

論文2003-40SP-1-3

웨블릿 변환기법을 이용한 내용기반 컬러영상 검색시스템 구현

(Implementation of Content Based Color Image Retrieval System using Wavelet Transformation Method)

宋碩珍*, 李喜奉**, 金孝成*, 南基坤***

(Seok-Jin Song, Hee-Bong Lee, Hyo-Sung Kim, and Ki-Gon Nam)

요 약

본 논문에서는 사용자가 질의를 원하는 물체 영역을 선택하면 유사 물체를 영상 데이터베이스 내에서 검색할 수 있는 내용기반 영상검색 시스템을 구현하였다. 질의영상은 색상성분과 그레이성분으로 나누어져 웨블릿 변환되고 색상성분에서는 컬러 오토코릴로그램과 분산으로 색상특성을 추출한다. 그리고 그레이성분에서는 오토코릴로그램과 GLCM을 통해 질감특성을 추출한다. 이렇게 구한 2개 성분에서의 특성들을 이용하여 데이터베이스내의 영상들과 각각 유사도를 비교하여 검색하게 된다. 이때 각 유사도에 가중치를 적용하였다. 한 가지 성분보다 두 가지 성분에서 특성을 구하여 각각의 단점을 보완하였고 실험 결과에서도 소환성(recall) 및 정확성(precision)이 향상됨을 볼 수 있었다. 또한 가중치를 적용함으로써 검색 효율이 개선되었다. 그리고 데이터베이스내 영상들의 여러 특성을 특성 라이브러리내에 자동 색인화 시킴으로써 고속의 영상 검색이 가능하였다.

Abstract

In this paper, we implemented a content-based image retrieval system that user can choose a wanted query region of object and retrieve similar object from image database. Query image is induced to wavelet transformation after divided into hue components and gray components that hue features is extracted through color autocorrelogram and dispersion in hue components. Texture feature is extracted through autocorrelogram and GLCM in gray components also. Using features of two components, retrieval is processed to compare each similarity with database image. In here, weight value is applied to each similarity value. We make up for each defect by deriving features from two components beside one that elevations of recall and precision are verified in experiment results. Moreover, retrieval efficiency is improved by weight value. And various features of database images are indexed automatically in feature library that make possible to rapid image retrieval.

Keyword : Retrieval, Wavelet, Autocorrelogram, GLCM

* 學生會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engineering, Pusan Nat'l Univ)

** 準會員, 三星電子 産業株式會社

(Samsung Electronics Industries Co., Ltd.)

*** 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engineering, Pusan Nat'l Univ)

接受日字:2002年6月11日, 수정완료일:2002年12月2日

I. 서 론

최근 멀티미디어 기술과 저장매체의 급격한 발전으로 인해 디지털화된 데이터들이 기하급수적으로 생성되고 있다. 따라서 이들 데이터들을 대용량의 데이터베이스에 저장하고 효율적으로 관리할 필요가 요구되고 있다. 근래에는 텍스트 정보뿐만 아니라 VOD(Video

