

論文98-35S-8-6

가변 블록 크기와 블록 매칭 알고리즘의 조합에 의한 내용기반 화상 검색

(The Content-based Image Retrieval by Using Variable Block Size and Block Matching Algorithm)

姜 鉉 仁 * , 白 光 烈 *

(Hyun-Inn Kang and Kwang-Ryul Baek)

요 약

여러 가지 응용 분야에서 대용량 영상 데이터 베이스가 폭넓게 사용 되면서 전체 데이터베이스를 효율적이고 빠르게 검색하는 것이 절실하다. 가변 블록 크기와 블록 매칭 알고리즘에 의한 내용기반 화상의 검색을 위한 새로운 방법을 보인다. 제안한 방법에는 영상의 색상이나 공간 배치와 같은 가시적인 단서를 찾아서 영상의 특색을 나타내고 있다. 그리고 원하는 유사도에 합당한 검색 횟수에 자동으로 수렴되어 빠른 검색이 이루어진다. 구현된 방식은 약 150개의 영상 데이터 베이스로서 시험했다. 시험 결과 임의 지정한 검색효율 0.65에서 J & V 알고리즘 대비 1.9배 그리고 지정한 고정 블록 크기에 대비하여 1.83배 빠른 검색 시간을 달성함을 보인다.

Abstract

With the increasing popularity of the use of large-volume image database in various application, it becomes imperative to build an efficient and fast retrieval system to browse through the entire database. We present a new method for a content-based image retrieval by using a variable block size and block matching algorithm. Proposed approach is reflecting image features that exploit visual cues such as color and space allocation of image and is getting the fast retrieval time by automatical convergence of retrieval times which adapt to wanting similarity value.

We have implemented this technique and tested it for a database of approximately 150 images. The test shows that a 1.9 times fast retrieval time compare to J & V algorithm at the image retrieval efficiency 0.65 and that a 1.83 times fast retrieval time compare to predefined fixed block size.

1. 서 론

최근 컴퓨터 시스템의 비약적인 발전은 컴퓨터 내 데이터 베이스를 텍스트 정보 일변도에서 멀티 미디어 중심으로 변화하게 하고 있다. 특히 동영상 및 정지 영

상의 데이터 베이스에 대해서는 그 내용의 표현이 텍스트 일변도의 파일명이나 인덱스로는 미흡하다. 텍스트로 된 데이터 베이스는 제목이나 내용 중 기대하는 단어의 검색은 질의어의 논리 조합인 AND, OR, NOT 등과 병행하여 사용함으로써 비교적 효율적인 검색을 하고 있다. 그러나 영상 정보가 데이터 베이스로 구성되어 있을 경우 아무리 상세한 설명도 영상 그 자체를 대변 할 수 없다. 따라서 영상 자체를 이용한 검색 방법이 필요하다^[1].

내용 기반 화상 검색을 위한 방법상의 접근은 패턴

* 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engineering, Pusan National Univ.)

接受日字: 1998年3月5日, 수정완료일: 1998年8月3日

의 유사성 추정 과정에서 나온다. 패턴은 군집화 기준에 따라 군집 영역으로 분할되고 군집 탐색 알고리즘에 따라 유사도를 결정한다. 특히 표본 집합의 요소 값을 컬러 히스토그램으로 나타낸 후 유사성의 추정이 많이 이루어졌다^[2]. Hannah^[3]는 요소별 상관관계(cross-correlation)를 구하여 유사성의 척도로 삼았고 Barnad와 Thompson^[4]은 명암도 차이(intensity difference)를 이용했다. 컬러 히스토그램에 의한 유사성의 추정과 명암도 차이에 의한 유사성의 추정은 표본 집합의 요소 값을 구한 대상 영상의 블록 크기에 따라 큰 손실 값을 지낼 수 있다. 손실을 줄이고 검색 효율을 높이기 위해 두 가지 이상의 특징을 조합해 사용하는 방법이 나왔다. Gray^[5]는 컬러 히스토그램과 에지 맵을 이용하여 유사성을 구했다. 컬러 히스토그램의 차이에 의해 구해진 유사성은 영상의 공간 정보를 잘 반영하지 못하는 약점이 있는 것으로 인식되어 블록의 특성 분류를 검색 특성으로 사용하면서 컬러 히스토그램에서 얻은 컬러 정보를 같이 사용하는 방법이 제안되었다^[6].

