
복합적인 영상 특성을 이용한 영상 검색 시스템 구현

송석진* · 남기곤*

Implementation of Image Retrieval System using Complex Image Features

Seok-jin Song* · Ki-gon Nam*

요 약

현재 방송 및 인터넷분야에서는 멀티미디어 정보가 급격히 증가하고 있다. 본 논문에서는 멀티미디어 정보 중에서 정지영상 검색을 위해 사용자가 질의(query)를 원하는 물체영역을 선택한 후 유사물체를 영상 데이터베이스 내에서 검색할 수 있는 내용기반 영상검색 시스템을 구현하였다. 질의영상으로부터 우선 컬러특성을 추출하기 위해 제안한 방법으로 색상을 HSV 변환한 후 히스토그램을 구해 데이터베이스영상과 히스토그램 인터섹션을 통해 유사치를 구한다. 또한 질의영상을 그레이영상으로도 변환시켜 웨블릿 변환한 후 밴디드 오토코릴로그램과 GLCM을 통해 공간적 그레이분포와 질감특성을 추출하여 유사치를 구한다. 그리고 2개의 유사치를 더하여 최종 유사도를 결정하는데 이때 각 유사치에 가중치를 적용하였다. 질의영상으로부터 컬러영상 특성뿐만 아니라 그레이영상 특성도 파악하여 단점을 보완하였고 실험결과에서도 소환성(recall) 및 정확성(precision)이 향상됨을 볼 수 있었다. 또한 가중치를 적용함으로써 검색효율이 개선되었다.

ABSTRACT

Presently, Multimedia data are increasing suddenly in broadcasting and internet fields. For retrieval of still images in multimedia database, content-based image retrieval system is implemented in this paper that user can retrieve similar objects from image database after choosing a wanted query region of object. As to extract color features from query image, we transform color to HSV with proposed method that similarity is obtained it through histogram intersection with database images after making histogram. Also, query image is transformed to gray image and induced to wavelet transformation by which spatial gray distribution and texture features are extracted using banded autocorrelogram and GLCM before having similarity values. And final similarity values is determined by adding two similarity values. In that, weight value is applied to each similarity value. We make up for defects by taking color image features but also gray image features from query image. Elevations of recall and precision are verified in experiment results.

키워드

Retrieval, HSV, Wavelet

I. 서론

현대사회는 첨단정보화 사회라고 할 만큼 멀티미디어의 급격한 발전과 더불어 방송 및 인터넷은 생활의 일부분이 되었다. 이에 따라 기하급수적으로 생성된 디지털화된 데이터들은 대용량의 데이터베이스에 저장되며 이를 효율적으로 관리할 필요가 대두되었다. 방송과 인터넷분야에 있어서는 멀티미디어 데이터베이스로부터 사용자가 원하는 영상, 오디오 정보 등을 쉽고 빠르게 검색할 수 있는 방법의 요구가 더욱 증대되고 있으며 기존의 정보관리 시스템보다는 데이터의 저장, 전송, 디스플레이 등을 위한 멀티미디어 정보시스템이 성능에 있어서 우수해야 한다. 현재 이와 관련된 다양한 방법들이 활발히 연구되고 있는데 특히 영상 데이터베이스로부터 원하는 것을 찾는 영상검색 방법은 새로운 분야로 각광받고 있다. 영상검색 기술은 영상을 분석하여 특징을 추출한 다음 이를 색인화(index)하는 기술과 유사한 특징을 가지는 영상을 검색하는 기술로 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 그리고 영상검색을 하는 방법에 있어서 텍스트기반과 내용기반 영상검색 방법이 있다. 최근에는 색상, 질감, 모양 등의 특징들을 조합할 뿐 아니라 지식기반 시스템, 영상처리, DB관리 시스템, 정보검색 시스템 등 다양한 분야에서 아이디어를 모색하고 있다[1]. 대표적인 영상검색 시스템으로는 IBM에서 개발한 이미지 및 동영상 검색엔진 QBIC가 있고 [2] Virage사에서 개발한 Virage는 API를 제공하는 텍스트, 정지영상 및 동영상 검색엔진이다[3]. 또한 미국 Columbia대학의 VisualSEEK는 인터넷에서 정보를 검색할 수 있는데 초기화면에는 저장하고 있는 데이터를 분류한 메뉴화면이 뜨고 이를 통해 주제별로 검색할 수도 있다[4].