On Demand), 디지털 라이브러리, 홈쇼핑 등 매체가 융합된 디지털 멀티미디어 정보를 다루는데 이는 방대할 뿐 아니라 분산화 되어 관리 및 검색이 용이하지 않다. 이들 데이터들을 신속, 용이하게 검색하는 방법은 현재 다양하게 연구되고 있는데 영상 부문의 검색에 있어서는 우선 텍스트기반 영상 검색법이 있다. 이는 사용자가 입력한 키워드를 이용하는 키워드 매칭의 방법으로 각 영상의 적절한 키워드를 사용자가 부여해야 하기 때문에 데이터베이스 용량이 커질수록 일일이 각각의 영상들에 대해 문자로 기술하여 색인화 하는게 힘들 뿐 아니라 색인정보의 일관성과 객관성이 보장되지 않는다는 단점이 있다^[1,2]. 요즘에는 영상 특징(feature)을 이용하는 내용기반 영상 검색법이 널리 연구되고 있는데 영상 특징은 크게 기본적인(primitive)방법과 논리적인(logical)방법인 두 개의 카테고리를 가진다. 기본적인 방법은 영상에 있어서 물체 중심점이나 경계 같은 영상 특징을 추출하는 것이다. 논리적인 방법은 영상의 추상적 개념을 검색에 이용하는 것으로 영상을 표명하는 더 깊은 범위의 의미라고 할 수 있고 자동으로 추출하기 어렵다. 기본적인 방법에 있어서 질의 클래스로는 컬러, 텍스처, 모양, 공간제약정보(spatial constraints)등이 사용될 수 있다. 하지만 영상을 정확히 분석하여 특징을 추출하기 위해서는 많은 계산이 필요하고 자동 색인화(automatic indexing)가 되어야 하는 등의 어려움이 있다. 따라서 최근에는 이들 특징들을 조합할 뿐 아니라 컴퓨터 그래픽, 영상처리, DB관리 시스템, 정보 검색 시스템 등 다양한 분야에서 아이디어를 모색하고 있다^[3,4]. 대표적인 영상검색 시스템으로는 IBM에서 개발한 이미지 및 동영상 검색엔진 QBIC시스템이 있는데 내용과 더불어 스케치, 사용자가 구성한 질의화상, 칼라, 레이아웃이나 구조적 묘사, 예제화상, 아이콘이나 그래픽 정보를 기반으로 한 대규모 데이터베이스 질의가 가능하도록 개발하였다^[5]. 그리고 Virage사에서 개발한 Virage는 API를 제공하는 텍스트, 정지영상 및 동영상 검색엔진이다^[6]. 또한 미국 콜롬비아 대학의 VisualSEEK는 인터넷에서 정보를 검색할 수 있는데 초기화면에는 저장하고 있는 데이터를 분류한 메뉴화면이 뜨고 이를 통해 주제별로 검색할 수도 있다^[7]. 이와 함께 지원되는 검색지원 기능은 키워드 검색, 특징기반 검색이 가능하다. 그러나 위의 영상검색시스템들은 대체로 영상의 낮은 차원의 특징을 검색에 이용하고 있으며, 최근 들어 객체 차원의 특징을 이용한 검색

에 대한 연구가 진행되고 있다.

일반적으로 사용자가 영상 내에서 검색하고자 할 때 영상 전체가 아닌 영상 일부분을 검색하고자 할 경우가 많다. 따라서 본 논문에서는 사용자가 시각적인 예를 제시하는 방식(query by example)으로 질의영상(query image)을 선택할 때 영상 전체 뿐만 아니라 영상 내의 다양한 물체에 대해 질의를 원하는 물체영역만을 간단히 선택, 추출하여 유사물체를 영상 데이터베이스 내에서 검색할 수 있도록 하였다. 이때 영상간의 유사치에 자동가중치를 적용하여 보다 정확한 검색을 시도하였다. 그리고 영상 데이터베이스내의 영상들을 특성 라이브러리(feature library)내에 자동 색인화하여 고속 검색이 가능하였다.

II. HSV변환과 웨이블릿(WAVELET)변환

전체 시스템 블록도는 <그림 1>과 같다. 원하는 질의영상을 선택하면 HSV변환하여 색상성분과 명도(Value), 즉 그레이성분으로 나누어 영상을 구성한 뒤 웨이블릿 변환 시킨다. 그리고 색상성분을 가진 영상에서 컬러 오토코릴로그램과 분산특성을 추출하고 그레이영상에서 그레이 오토코릴로그램과 GLCM(gray level co-occurrence matrix) 특성을 추출한다. 그리하여 추출된 특성들을 이용하여 데이터베이스의 영상들과 유사도를 구하여 검색된 영상을 디스플레이 한다.

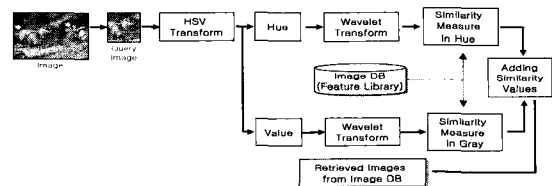


그림 1. 전체시스템 블록도
Fig. 1. Block diagram of general system.