이미지 매칭은 사용되는 각각의 알고리즘과 대상 영상에 따라 여러 가지 결과를 보인다. 질의영상(query image)이 비교영상 중 하나와 완전히 일치하는 영상이거나 적어도 동일한 피사체를 동일한 각도와 거리 그리고 비슷한 환경 조건에서 촬영하여 질의영상과 비교영상이 시각각상 차이가 경미한 경우에 블록화 된 영역의 컬러 히스토그램의 비교에 의해 유사성의 추정이 쉽게 된다. 그리고 위와 같은 조건에서 밝기나 빛의 대비(contrast)가 크게 나타날 경우 단단계 히스토그램과 기준 밝기를 이용하여 정규화 시킨 다음 비교 값을 구한다. 영상이 회전되거나 위치가 옮겨진 경우 또는 크기가 바뀐 경우 비교영상의 블록별 상관관계를 구하거나 에지 검출 방법 또는 이와 연계한 방향 밀도 벡터 등을 이용하여 유사도를 구한다^[7].

본 논문에서는 전처리 과정에서 이루어진 잡음 제거 필터, 히스토그램 정규화, 회전 및 천이 과정 등은 논의에서 제외되고 질의영상이 비교영상의 하나와 높은 일치도를 보이는 조건이 미리 가정된다. 이것은 적절한 화상 검색이 이루어진 동일한 영상이 다른 영상으로 인식되는 오차율을 쉽게 인식할 수 있게 한다.

이상의 내용에서 볼 수 있듯이 각각의 알고리즘은 모든 영상에 대해 원활히 작용하는 것이 아니라 비교 대상 영상의 특성에 따라 잘 작용하는 것이 있다. 그

러므로 최근의 몇몇 논문에서는 몇 가지 방법을 병용함으로써 다양한 영상 특성을 이용하고 있다. 질의영상과 비교영상의 일치도를 나타내는 검색 효율을 높이는 것과 방대한 영상 데이터를 비교 할 때 소요되는 시간을 줄이는 것은 상호 보완적인 관계에 있다. 검색 효율을 높이기 위하여 몇 가지 방법을 병용하면 당연히 긴 시간이 소요된다. 따라서 본 논문에서는 히스토그램 인터섹션 기법과 가변 블록 컬러 감도 차이법을 이용한 새로운 방법을 제안한다. 즉 블록화 된 영상의 평균 감도 차이만을 비교하여 질의영상과 비교영상의 일치도를 구하고 완전한 일치도를 보이는 비교영상이 2개 이상 있을 경우 비교영상 중 일부 블록을 임의 선정하여 보다 작은 블록으로 세분화 한 후 선택적으로 평균 감도 차이를 구하여 다시 일치도를 구하여 나간다. 이 방법을 이용하여 반복 회수를 조정함으로써 검색 효율을 높이거나 검색 시간을 줄이는 것이 임의 조정된다. 즉 영상의 전 영역에 대한 히스토그램 인터섹션을 이용하여 영상 내 물체의 이동이나 회전에 무관한 검색을 하고 가변 블록 컬러 감도 비교에 의해 영상 내 공간상의 배치가 반영된 영상 검색을 한다. 제안한 알고리즘을 일반적인 풍경에 적용하여 구한 유사도에 따라서 영상을 분류해 본다. 그리고 본 저자가 관심을 가져온 지폐의 영상에 적용하여 보임으로서 지폐의 권중 식별과 오염도 측정의 척도로 사용 가능함을 보인다.