본 논문에서는 사용자가 시각적인 예를 제시하는 방식(query by example)으로 질의영상을 선택할 때 영상 전체뿐만 아니라 영상내의 다양한 물체에 대해 질의를 원하는 물체영역만을 간단히 선택, 추출하여 유사 물체를 영상 데이터베이스 내에서 검색 가능하게 구현하였다. 그리고 영상 데이터베이스내의 영상들을 특성 라이브러리(feature library)내에 자동 색인화하여 고속의 검색이 가능하였다.

II. HSV변환과 히스토그램 인터섹션

1. HSV 변환(HSV transformation)

전체 시스템 블록도는 그림 1과 같다. 원하는 질의 영상을 선택하면 컬러 영상의 특성을 추출하기 위해 HSV 변환하여 제안한 방법으로 양자화한다. 이때 몇 가지 변환식 중 양자화하기 쉬운 Travis 방식으로 아래 식(1)에 따라 그림 2처럼 간단히 변환한다[5].

$$V = \max(r, g, b), \quad S = \frac{V - \min(r, g, b)}{V}$$

$$r' = \frac{V - r}{V - \min(r, g, b)}, \quad g' = \frac{V - g}{V - \min(r, g, b)},$$

$$b' = \frac{V - b}{V - \min(r, g, b)} \quad (\text{with } = r', b', g') \quad (1)$$

$$h = 5 + b', \text{ if } r = \max(r, g, b) \text{ and } g = \min(r, g, b)$$

$$1 - g', \text{ if } r = \max(r, g, b) \text{ and } g \neq \min(r, g, b)$$

$$1 + r', \text{ if } g = \max(r, g, b) \text{ and } b = \min(r, g, b)$$

$$3 - b', \text{ if } g = \max(r, g, b) \text{ and } b \neq \min(r, g, b)$$

$$3 + g', \text{ if } b = \max(r, g, b) \text{ and } r = \min(r, g, b)$$

$$5 - r', \text{ otherwise}$$

$$H = h \times 60$$

그림 2에서 보듯이 RGB 좌표계의 한 픽셀이 HSV 좌표계로 변환시 Y축(V)의 명도단계와 X축(S)의 채도단계에 따라 변환되고 축의 끝으로 갈수록 값이 커진다. 그리고 각도(H)에 따라 색상이 달라진다. 제안한 방법에서는 HSV변환을 위해 채도(S)는 $0.1 \leq S < 0.4$, $0.4 \leq S < 0.7$, $0.7 \leq S \leq 1.0$ 하고 명도(V)는 $0.1 \leq V < 0.4$, $0.4 \leq V < 0.7$

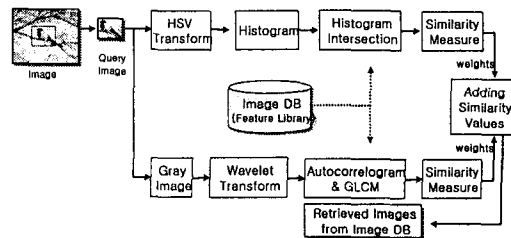


그림 1. 전체시스템 블록도
Fig 1. Block diagram of general system

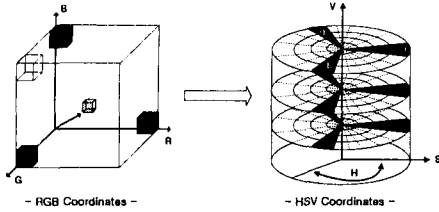


그림 2. HSV 좌표계 변환
Fig 2. HSV coordinates transformation

0.7 ≤ V ≤ 1.0로 각각 3레벨 분할하였다. 그리고 색상 (H)는 국제적으로 널리 쓰이는 먼셀(Munsell) 색상 환에 따라 20색상 범위로 나누어 컬러 매핑표에 배정하였다[6]. 또한 무채색은 따로 컬러 매핑표에 5레벨로 할당하여 모두 185레벨로 양자화 하였는데 그 중 몇 가지 색은 표 1에 나타내었다.