1. HSV변환(HSV transformation)

선택된 질의영상은 화상처리 장치의 하드웨어에 적합한 RGB 세가지 기본색에 의한 좌표계로 표현되어 있다. 그러나 이 좌표계에서 색상들은 서로 영향을 끼치고 색요소를 변화시키기에 알맞지 않다. 또한 XYZ 좌표계는 색도의 선형성이 떨어지고 색포화도의 비선형성으로 인해 처리가 어렵고 이외의 YIQ, YUV, YCrCb 및 HSV 등의 좌표계가 있다. 그중 HSV 좌표계는 인

간의 색인지를 가장 잘 표현해 주며 통일성(uniformity), 간결성(compactness), 완전성(completeness), 자연성(naturalness)을 모두 만족시킨다^[8]. 또한 조명의 변화에 강인하므로 조명의 영향이 큰 영상분할에 있어서도 효과적이다. HSV 좌표계는 원뿔형으로 간단히 표현될 수 있는데 색상은 0°에서 360°의 범위를 가진 각도로 나타낼 수 있고 채도는 0에서 1까지의 범위를 가지는 반지름으로 나타낸다. 명도는 z축에 해당하는데 1일때는 검정색을, 0일때는 흰색을 표시한다. RGB 공간에서 HSV로의 일반적인 변환식은 다음과 같다^[9].

$$\begin{aligned} I &= \frac{(R+G+B)}{3} \\ S &= 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R+G+B)] \\ H &= \text{COS}^{-1} \left[\frac{[(R-G) + (R-B)]/2}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right] \\ \text{if } B > G, H &= 360^\circ - H \end{aligned} \quad (1)$$

2. 웨블릿변환

최근 신호처리나 압축 분야에서 많이 연구되고있는 웨블릿 변환은 다해상도(multi-resolution)로 영상을 분해한 후 생성되는 부분대역(subband)들을 분석함으로써 질감정보 등의 영상정보를 얻을 수 있는 방법이다. 웨블릿 이론의 주된 개념은 스케일링함수(scaling function)와 웨블릿함수의 확장(scaling)과 천이(translating)에 있으며 웨블릿변환의 기저함수(basis function)는 스케일링 함수 $\phi(x)$ 의 스케일링 매개변수를 확장하고 천이함으로써 생성된다^[10]. 웨블릿 함수에서는 마더 웨블릿(MOTHER wavelet)이라 불리는 $\Psi(x)$ 함수의 확장과 천이를 통해 얻어지는 $\Psi_{m,n}(x)$ 는 다음과 같다^[11].

$$\Psi_{m,n}(x) = 2^{-\frac{m}{2}} \Psi(2^{-m}x - n) \quad (2)$$

여기서 m, n 은 정수이다. 정규직교(orthonormal)성질에 의해 신호 $f(x)$ 의 웨블릿 계수(wavelet coefficient)는 다음 식에 의해 계산된다.

$$c_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \Psi_{m,n}(x) dx \quad (3)$$

그리고 합성식은 아래 식과 같다.

$$f(x) = \sum_{m,n} c_{m,n} \Psi_{m,n}(x) \quad (4)$$

식 (4)의 이들 웨블릿 계수로부터 $f(x)$ 를 복구하는데 이용한다. 머더 웨블릿 $\Psi(x)$ 를 만들기 위해 우선 스케일링 함수 $\phi(x)$ 를 결정하는데 식 (5)와 같이 그림 2는 스케일링 함수와 그에 따른 저주파 및 고주파 대역통과 필터의 예를 나타낸다.

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \phi(2x - k) \quad (5)$$

웨블릿 함수 $\Psi(x)$ 는 스케일링 함수에 관계되고 식 (6)과 같다.

$$\Psi(x) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \phi(2x - k) \quad (6)$$

여기서 $g(k) = (-1)^k h(1-k)$ 이다.