II. 상호 일치도

최근, 컬러 영상 검색에 대한 관심이 증대되어 왔다^[9,10]. Swain과 Ballard는 컬러 매칭법을 제안했다^[2]. 즉, 주어진 히스토그램 쌍 I, M 각각의 영상 내 bin수가 N 일 때 히스토그램 인터섹션은

$$\sum_{i=1}^N \min(I_i, M_i) \quad (1)$$

로 정의된다. 즉 질의영상의 히스토그램과 비교영상의 히스토그램 인터섹션 결과는 동일한 컬러의 상응한 화소중 최소값이 취해진다. 이 식은 질의영상의 히스토그램 내 화소 수로 정규화 되어

$$H(I, M) = \frac{\sum_{i=1}^N \min(I_i, M_i)}{\sum_{i=1}^N M_i} \quad (2)$$

가 된다. 히스토그램 인터섹션에 의한 유사도를 다음과 같이 정의한다.

$$S_H = 1 - H(I, M) \tag{3}$$

즉, 질의영상과 비교영상을 블록으로 분류하고 각각의 블록 내의 컬러 영상별 히스토그램을 구한 후 R, G, B중 최소 거리 값을 정규화 시켜 유사도의 척도로 삼는다. 그리고 질의영상과 비교영상의 명도 값이 Q, C 이고 나누어진 블록의 갯수가 M×N 이면 정규화한 블록별 명도 값 차이에 의한 유사도는

$$S_I = 1 - \frac{1}{L_H} \frac{\sum_{i,j=1}^{M \times N} |Q_{i,j} - C_{i,j}|}{M \times N} \tag{4}$$

가 된다. 여기서 L_H 는 영상의 명도 단계이다.

반면 (3)식과 (4)식이 에서 정의한 컬러 히스토그램의 인터섹션 이나 컬러 영상의 명도차이가 혼용되어 사용되면 그 유사도는

$$S_T = \frac{\mu S_H + \nu S_I}{\mu + \nu} \tag{5}$$

로 정의하여 사용한다. 즉 컬러 히스토그램을 유사도 S_I 와 블록별 평균 컬러 명도에 의한 유사도 S_H 에 각각의 가중치 μ, ν 를 곱한 후 산술 평균하여 구한다. S_H 는 전체 영상에서 구해진 컬러 히스토그램 인터섹션 값으로서 전체적 영상의 유사도는 적절히 나타내고 있으나 검색 영상 내 물체의 공간적인 배치에 따른 정보가 반영되어 있지 않다. 그러므로 검색 영상의 성격에 따라 가중치의 적절한 배분이 이루어져 유사도 S_I 값이 반영 되어야할 경우도 있다. 그리고 일반적인 성능 평가의 척도로서 검색 효율을 많이 사용한다. 검색 효율에는 총 질의영상의 갯수 대비 유사 영상의 갯수로 나타낸다.

일반적인 두 벡터 \vec{x}, \vec{y} 가 이루는 코사인 값으로 나타낸 유사도 함수는 다음과 같이 정의하여 사용한다.

$$S(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\| \|\vec{y}\|} \tag{6}$$

이 함수는 2 변수 이상의 유한 차원의 유사도 척도로서 사용할 때 공간적 정보를 잘 반영한다.

영상의 공간적 배치에 관한 정보를 유사도 판정에 반영하기 위하여 에지 정보가 사용되어 왔다. 에지 정보의 추출은 표시 함수를 1차 미분 또는 2차 미분하

여 구한다. 미분 연산은 에지 연산자의 컨벌루션 마스크에 의해 이루어지며 이 과정은 많은 시간이 소요된다. 또 다른 방법으로 표준 패턴 정보를 미리 정의해 놓고 영상 내 블록의 구성이 표준 패턴 중 가장 잘 일치하는 패턴을 찾아내어 목록을 만들고 유사도의 척도로 삼았다. 블록이 영상의 최소 단위에 가까워질 수록 에지가 지닌 방향성이나 크기 그리고 패턴 블록의 특성은 없어진다. 그래서 본 논문에서는 나누어진 영상 블록의 크기를 가변하면서 블록 내 명도차이만으로 유사도가 구해진다.