표 1. 컬러 매핑표
Table 1. Color mapping table

| 색상 | 색도 | 채도 | 명도 |
|------|---------------|---------------|---------------|
| 빨강 | 0 ≤ H < 18 | 0.1 ≤ S ≤ 1.0 | 0.1 ≤ V ≤ 1.0 |
| 노랑 | 72 ≤ H < 90 | 0.1 ≤ S ≤ 1.0 | 0.1 ≤ V ≤ 1.0 |
| 녹색 | 144 ≤ H < 162 | 0.1 ≤ S ≤ 1.0 | 0.1 ≤ V ≤ 1.0 |
| 파랑 | 216 ≤ H < 234 | 0.1 ≤ S ≤ 1.0 | 0.1 ≤ V ≤ 1.0 |
| 보라 | 288 ≤ H < 306 | 0.1 ≤ S ≤ 1.0 | 0.1 ≤ V ≤ 1.0 |
| 흰색 | Don't Care | 0 ≤ S < 0.1 | 0.8 < V ≤ 1.0 |
| 밝은회색 | Don't Care | 0 ≤ S < 0.1 | 0.6 < V ≤ 0.8 |
| 회색 | Don't Care | 0 ≤ S < 0.1 | 0.3 < V ≤ 0.6 |
| 검은회색 | Don't Care | 0 ≤ S < 0.1 | 0.1 ≤ V ≤ 0.3 |
| 검정색 | Don't Care | Don't Care | 0 ≤ V < 0.1 |

2. 대표색상을 이용한 컬러 히스토그램 인터섹션

히스토그램은 색상분포에 대한 유사성을 효율적으로 비교할 수 있다. 구해진 컬러 히스토그램으로 데이터베이스내의 타겟영상들과 Swain과 Ballard가 제안한 히스토그램 인터섹션 기법으로 유사도를 측정한다[7]. 두 영상의 유사도 S는 식(2)와 같이 표현된다. 여기서 $H_q(j)$ 와 $H_t(j)$ 는 각각 질의영상과 타겟영상의 히스토그램이고 j는 빈을 나타낸다.

$$S = \sum_{j=1}^n \text{Min}(H_q(j), H_t(j)) \quad (2)$$

일반적으로 물체영역의 다양한 색상들은 일반적으로 대표색상 몇 가지로 표현될 수 있으므로 식(3)처럼 H_q 에서 가장 큰 빈 값을 가지는 10가지 색상을 대표색상으로 선택하여 타겟영상의 히스토그램 H_t 와 컬러 히스토그램 인터섹션을 취하여 계산량을 줄였다.

$$S_{HI} = \sum_{j=s_1}^{s_n} \text{Min}(H_q(j), H_t(j)) \quad (3)$$

여기서 $H_q(j)$ 와 $H_t(j)$ 는 각각 질의영상과 타겟영상의 히스토그램이고 j는 빈을 나타낸다. s는 질의영상 히스토그램 H_q 의 빈들 중에서 가장 큰 값을 가지는 10가지 빈으로 이는 대표색상을 의미한다.

III. 웨블릿 변환을 통한 밴디드 오토코릴로그램과 GLCM

1. 웨블릿 변환

웨블릿 이론의 주된 개념은 스케일링 함수와 웨블릿 함수의 확장과 천이에 있으며 웨블릿 변환의 기저함수는 스케일링 함수 $\phi(x)$ 의 스케일링 매개변수를 확장하고 천이함으로써 생성된다. 웨블릿 함수에서는 마더 웨블릿(MOTHER wavelet)이라 불리는 $\Psi(x)$ 함수의 확장과 천이를 통해 얻어지는 $\Psi_{m,n}(x)$ 는 다음과 같다[8].

$$\Psi_{m,n}(x) = 2^{-\frac{m}{2}} \Psi(2^{-m}x - n) \quad (4)$$

여기서 m, n은 정수이다. 정규직교성질에 의해 신호 $f(x)$ 의 웨블릿계수는 다음 식에 의해 계산된다.

$$c_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \Psi_{m,n}(x) dx \quad (5)$$

머더 웨블릿 $\Psi(x)$ 를 만들기 위해 우선 스케일링 함수 $\phi(x)$ 를 결정하는데 식 (6)과 같다.