계수 $h(k), g(k)$ 는 주어진 이산(discrete) 웨블릿변환에 있어 중요한 역할을 한다. 웨블릿 변환을 수행하는 것은 $\phi(x)$ 와 $\Psi(x)$ 의 확실한 형태를 요구하는 것이 아니고 단지 $h(k)$ 와 $g(k)$ 에 의존한다. 2차원 영상의 웨블릿 변환은 <그림 3>의 대역분해 부분에서 나타난 것과 같이 필터뱅크 구조를 구성하여 수평방향과 수직방향으로 1차원 이산 웨블릿 변환을 반복적으로 수행해서 얻어진다. 표시된 LL, LH, HL, HH는 분해된 대역을 나타낸다. 첫번째 영문자는 영상을 수평방향으로 필터링하는 방법을, 두번째 영문자는 수직방향으로 필터링하는 방법을 의미한다. 이때 L과 H는 각각 저주파 대역통과 필터와 고주파 대역통과 필터를 이용하여 필터링함을 의미한다. 분해 과정에서는 먼저 입력 영상을 수평 방향에 대해서 각각 저주파대역통과 필터링과 고주파 대역통과 필터링하여 저주파 대역과 고주파 대역으로 분해한다. 그리고 분해된 각각의 저주파 대역과 고주파 대역에 대하여 다시 수직방향으로 저주파 대역통과 필터링과 고주파 대역통과 필터링한 후에 다운 샘플링하여 분해대역 LL, LH, HL, HH를 얻는다^[12]. 분

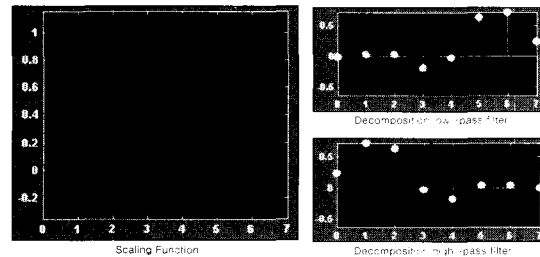


그림 2. 스케일링함수와 필터분해

Fig. 2. Scaling function and filter decomposition.

논문에서는 머더웨이블릿이 daubechies인 db8을 사용하고 1단계 분해하였는데 분해능이 높을수록 크기가 줄어 검색시간이 단축되지만 정확성이 낮아지는 단점이 있다.



그림 3. 웨블릿 부대역 분해도
Fig. 3. Wavelet subband decomposition diagram.

III. 그레이성분에 의한 유사도 측정

그레이영상을 웨블릿 변환시킨 다해상 그레이영상에서 수평 수직 저역통과 필터를 적용한 LL영역은 원 영상의 정보를 가진 축소영상이다. 따라서 화소간의 공간적 특성을 반영하는 오토코릴로그램을 구하면 계산량과 시간을 줄일 수 있다. 그리고 LH, HL, HH 각각의 대역에서 GLCM을 통해 질감정보를 구한다.

1. 밴디드 오토코릴로그램

(1) 오토코릴로그램의 정의

히스토그램은 영상의 색상 분포도를 나타내므로 공간적 상호관계에 대한 정보는 포함하지 않는다. 반면 오토코릴로그램은 영상의 각 화소가 갖는 색상의 공간적 상호관계가 거리에 따라 어떻게 변하는지를 나타낸다. 즉, 오토코릴로그램은 공간으로 확장된 히스토그램의 한 종류로 볼 수 있으며 보는 위치, 카메라줌 변화에 의한 모양 변화에도 강인한 특징을 보인다^[13].

$n \times n$ 의 크기를 갖는 영상을 I 로 두고 I 의 색상을 m 개의 색상으로 양자화 시킨다. 영상 I 내의 위치 (x, y) 에서의 화소를 p 라고 두고 $I(p)$ 로 나타낸다. 따라서 $p \in I_c$ 는 $p \in I, I(p) = c$ 와 같은 의미를 갖는다. 여기서 c 는 화소의 색상을 나타낸다. 내용 전개의 편리를 위하여 두 화소 $p_1 = (x_1, y_1), p_2 = (x_2, y_2)$ 사이의 거리를 다음과 같이 정의한다^[13].

$$|p_1 - p_2| \triangleq \max\{|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|\} \quad (7)$$

그리고 집합 $\{1, 2, \dots, n\}$ 은 $[n]$ 으로 정의한다. 거리를 $d \in [n]$ 로 먼저 고정을 시킨 후 $i \in [m], k \in [d]$ 인 조건을 만족하는 영상 I 의 오토코릴로그램은 다음식과 같다.

$$\gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I) \triangleq \rho_{I_c, p_1, p_2 \in I_c} \left[p_2 \in I_c, \|p_1 - p_2\| = k \right] \quad (8)$$

식 (8)은 영상에서 색상이 c_i 인 임의의 화소가 주어질 때, $\gamma_{c_i, c_j}^{(k)}$ 은 주어진 화소로부터 거리 k 만큼 떨어진 화소의 색상이 c_j 일 확률을 나타낸다.