영상의 유사도를 큰 블록으로 나누어진 블록별 평균 명도 차이만으로 구할 경우 그림1의 예와 같이 서로 다른 패턴1과 패턴2가 같은 값의 명도 단계를 나타내게 된다. $N \times N$ 블록으로 나누어진 2개의 영상이 완전히 일치할 확률은 $\left(\frac{1}{L_H}\right)^2 \times \left(\frac{1}{N \times N}\right)^2$ 이다. 여기서 L_H 는 블록별 히스토그램의 해상도를 나타낸다. 즉 히스토그램의 표시 해상도를 높이거나 나누어진 블록의 갯수가 많아질수록 확률이 낮아진다. 이와 같이 블록 내 패턴의 형상을 무시하고 평균 히스토그램 값으로 상호 일치도를 구할 경우에도 L_H 와 N 이 커지면서 서로 다른 패턴의 집합으로 구성된 질의영상과 비교영상이 같은 영상으로 잘못 인식될 확률은 대단히 작다. 실용상 히스토그램의 해상도는 영상 품질에 따라 하나의 값으로 미리 결정되므로 영상의 변별력은 블록의 갯수로 조정된다.

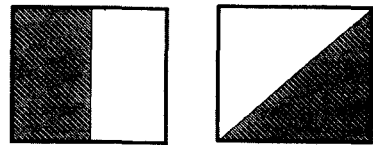


그림 1. 다른 모양의 블록이 서로 같은 유사도를 보이는 경우.

Fig. 1. The example of a same similarity from different shape blocks.

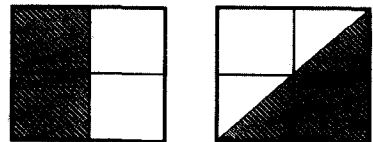


그림 2. 한 개의 블록을 2×2 작은 블록으로 나누는 경우

Fig. 2. The example of divided 2×2 sub-block from one block.

그림 1과 같이 한 블록 내 패턴이 서로 다르면서 히스토그램이 완전히 일치할 경우에 블록의 크기를 2등분하여 나누면 그림 2와 같이된다. 블록의 갯수가 가로, 세로 각각 2배 늘어난 그림 2에서는 그림 1과 달리 패턴 1과 패턴 2는 서로 다른 영상으로 인식된다. 그림1에서 구한 유사도 $S_I=1$ 로서 그림 1 (a)와 그림 1 (b)는 완전히 서로 다른 패턴 임에도 불구하고 동일한 패턴인 경우와 같은 유사도 1의 값을 보인다. 이 경우 그림 2와 같이 블록 크기를 작게 하여 유사도를 다시 구하면 패턴이 서로 같이 않는 한 유사도는 줄어들게 된다. 즉 그림 2 (a)와 그림 2 (b)의 유사도 $S_I=0.25$ 가 된다.

III. 제안한 화상 검색 방법

영상 검색을 위한 대상 영상은 $\{F(x,y); x,y=1,2,\dots,M\}$ 인 2차원 영상 화소 배열로 표현할 수 있다. $F(x,y)$ 는 컬러 영상에 대하여 화소 (x,y) 에서의 컬러 값을 나타낸다. 그리고 흑백 영상일 경우는 화소 (x,y) 에서의 명도 값을 나타낸다. f 는 n 차 특징 공간이 놓인 영상 공간으로부터 매정된 것이다.

$$Q = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_n\} \tag{7}$$

$$\text{즉, } f: F \rightarrow Q \tag{8}$$

여기서 n 는 영상을 나타내는데 사용한 특징의 갯수이며 두 영상 F_1 과 F_2 사이의 차이, 곧 특징 벡터 \vec{X}_1, \vec{X}_2 사이의 거리로서 유사 판정의 척도가 되며 이를 이용한 식(4)에 의해 유사도를 구한다.

영상 매칭의 결과는 블록 크기에 따라 변한다. 큰 블록을 사용하면 매칭 속도는 증가하지만 영상의 공간적인 배치 정보가 적어진다. 그러므로 공간적인 배치가 반영되면서 빠른 검색을 달성할 수 있는 블록 크기의 결정이 관건이다. 그림 3에 간단한 도형을 이용하여 하나의 질의영상과 여러 개의 다른 질의영상이 나타내는 블록 크기별 유사도를 나타냈다. 그림 3,(b)에서 그림 3,(e)의 4x4블록이 보이는 유사도는 직관적인 유사도와 일치함을 알 수 있다. 특히 이 유사도는 8x8, 16x16, ... 으로 블록을 세분화해도 유사도의 변화는 없다. 블록 크기를 줄이면서 특징 벡터의 수를 증가 시켜 나가면서 구한 유사도는 그림 3과 같다.