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

웨블릿 함수 $\Psi(x)$ 는 스케일링 함수에 관계되고 식 (7)과 같다.

$$\Psi(x) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \phi(2x-k) \quad (7)$$

여기서 $g(k) = (-1)^k h(1-k)$ 이다. 2차원 영상의 웨블릿 변환은 그림 3의 대역분해 부분에서 나타난 것과 같이 필터뱅크 구조를 구성하여 수평방향과 수직방향으로 1차원 이산 웨블릿 변환을 반복적으로 수행해서 얻어진다. 표시된 LL, LH, HL, HH은 분해된 대역을 나타낸다. 첫번째 영문자는 영상을 수평방향으로, 두번째 영문자는 수직방향으로 필터링하고 L과 H는 각각 저주파 및 고주파 대역통과 필터를 이용함을 의미한다. 본 논문에서는 머더 웨블릿이 daubechies인 db8을 사용하고 1단계 분해하였다.

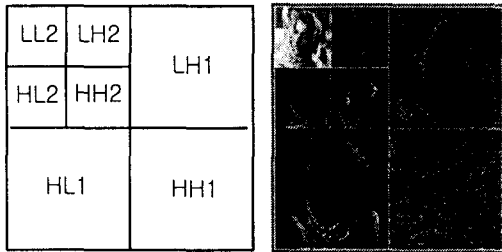


그림 3. 웨블릿 부대역 분해도
Fig 3. Wavelet subband decomposition diagram

2. 밴디드 오토코릴로그램

LL영역에서 오토코릴로그램을 구하면 계산량과 시간을 줄일 수 있다.

1) 오토코릴로그램 구하는 방법

오토코릴로그램은 영상의 각 화소가 갖는 색상의 공간적 상호관계가 거리에 따라 어떻게 변하는지를 나타낸다. 우선 $n \times n$ 의 크기를 갖는 영상을 I로 두고 I의 색상을 m개의 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 c는 화소의 색상을 나타낸다.

내용 전개에 편리를 위하여 두 화소 $p_1 = (x_1, y_1), p_2 = (x_2, y_2)$ 사이의 거리를 다음과 같이 정의한다[9].

$$|p_1 - p_2| \triangleq \max\{|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|\} \quad (8)$$

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 I의 오토코릴로그램은 다음 식과 같다.

$$\gamma_{c_i, c_i}^{(k)}(I) \triangleq P_r \left\{ p_2 \in I_{c_i} \mid |p_1 - p_2| = k \right\}_{p_1 \in I_{c_i}, p_2 \in I_{c_i}} \quad (9)$$

$$\Gamma_{c_i, c_i}^{(k)}(I) \triangleq \left\{ p_1 \in I_{c_i}, p_2 \in I_{c_i} \mid |p_1 - p_2| = k \right\} \quad (10)$$

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

$$\gamma_{c_i, c_i}^{(k)}(I) = \frac{\Gamma_{c_i, c_i}^{(k)}(I)}{8k h_{c_i}(I)} \quad (11)$$

여기서 분모의 $8k$ 는 주변화소 갯수를, $h_{c_i}(I)$ 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_i 인 $p_2 \in I$ 가 $|p_1 - p_2| = k$ 을 만족하는 경우의 개수를 구한 후 룩업테이블(lookup table)을 만든다.

2) 밴디드 오토코릴로그램
다음 식과 같이 정의된다.

$$1 \leq k \leq b \text{에 대해} \\ \tilde{\gamma}_{c_i, c_i}^{(k)}(I) \triangleq \sum_{k'=kb}^{(k+1)b-1} \gamma_{c_i, c_i}^{(k')}(I) \quad (12)$$

밴디드 오토코릴로그램은 오토코릴로그램에 비해 별 차이가 없고 계산량이 적어 수행속도가 빨라진다. 질의영상에서 구한 밴디드 오토코릴로그램 록업테이블은 데이터베이스내의 타겟영상의 록업테이블과 비교하여 유사도를 구하는데 식(13)과 같다.

$$S_{AC} = \sum \text{Min}(LT_{TI}, LT_{QI}) \quad (13)$$

LT_{TI} 는 타겟영상의 록업테이블이고 LT_{QI} 는 질의영상의 록업테이블이다.