(2) 오토코릴로그램 구하는 방법

오토코릴로그램을 구할 때 빠른 계산을 위해서 병렬 처리 방법을 채택했다. 오토코릴로그램을 계산하기 위해서 먼저 식 (9)를 통해서 조건을 만족하는 $\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I)$ 을 구한다.

$$\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I) \triangleq \left\{ p_1 \in I_c, p_2 \in I_c, \|p_1 - p_2\| = k \right\} \quad (9)$$

$\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I)$ 는 색상 c_i 을 갖는 모든 화소에 대해서 거리 k 이고 화소색상이 c_j 인 화소총합을 나타내며 계산한 후 다음을 구한다.

$$\gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I) = \frac{\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I)}{8k h_c(I)} \quad (10)$$

여기서 분모의 $8k$ 는 주변화소 갯수를, $h_c(I)$ 는 색상 c_i 인 히스토그램이므로 분모는 임의의 화소로부터 거리가 k 인 화소의 총합을 나타낸다. $k \in [d]$ 을 만족하는 각 k 에 대해서 색상 c_i 인 $p_1 \in I$ 와 색상 c_j 인 $p_2 \in I$ 가 $|p_1 - p_2| = k$ 을 만족하는 경우의 개수를 구한 후 룩업테이블(lookup table)을 만든다.

(3) 밴디드 오토코릴로그램

밴디드 오토코릴로그램은 다음 식 (11)과 같이 정의된다.

$1 \leq k \leq b$ 에 대해

$$\gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I) \triangleq \sum_{k'=kb}^{(k+1)b-1} \gamma_{c_i, c_j}^{(k')}(I) \quad (11)$$

밴드드 오토코릴로그램은 오토코릴로그램보다 덜 세밀한 정보를 가지지만 검색성능이나 다른 활용에 있어서 별 차이가 없을 뿐 아니라 식 (11)에서 보듯 계산 후 룩업 테이블내 저장 데이터량이 작아져 수행속도가 빨라진다. 본 실험에서는 밴드드 컬러 오토코릴로그램 알고리즘을 수행하여 나온 질의영상과 타겟영상 각각의 룩업 테이블에 최소거리법을 적용하여 유사도를 측정한다.

2. GLCM(gray level co-occurrence matrix)

질감은 2차원 공간적인 특성도 가지므로 단순한 1차원의 히스토그램 방법으로 영상의 질감 특성을 분석하는 것보다 이러한 공간적인 특성을 이용하는 것이 효율적인데 마코프 랜덤필드 모델, 자기상관 함수, 인간시각 특성에 기반한 가보(Gabor)필터와 웨블릿 변환을 통해서 추출하기도 한다. 본 논문에서는 GLCM으로 알려진 2차원 의존관계 매트릭스를 웨블릿 변환된 대역인 LH, HL, HH에 적용하여 각 영역에서의 질감정보를 구한다. 그리고 데이터베이스내 영상의 해당 영역과 각각 유사도를 계산하여 최대 유사도를 선택한다. 이는 비슷한 질감을 가진 대역끼리 비교하는 것이 보다 정확한 검색이 되기 때문이다.