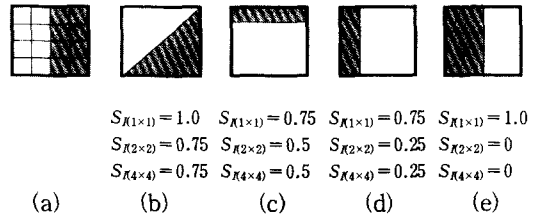


그림 3. 간단한 영상의 가변 블록별 유사도 (a) 질의영상, (b) ~ (e) 비교영상
Fig. 3. The similarity of variable blocks of simple images.

(a) query image, (b) compared image.

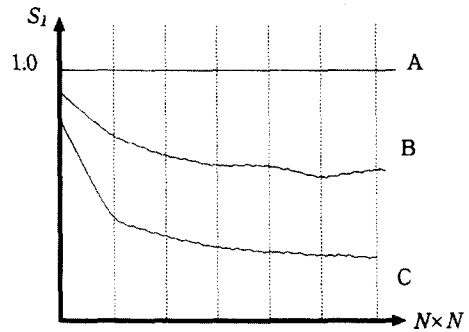


그림 4. 블록 배열의 갯수별 유사도 변화 그래프
Fig. 4. The similarity transient graph for numbers of block array.

그림에 표시된 비교영상의 유사도 $S_{K(2 \times 2)}$ 와 $S_{K(4 \times 4)}$ 의 차이는 0 이므로 $S_{K(4 \times 4)}$ 를 확정된 유사도로 삼는다. 즉, 큰 블록에서 유사도를 구하고 차츰 작은 블록으로 유사도를 구해나가면서 앞서 구한 유사도와 현재의 유사도 차이가 일정량 이하가 되면 유사도를 구하는 반복 절차를 끝내고 현재의 유사도를 비교영상의 유사도로 확정한다. 일반적인 그림의 블록 배열의 갯수별 유사도 변화는 그림 4와 같다. 그래프A는 질의영상과 비교영상이 완전히 같은 경우이고 그래프B와 C는 다른 영상인 경우이다. 제안하는 화상 검색법은 그림 5의 흐름도와 같다. 그리고 화상 검색 알고리즘의 수행 절차는 다음과 같다.

단계 1: 처리 과정에 사용되는 각종 변수를 지정한다.

$$\delta = 0.024, L = 1, I_n = 0, I_{max} = 6,$$

여기서 δ : 유사도 편차 제한량, 실험에 의해 결정된 값으로서 0.01~0.1사이 값일 때 반복 회수가 6회 이내에 끝난다. L : 블록의 크기 제한 값, $2^k \times 2^k$ 로 나타낸 블록 배열의 갯수에서 K 값의 초기치 설정. I_n

: 반복 회수 중간 변수, I_{max} : 허용되는 최대 반복 회수를 나타낸다.

단계 2: $n \times n$ 픽셀인 질의영상과 비교영상을 블록 크기 $M \times N$, 블록 배열의 수 $2^K \times 2^K$, $K=1, 2, \dots, n$ 로 나누고 각각의 블록별 평균 명도 Q_{ij} 와 C_{ij} 를 구한다. 즉,
 $2^1 \times 2^1, 2^2 \times 2^2, \dots, 2^k \times 2^k, k \leq \log_2 n$ 의 블록 배열이 구해진다.

단계 3: $2^K \times 2^K, K=L$ 블록으로 나누어진 질의영상과 비교영상의 유사도 $S_{K(0)}$ 를 식(4)에 의해 구한다.

단계 4: 반복회수 I_n 가 반복회수 제한량 I_{max} 을 초과하면, 즉 $I_n \geq I_{max}$ 면 단계 6으로 간다.

단계 5 : $|S_{K(0)} - S_{K(i-1)}| \leq \delta$ 이면 단계 6으로 내려간다. 그렇지 않으면 I_n 을 1 증가시킨 후 $K=K+1$ 을 대입하여 블록 배열을 늘린 후 단계 3으로부터 반복한다. 즉 현재의 유사도 $S_{K(0)}$ 와 이전의 유사도 $S_{K(i-1)}$ 차이가 지정한 유사도 편차 제한량 δ 보다 작으면 질의영상과 비교영상의 유사도가 구해진 것으로 인정하여 반복 절차를 끝낸다.

