10% position shifted query image, (f)~(h) the retrieved images by (e), (i) 15% noisy query image, (j)~(m) the retrieved images by (i).

위치이동 10%



위치이동 20%



위치이동 30%



그림 6. 위치 이동된 질의 영상에 의한 데이터 베이스 내 영상의 추출(잡음 인가량=0%). (a) 질의 영상, (b)~(e) 추출된 영상.

Fig. 6. The image retrieval from image database by position shifted query image (additive noise=0%). (a) The query image, (b)~(e) the retrieved images.

잡음인가 5%



잡음인가 10%



잡음인가 15%



(a) (b) (c) (d) (e)

그림 7. 잡음 인가된 질의 영상에 의한 데이터 베이스 내 영상의 추출(위치 이동=0%).

(a) 질의 영상, (b)~(e) 추출된 영상.

Fig. 7. The image retrieval from image database by noisy query image(shifted position=0%). (a) The query image, (b)~(e) the retrieved images.

VI. 결론

본 논문에서는 영상의 유사도 산출에서 블록화된 영역별 히스토그램 인터섹션의 평균값을 구하여 히스토그램 인터섹션의 가장 큰 단점인 영상내의 공간 정보 손실을 보존하는 효과를 얻을 수 있었고 결과적으로 주관적인 판단과 차이가 적은 유사도 검출 방법이 됨을 보였다. 반면 전체 영역의 히스토그램 인터섹션을 이용하여 위치이동(translation)에 불변(invariant)인 유사도를 구하였다. 즉 일면 동일한 듯한 히스토그램 결과를 다른 해석의 변수로서 조합하여 사용함으로써 높은 효율의 유사도 검출 도구로 사용하였다. 유사도를 구하는 여러 가지 산술적인 방법이 있지만, 유사도를 잘 나타내는 완전한 척도가 될 수 있는 것은 없다. 이를 극복하기 위하여 연구되어 온 두 가지 이상의 특징을 결합한 방법도 역시 상당한 약점이 있음을 시뮬레이션을 통해 알 수 있었다. 제안한 알고리즘도 역시 이러한 약점을 극복한 것은 아니지만 유사도를 구하는 또 다른 하나의 도구가 될 수 있고, 특히 기존 방식과 비슷한 유사도 변별력을 가지면서 영상을 빠른 속도로 검출할 수 있다.

제안한 방법은 다양한 영상의 특성을 잘 나타내는 유사도의 척도로서 두 가지 이상의 특징을 결합한 기존의 방법과 달리 유사도의 척도로서 히스토그램 인터섹션과 블록화된 히스토그램 인터섹션을 이용하여 내

용 기반 영상 데이터 베이스 내에서 영상을 추출한다. 제안한 블록화된 히스토그램 인터섹션을 혼합한 방법은 영상 전체의 히스토그램 인터섹션만을 구한 경우에 비하여 5%의 계산량 증가만 일어났다. 이 계산량은 컬러 기반의 유사도나 윤곽선 기반의 유사도와 비교할 때 각각 39%, 33%의 시간만 소요된다. 특히 컬러와 윤곽선 기반의 유사도를 혼합하여 사용한 Jain과 Vailaya 방법^[14]에 비하여 9%에 불과한 계산량이다. 반면 풍경화와 같은 복잡한 영상의 경우는 비슷한 효율의 유사도를 나타내며 단순한 구성의 상표에서는 비슷하거나 약간 나쁜 유사도를 나타내었다.

참고 문헌

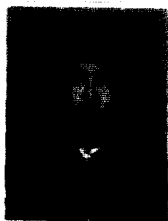
- [1] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing," *Int'l J. Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.
- [2] E. Bribiesca and A. Guzman, "How to describe pure form and how to measure differences in shapes using shape numbers," *Pattern Recognition*, vol. 12, no. 2, pp. 101-112, 1980.
- [3] H. Freeman and J. M. Glass, "On the encoding of arbitrary geometric configurations," *IRE Transactions*, vol. EC-10, no. 2, pp. 260-268, 1961.
- [4] Guang-Ho Cha and Chin-Wan Chung, "Content-Based Indexing and Retrieval in Large Image Databases," *J. of Electrical and Information Science*, vol. 6, no. 2, pp. 134-143, 1996.
- [5] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison Wesley, 1993.
- [6] M. S. Kankanhalli, B. M. Methre and J. K. Wu, "Cluster-based color matching for Image Retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 4, pp. 701-708, 1996.
- [7] T. S. Chua, S. K. Lim and H. K. Pung, "Content-based Retrieval of segmented Images," *ACM Multimedia'94*, pp. 211-218, 1994.
- [8] M. J. Hannah, *Computer Matching of Areas in Stereo Images*, Ph.D. Diss., Stanford University, CA, Report STAN-CS-74-483, 1994.

- [9] 강현인, 백광렬, "가변 블록 크기와 블록 매칭 알고리즘의 조합에 의한 내용기반 영상 검색," *대한전자공학회논문지*, 제35권, 제8호, pp. 111-118, Aug. 1998
- [10] H. Freeman and J. M. Glass, *Boundary encoding and processing: Picture Processing and Psychopictorics*, B. S. Lipkin and A. Rosenfeld, eds., Academic Press, New York, pp. 241-263, 1970.
- [11] S. T. Barnard and W. B. Thompson, "Disparity Analysis of Images," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. PAMI-2, pp. 333-340, 1980.
- [12] 유명분, 우석훈, 박동권, 원치선, "블록 단위 특성 분류를 이용한 컬러 영상의 검색," *대한전자공학회논문지*, 제34권, 제12호, pp. 81-89, Dec. 1997
- [13] 정린일, 박정찬, 최기호, "컬러 특징을 이용한 내용기반 영상검색시스템의 설계 및 구현," *대한전자공학회논문지*, 제33권, 제6호, pp. 111-118, June 1996
- [14] A. K. Jain and A. Vailaya, "Image Retrieval using Color and Shape," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 8, pp. 1233-1244, 1996.
- [15] R. S. Gray, *Content-based Image Retrieval: Color and Edges*, Dartmouth PCSTR95-252, 1995.
- [16] G. Healey, "Segmenting Images using Normalized Color," *IEEE Trans. Syst. Man and Cybernet.*, vol. 21, no. 1, pp. 64-73, 1992.
- [17] E. Bribiesca and A. Guzman, "Shape description and shape similarity for two dimensional reasons," *IEEE, Proc. of the Fourth Int'l Joint Conf. on Pattern Recognition, Kyoto*, Nov. 7-10, pp. 608-612, 1978.
- [18] V. Seferidis and M. Chanbari, "Generalized block estimation," *SPIE, Visual Communications and Image Processing '92*, vol. 1818, pp. 110-118, 1992.
- [19] M. Ghanbari, "The cross-search algorithm for motion estimation," *IEEE, Trans. on Communications*, vol. 38, no. 7, pp. 950-953, July 1990.

 저 자 소 개

姜鉉仁(正會員) 第34卷 S編 第8號 參照

白光烈(正會員) 第34卷 S編 第8號 參照



朱容完(正會員)

1969년 5월 7일생. 1995년 2월 : 부산대학교 전자공학과 졸업. 1997년 8월 : 부산대학교 대학원 졸업(공학석사). 1999년 현재 : 부산대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학. 1997년 2월~1999년 현재 : 하나정보기술

(주) 주임연구원