GLCM를 $P(i, j)$, 변위벡터(displacement vector)를 $d=(dx, dy)$ 로 두고 그레이레벨 i, j 를 가지는 변위 d 만큼 떨어진 모든 픽셀쌍을 계산한다^[5]. 예로 그레이레벨 0,1,2를 가지는 5×5이미지가 있다면 $P(i, j)$ 는 3×3 매트릭스이고 위치 오퍼레이터(position operator)가 (1,1)이라면 1개 픽셀은 오른쪽이고 하나의 픽셀은 밑이다. 따라서 5×5이미지에서는 16개 픽셀쌍이 있고 결국 첫째 픽셀값이 i 이고 변위 d 만큼 떨어진 픽셀값이 j 인 픽셀쌍을 계산하게 된다. 구한 $P(i, j)$ 를 이용하여 다음과 같은 특성을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} Entropy &= -\sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j) \\ Energy &= \sum_i \sum_j P^2[i, j] \\ Contrast &= \sum_i \sum_j (i-j)^2 P(i, j) \\ Homogeneity &= \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1+|i-j|} \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)의 Entropy는 그레이 레벨분포의 랜덤을 측정하는데 모든 $P(i, j)$ 가 비슷한 크기가 가지면 값이 크고 $P(i, j)$ 이 불균형(unequal)할때는 작을 것이다. Contrast는 영상의 지역적 변화성(local variations)을 측정할 수

있다. 많은 변화가 있다면 $P(i, j)$ 는 그레이 레벨 분포를 나타내는 주축으로부터 떨어져 있고 Contrast 값은 높게된다.

IV. 색상성분에 의한 유사도 측정

색상정보를 가진 컬러영상을 웨블릿변환시킨 다해상 영상에서 LL영역에서 컬러 오토코릴로그램을 구하고 LH, HL, HH 각각의 대역에서는 분산을 구한다.

1. 컬러 오토코릴로그램과 분산

컬러 오토코릴로그램은 색상의 공간적인 상호 관계를 나타낸다. 따라서 영상검색에 있어 질의영상의 그레이정보 뿐만 아니라 색상정보 특성을 이용할 수 있는데 III-1절에서의 방법과 같이 컬러 오토코릴로그램을 구하게 된다. 분산은 질의영상의 평균적인 색상에 대해 분산 정도 즉 뭉침 상태를 나타내는 특징으로 다음 식과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \text{평균 } m &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_i \quad (i = \text{pixel}, g = \text{level}) \\ \text{분산 } \sigma^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - m)^2 \end{aligned} \quad (13)$$

LL, HL, LH 영역에서 구한 분산은 데이터베이스내 영상의 해당 영역과 각각 유사도를 계산하고 최대 유사도를 선택한다.

V. 실험 및 결과

내용기반 영상검색 시스템은 정확하게 매칭되는 영상과 함께 유사한 영상을 찾는데 중점이 주어진다. 따라서 아직 여러 성능을 측정하는 뚜렷한 표준이 없으나 일반적으로 유사매칭을 수행하는 시스템의 평가로 소환성 및 정확성 측정방법을 많이 사용한다. 소환성과 정확성은 다음 식 (14)와 같이 정의될 수 있다.

- a = Retrieved and Relevant (Detection)
- b = Retrieved and Not Relevant (False Alarm)
- c = Not Retrieved and Relevant (Miss)
- d = Not Retrieved and Not Relevant

$$\begin{aligned} \text{소환성} &= P(b | a) = \frac{P(a \cap b)}{P(a)} = \frac{a}{a+c} \\ \text{정확성} &= P(a | b) = \frac{P(a \cap b)}{P(b)} = \frac{a}{a+b} \end{aligned} \quad (14)$$

즉, 소환성은 데이터베이스내의 관련된 영상을 몇 개 검색하였는가를 나타내고 정확성은 검색된 영상 중 제대로 찾은 영상의 비율을 나타낸다. 이 결과를 적용하기 위해 미리 질의영상을 주었을 때 검색을 희망하는 영상을 선별해야 한다. 성능실험은 영상 데이터베이스내에 동물, 식물, 물건 등 30종류의 450여개 영상을 256×256크기로 정규화 한 뒤 실험을 하였다. 그리고 고속 검색을 위해 구현된 프로그램에서는 각 영상의 특성 데이터를 자동으로 미리 추출하여 특성 라이브러리에 색인화하여 저장하였다.