단계 6 : 히스토그램 인터섹션 S_H 를 구하고 총 유사도 S_T 를 식(5)에 의해 구한다.

블록 매칭에 의한 유사도 산출을 할 때 블록을 영상의 최소 단위까지 나누어 산출할 경우 그 블록의 개수는

$$2^k \times 2^k, k = \log_2 n \quad (9)$$

개가 되고 유사도 $S_{K(0)}$ 을 구하기 위한 비교 계산에 많은 시간이 소요된다. 제안한 절차에 의한 계산의 회수는

$$\sum_{i=0}^K 2^i \times 2^i, K: \text{반복회수} \quad (10)$$

로 되어 $K \ll k$ 인 경우 항상 계산량이 작다. 즉 $K=k$ 인 경우를 제외한 모든 경우의 계산량은 제안한 절차에 의한 계산량이 작다.

IV. 시뮬레이션 및 고찰

실험에 사용한 화상은 인위적인 구성화가 아닌 일반 자연 풍경을 대상으로 한 483 x 327 화소 구성의 컬러 영상 140개와 256회색 레벨 지폐 영상 10여종이 이용됐다. 풍경화는 계산상 편의를 위해 448 x 320 화소 영상으로 재 구성 한다. 알고리즘의 실험은 Pentium II -266과 윈도우즈 95 환경에서 이루어 졌다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 영상검색 속도의 향상에 있다. 검색 속도는 영상의 공간적 배치에 대한 정보가 반영된 전체적인 유사도와 검색 대상에 따라 다르게 나타나게 되는 검색 효율 등도 고려되어야 한다.

실험은 본 논문에서 제안한 가변 블록 컬러 감도의 비교 알고리즘과 컬러 히스토그램의 비교법을 조합하여 사용한 영상 검색법(variable block size and color histogram intersection method, 이하 VB & H법이라 함) 그리고 이에 대비되는 고정 블록 크기와 컬러 히스토그램법(fixed block size and color histogram intersection method, 이하 FB & H법이라 함) 마지막으로 Jain 과 Vailya^[8](이하 J & V 법이라고 함)가 제안한 컬러 정보와 에지 정보의 히스토그램에 의한 검색 방법 등의 3가지로 이루어 졌다. 이 중 FB & H법의 계산은 풍경화 데이터 베이스의 경우 블록의 갯수 64 x 64개, 각각의 블록 크기는 7 x 5의 화소 구성 하에서 이루어 졌다. 그리고 J & V법은 다음 절차에 의해 이루어진다. 주어진 영상 내 컬러 공간에서 16개의 bin을 갖는 히스토그램을 만든 다음 컬러 히스토그램 인터섹션 유사도 S_H 을 구한다.

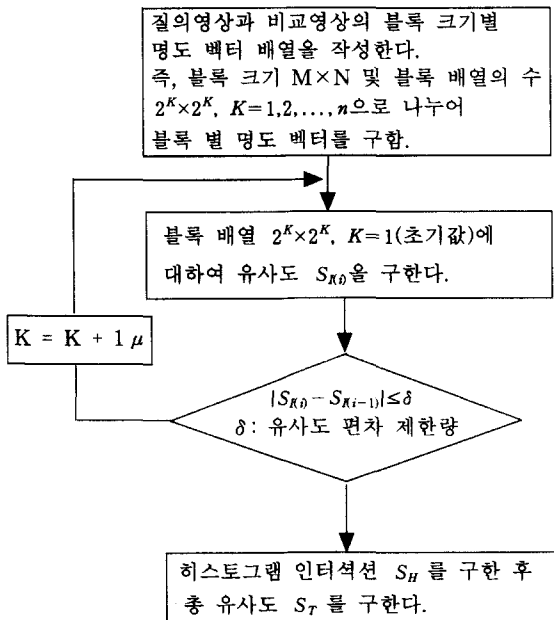


그림 5. 제안한 화상처리 알고리즘의 흐름도.
 Fig. 5. The flowchart for proposed image processing algorithm.