3. GLCM(gray level co-occurrence matrix)

본 논문에서는 GLCM으로 알려진 2차원 의존관계 매트릭스를 웨블릿 변환된 영역인 LH, HL, HH에 적용하여 각 영역에서의 질감정보를 구한다. 그리고 데이터베이스 내 영상의 해당 영역과 각각 유사도를 계산하여 최대 유사도를 선택한다. GLCM를 $P[i, j]$ 라 두면 변위벡터를 $d=(dx, dy)$ 로 두고 그레이레벨 i, j 를 가지는 변위 d 만큼 떨어진 모든 픽셀쌍을 계산한다[10]. 변위벡터는 LH영역에 (0,1), HL영역에 (1,0), HH영역에는 (1,1)를 할당하였다. 그리고 구해진 $P[i, j]$ 를 이용하여 다음과 같은 특성을 구할 수 있다[10].

$$\begin{aligned} Entropy &= - \sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j], \\ Energy &= \sum_i \sum_j P^2[i, j] \\ Contrast &= \sum_i \sum_j (i-j)^2 P[i, j], \\ Homogeneity &= \sum_i \sum_j \frac{P[i, j]}{1+|i-j|} \end{aligned} \quad (14)$$

질의영상과 타겟영상 간의 Entropy 유사도는 다음 식과 같이 정의한다.

$$S_{Ent}^n = 1.0 - \frac{|Ent_{TI}^n - Ent_{QI}^n|}{Ent_{TI}^n + Ent_{QI}^n} \quad (15)$$

여기서 n 은 LH, HI, HH의 각 해당영역을 나타낸다. 그리고 위 식과 같은 방법으로 나머지 3가지 유사도 $S_{Ener}^n, S_{Cont}^n, S_{Homo}^n$ 을 구한다. 따라서 각 영역의 유사도는 다음 식과 같다.

$$S^n = (S_{Ent}^n + S_{Ener}^n + S_{Cont}^n + S_{Homo}^n) / 4 \quad (16)$$

그러므로 GLCM 유사도는 다음 식 (17)과 같다.

$$S_{GLCM} = (\sum_{n=0}^2 S^n) / 3 \quad (17)$$

결국 최종 유사도는 다음 식과 같이 정의한다.

$$S_{ALL} = S_{HI} + [(S_{AC} + S_{GLCM}) / 2] \quad (18)$$

가중치 적용시의 식은 다음과 같이 나타낸다.

$$S_{ALL} = \omega_1 S_{HI} + \omega_2 [(S_{AC} + S_{GLCM}) / 2] \quad (19)$$

V. 실험 및 결과

일반적으로 소환성 및 정확성 측정방법을 많이 사용하는데 다음과 같이 정의한다.

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

$$\begin{aligned} \text{소환성(Recall)} &= \frac{a}{a+c} \\ \text{정확성(Precision)} &= \frac{a}{a+b} \end{aligned} \quad (20)$$

성능실험은 영상 데이터베이스 내에 30종류의 500여 개 영상을 256×256크기로 정규화한 뒤 실험을 하였다. 그리고 고속검색을 위해 구현된 프로그램에서는 각 영상의 특성데이터를 자동으로 미리 추출하여 특성 라이브러리 내에 색인화하여 저장하였다. 그림 4는 Visual C++6.0으로 구현한 프로그램이다. 컬러영상에서의 히스토그램 인터섹션 방법과 그레이영상에서의 오토코릴로그램과 GLCM방법을 각각 사용한 검색방법, 제안한 두가지 방법을 결합한 검색방법에 대한 결과는 그림 5와 같다. 영상마다 특성이 다양하지만 그림 5에서 보듯 제안한 방법이 대부분의 실험영상에서 우수함을 알 수 있다. 이는 영상검색에

있어서 컬러특성과 그레이의 질감특성을 함께 사용하면 검색성능이 더욱 향상됨을 나타낸다. 그리고 비슷한 물체이지만 색상이 다른 물체일 때도 어느 정도 검색도 가능하다. 소환성과 정확성의 상관관계는 두 가지의 의미가 차별되고 질의영상과 타겟영상들이 다르므로 일정하지 않다. 본 실험에서는 가중치여부에 따른 성능비교를 하였다. 식(19)에서 ω_1, ω_2 를 각 유사치가 0.7미만일 때는 1배, 0.7~0.79일 때는 1.3배, 0.8~0.89일 때는 1.5배, 0.9이상일 때는 1.7배를 임의로 곱하였다. 이는 동일 내용의 영상이라도 색상이 좀 다르거나 질감특성이 다소 다를 때라도 다른 특성이 유사하면 검색범위에 들게 하며 두 특성이 모두 유사할 때는 더 큰 검색 우선순위를 주기 위해서이다. 그림 6은 그 결과를 나타내는데 가중치 적용이 모든 영상에 효과를 나타내지는 않았으나 전체 데이터베이스영상에 대해 소환성 면에서는 60% 이상, 정확성 면에서는 70% 이상의 영상에 성능향상을 가져왔다.