<그림 4>는 Visual C++6.0으로 구현한 프로그램으로 질의영상의 추출 및 특성분석 그리고 그에 대한 검색 결과를 나타내는 것이다. 그레이성분, 색상성분만을 각각 사용한 검색방법과 제안한 두 가지방법을 결합한 검색방법에 대한 소환성 및 정확성에 대한 결과는 <그림 5>와 같다. 영상마다 특성이 다양하지만 <그림 5>에서 보듯 제안한 방법이 대부분의 실험영상에서 소환성 및 정확성에서 우수함을 알 수 있다. 이는 영상검색에 있어서 색상특성과 그레이의 질감특성을 함께 사용하면 검색능력이 더욱 향상됨을 나타낸다. 그리고 비슷한 물체이지만 색상이 다른 물체일 때도 어느 정도 검색도 가능하다. <표 1>은 영상데이터베이스내의 1~10번 영상에 대한 각 방법의 실험결과 측정치이다. <그림 6>은 가중치 여부에 따른 성능비교를 나타낸다. 유사치가 0.7미만일 때는 1배, 0.7~0.79일 때는 1.2배, 0.8~0.89일 때는 1.4배, 0.9이상일 때는 1.6배를 곱하였다. 가중치 적용이 모든 영상에 효과를 나타내지는 않았으나 전체 데이터베이스영상에 대해 소환성 면에서는 65%이상, 정확성면에서는 75%이상의 영상에 성능향상을 가져왔다. 정확성면이 좀더 나은 결과를 보이는 것은 유사할수록 더욱 큰 유사치를 부여함으로써 다른 유사영상과의 유사도 차이값을 좀더 크게 만들기 때문이다.

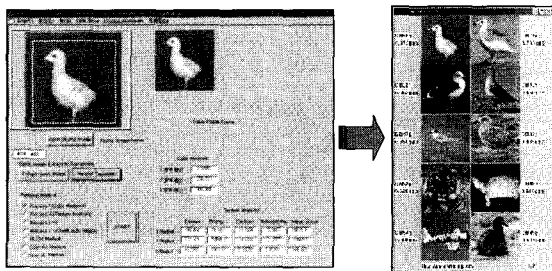


그림 4. 구현된 프로그램 및 검색결과 예
Fig. 4. Implemented program and example of retrieval result.

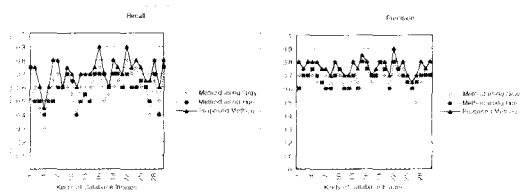


그림 5. 제안한 방법과의 소환성,정확성 비교
Fig. 5. Recall and precision comparison with proposed method.

표 1. 제안한 검색방법에 대한 소환성,정확성 비교표

Table 1. Recall and precision comparison table with proposed retrieval method.

영상 종류	측정	소환성/정확성 측정값		
		그레이성분 사용방법	색상성분 사용방법	제안된 검색방법
1		0.5/0.7	0.75/0.6	0.75/0.8
2		0.6/0.75	0.5/0.7	0.75/0.75
3		0.45/0.8	0.5/0.7	0.6/0.8
4		0.3/0.7	0.4/0.75	0.45/0.8
5		0.55/0.65	0.5/0.7	0.6/0.8
6		0.65/0.65	0.5/0.65	0.8/0.75
7		0.7/0.7	0.6/0.6	0.8/0.75
8		0.6/0.6	0.6/0.6	0.6/0.7
9		0.6/0.8	0.7/0.7	0.75/0.8
10		0.55/0.7	0.65/0.75	0.7/0.75

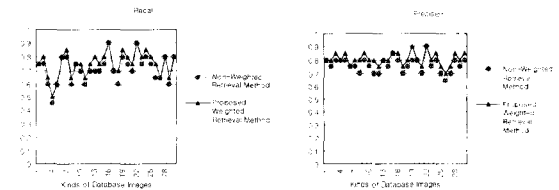


그림 6. 제안한 가중치 적용 검색방법과의 소환성,정확성 비교
Fig. 6. Recall and precision comparison with proposed weighted retrieval method.