다음 에지 검출을 하고 구해진 에지의 방향에 따라 36 개 bin으로 구성된 에지 히스토그램을 구한다. 그리고 에지 히스토그램의 인터섹션 유사도 S_j 가 구해진다. 마지막으로 2가지 유사도 S_H 와 S_j 을 산술 평균하여 전체 유사도를 구한다. 즉 식(5)의 ν 를 0.5로 지정한 값에 의하여 전체 유사도가 구해졌다.

그림 6의 (a)는 질의영상으로서 사용된 만원권 앞면과 (b)~(e)는 여러 가지 비교영상을 보인다. 그리고 이 그림들에 대한 유사도 비교표를 표 1에 보인다. 그림 6 (b)는 질의영상과 동일한 만원권 앞면으로서 uniform noise가 인가된 위에 심한 왜곡이 가해져 SNR =1.49dB인 영상이지 만 $\delta=0.03$ 으로 한 가변 블록 매칭 알고리즘에 의한 검색 결과는 블록 갯수 8×8 에서 유사도 $S_{(8 \times 8)}=0.844$ 가 되어 높은 일치도를 보인다. 그림 6 (c)~(g)는 지폐의 권종별 앞, 뒤 영상인데 이 중 지폐의 앞면에 해당하는 (d)와 (e)가 비교적 높은 일치도를 보인다. 이 결과는 직관적인 판단과 일치한다. 특히 마지막 영상 (h)는 일반 풍경화의 일부로서 유사도가 상대적으로 낮게 나타났다.

표 1. 그림7의 영상에 대한 블록별 유사도 비교

Table 1. The Comparison of Similarity Rate for the Fig. 7.

영상 \ 블록	2×1	4×2	8×4	16×8	32×16	64×32
(b)	0.977	0.867	0.844	0.828	0.813	0.805
(c)	0.922	0.793	0.724	0.709	0.675	0.660
(d)	0.938	0.824	0.816	0.801	0.777	0.753
(e)	0.797	0.714	0.675	0.660	0.644	0.628
(f)	0.938	0.837	0.829	0.790	0.783	0.777
(g)	0.930	0.790	0.761	0.738	0.714	0.699
(h)	0.594	0.477	0.469	0.422	0.398	0.375

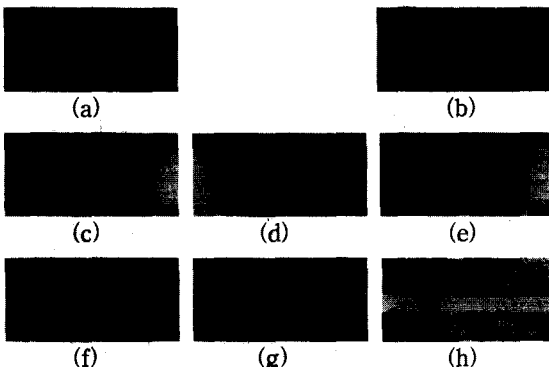


그림 6. 영상 검색에 사용한 지폐 영상.
Fig. 6. The cash image which is used in the image retrieval.

풍경화에 대한 실험 절차는 다음과 같다. 영상 데이터 베이스의 구성에 따라 검색 효율과 검색 속도는 다르게 나타나므로 각각의 알고리즘에 동일한 검색 효율이 나타나도록 비교영상을 구성한다. 먼저 하나의 질의영상을 선택하고 선택된 질의영상에 제안된 알고리즘을 적용하며 검색효율 $\eta=0.65 \pm 0.02$ 인 비교영상을 선별한다. 즉 검색 효율이 비슷한 일련의 비교영상이 60개 선택된다. 그리고 다른 질의영상에 의해 새로운 비교영상 그룹이 선택된다. 각각의 그룹은 J & V법에 의해 검색 효율이 계산되고 $\eta=0.65 \pm 0.02$ 인 그룹이 나올 때까지 반복함으로써 알고리즘별 검색효율이 동일한 영상 그룹을 만든다.