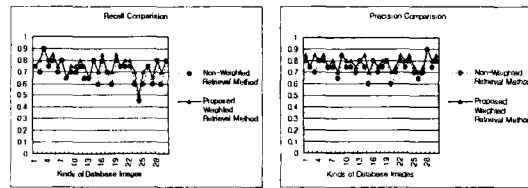


그림 6. 제안한 가중치적용 검색방법과의 소환성, 정확성 비교

Fig 6. Recall and precision comparison with proposed weighted retrieval method

VI. 결 론

멀티미디어 정보검색을 위한 영상검색은 색상, 크기 등의 불일치 및 개인적 판단차이에 따라 정확한 검색이 어렵다. 따라서 데이터베이스 내 영상들의 종류와 검색방식에 따라 다양한 알고리즘이 고려될 수 있다. 그러므로 영상내의 특성을 다양하게 획득하여 검색처리 과정에서 최적의 방법들을 결합함이 필요하다. 본 논문에서는 컬러 질의영상을 제안한 HSV 변환을 통해 대표색상을 이용한 히스토그램 인터섹션 방법으로 타겟영상과 유사도를 측정하였다. 또한 웨블릿 변환을 통해 부영역에서 오토코릴로그램 특성과 GLCM 성분을 추출하여 유사도를 구한 후 두 유사도를 결합하여 최종 유사영상을 비교, 검색하였다. 실험결과 소환성과 정확성 면에서 성능향상을 가져왔고 가중치를 적용함으로써 보다 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

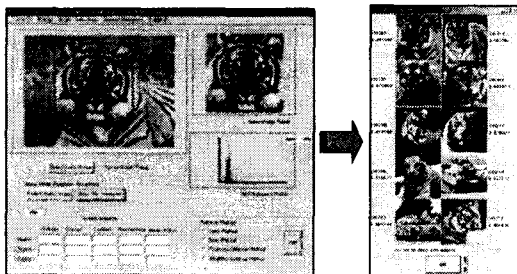


그림 4. 구현된 프로그램 및 검색결과예
Fig 4. Implemented program and example of result

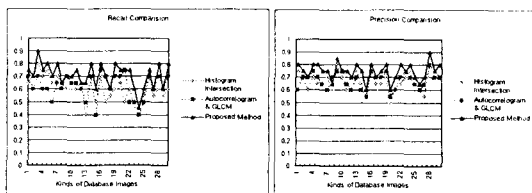


그림 5. 제안한 방법과의 소환성, 정확성 비교
Fig 5. Recall and precision comparison with proposed method

참고문헌

- [1] Kozaburo Hachimura, "Retrieval of Paintings Using Principal Color Information", IEEE Proceedings of ICPR, 1996.
- [2] <http://www.qbic.almaden.ibm.com/~qbic/>
- [3] <http://www.virage.com>
- [4] <http://www.ctr.columbia.edu/visualeek/>
- [5] 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.
- [6] 김용훈. "색채메카니즘", 법문사, pp.71-76, 1998.
- [7] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing", International Journal of Computer Vision, Vol.7, No.1, pp.11-32, Nov, 1991.
- [8] 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.
- [9] 이회봉, 이창주, 설성욱, 남기곤, 이철현, "Autocorrelogram을 이용한 물체추적성능향상을 위한 알고리즘", 대한전자공학회 한국통신학회 부산경남지부 추계합동학술 논문지, pp.203- 212. 2000.
- [10] Shapiro, Stockman, "Computer Vision", Prentice Hall, USA, pp.217-220, 2001.

저자소개



송석진(Seok-jin Song)
1993년 2월 동의대학교 전자공학과 졸업
1998년~현재 부산대학교 전자공학과 박사과정
※ 관심분야: 컴퓨터비전, 멀티미디어 등



남기곤(Ki-gon Nam)
1977년 2월 부산대학교 전자공학과 졸업
1981년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과 석사졸업
1989년 부산대학교 대학원 전자공학과 박사졸업
현재 부산대학교 전자공학과 교수. 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소 연구원. 한국 신호처리·시스템 학회 상임이사.
※ 관심분야: 컴퓨터비전, 패턴인식