VI. 결 론

내용기반 영상검색에서는 유사 영상들간의 색상,위치, 크기, 배경 변화 등을 고려해야 하므로 정확한 검색이 어렵다. 따라서 데이터베이스내의 영상들을 어떤 방식으로 검색할 것인가에 따라 다양한 방법과 알고리즘이 제시될 수 있다. 영상의 특징은 다양하게 추출될 수 있

으므로 한 가지 방법만으로 유사영상을 찾기보다는 검색처리 과정에서 최적의 방법들을 결합함으로써 효과적인 검색이 가능하다. 본 논문에서는 사용자가 질의영역을 선택하고 이를 데이터베이스내의 유사영상을 검색하는 시스템을 구현하였다. 이때 질의영상의 그레이 성분에서 뿐만 아니라 색상성분에서도 특성을 구해 유사도를 비교함으로써 소환성과 정확성 면에서 성능향상을 가져왔다. 또한 가중치를 적용함으로써 보다 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] 김강욱, 박종호, 황창식, "영상특징들에 자동가중치부여를 이용한 검색성능개선", *전자공학회논문지*, 제37권 SP편, 제11호, pp. 17~18, 2000년 11월
- [2] 정원일, 박정찬, 최기호, "칼라특징을 이용한 내용기반 화상검색시스템의 설계 및 구현", *전자공학회논문지*, 제33호 B편, 제6호, pp. 111~112, 1996년 6월
- [3] Kozaburo Hachimura, "Retrieval of Paintings Using Principal Color Information", *IEEE Proceedings of ICPR*, 1996.
- [4] Arnold W.M.Smeulders, "Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years", *IEEE Transaction on PAMI*, Vol. 22, No. 12, pp. 1349~1352, December, 2000.
- [5] <http://www.qbic.almaden.ibm.com/~qbic/>
- [6] <http://www.virage.com>
- [7] <http://www.ctr.columbia.edu/visualseek/>
- [8] J.R.Smith, "Integrated Spatial and Feature Image Systems: Retrieval, Analysis and Compression", *Ph.D.thesis*, Graduate School of Arts and Sciences, Columbia University, pp. 15~17, February, 1997.
- [9] Jain, Kasturi, Schunck, "Machine Vision", McGRAW-HILL, USA, pp. 280~284, 2000.
- [10] 윤정모, 김상연, "Wavelet변환을 이용한 영상 압축 및 검색시스템의 구현", *대한전자공학회 논문지*, 제38권 CI편, 제4호, pp. 51~54, 2001년 7월
- [11] Tianhorng Chang and C.-C. Jay Kuo, "Texture Analysis and Classification with Tree-Structured Wavelet Transform", *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol.2, No.4, pp. 430~434, October, 1993.
- [12] Jia-Lin Chen and Amlan Kundu, "Rotation and Gray Scale Transform Invariant Texture Identification Using Wavelet Decomposition and Hidden Markov Model", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, No.2, pp. 209~211, February, 1994.
- [13] Jing Huang, S.R.Kumar, M.Mitra, Wei-Jing Zhu, "Spatial color indexing and applications," *Computer Vision, Sixth International Conference*, pp.602~607, 1998.
- [14] 이희봉, 이창주, 설성욱, 남기곤, 이철현, "Autocorrelogram을 이용한 물체추적성능향상을 위한 알고리즘", *대한전자공학회 한국통신학회 부산경남지부 추계합동학술 논문지*, pp. 203~212, 2000
- [15] Jain, Kasturi, Schunck, "Machine Vision", McGRAW-HILL, USA, pp.280~284, 2000.

저 자 소 개



宋碩珍(學生會員)

1993년 2월: 동의대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1996년 3월~1998년 8월: 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1998년 9월~현재: 부산대학교 전자공학과박사과정. <주 관심분야: 영상검색, 멀티미디어 등>



李 暉 奉(準會員)

1999년 2월: 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사). 2000년 3월~2002년 2월: 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 2002년 3월~현재: 삼성전자 근무. <주 관심분야: 영상신호처리, 멀티미디어 등>



金 孝 成(學生會員)

1998년 2월 : 동서대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1998년 3월~2000년 2월: 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 2000년~현재:부산대학교 전자공학과 박사과정.
<주관심분야 : 3차원복구,패턴인식>



南 基 坤(正會員)

1977년 2월:부산대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1981년 2월 부산 대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1989년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 현재 부산대학교 전자공학과 교수. 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소 연구원. 한국 신호처리·시스템 학회 상임이사. <주관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식>