유사도의 계산은 각각의 알고리즘에 대해 다른 함수가 사용된다. 즉 FB & H법과 VB & H법은 식(3)과 식(4)를 (5)식에 대입하여 구한다. 그리고 J & V법은 식(5)와 식(6)에 의해 구해진다. 산출한 유사도는 표 2과 같다. 표의 내용은 VB & H법에서 산출된 유사도를 내림차순으로 표시했다.

표 2. 적용한 알고리즘별 유사도
Table 2. The Similarity Rate in Each Applied Algorithms.

algorithm \ time	1	2	3	4	5	6
VB & H 법	1.00	0.81	0.69	0.62	0.58	0.53
FB & H 법	1.00	0.82	0.72	0.63	0.59	0.54
J & V 법	1.00	0.83	0.51	0.65	0.52	0.67

VB & H법에서 유사도는 $\delta=0.024$, $L=1$, $I_n=0$, $I_{max}=7$ 일 때의 값이다. FB & H법과VB & H법에 의한 검색 결과 유사도 순위는 1~16위 까지 동일하며 그림 7에 VB & H법에 의한 검색결과를 유사도 순위별로 보인다. 이 결과는 직관적으로 결정된 유사도와 비슷한 것을 알 수 있다. 표 3에 본 실험에서 산출한 각각의 알고리즘별 평균시간과 상대속도를 보인다.

비교영상 60개를 놓고 각각의 알고리즘별 검색속도를 구하였다. 검색 속도는 60가지 결과의 평균값이다. 특히 새로운 질의 영상에의한 비교영상 60개가 다시 선정되어 검색속도가 재산정되며 이 과정은 5회 반복된 다음 평균 값이 구해진다. VB & H법의검색속도를 1로 놓았을 때 FB & H법은 1.83배, J & V법은 1.9배의 시간이 소요 됐다.

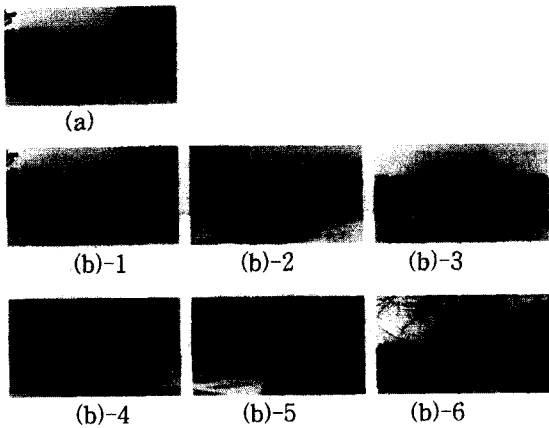


그림 7. 제안한 알고리즘에 의한 영상 검색 결과
 (a) 질의영상, (b) 유사도 순위별 비교영상
 Fig. 7. The results of image retrieval by the proposed algorithm.
 (a) Query image, (b) Compared image by the similarity order.

표 3. 적용한 알고리즘별 검색속도
 Table 3. The Searching Speed in Each Applied Algorithms.

algorithm \ time	평균 DB 검색시간(초)	상대속도
VB & H 법	2.46	1
FB & H 법	4.50	1.83
J & V 법	4.67	1.90



그림 8. 유사도 비교에 사용된 흐려짐과 잡음이 섞인 영상
 Fig. 8. The burred and noise image used in the similarity comparison.

표 4. 흐려짐과 잡음이 섞인 영상에 대한 유사도 비교
 Table 4. The Comparison of Similarity Rate under the Burred and Noise Image.

	1	2	3	4	5	6
VBI 법	1.00	0.70	0.64	0.60	0.58	0.54
J & V 법	1.00	0.65	0.49	0.69	0.51	0.45

히스토그램 인터섹션이나 명도차이에 의해 유사도를 구할 때 블록 나눔은 1점 화소 대 1점 화소의 비교에 비해 영상 컬러 공간이나 영상 명도 공간에 대한 근사

치 효과가 있다. 이것은 카메라의 잡음이나 화상에 묻은 오염 등에 대해서 강건한 시스템이 되는 효과가 있다. 제안된 알고리즘은 그림 8과 같이 gaussian noise가 섞이고 얼룩진 경우로서 SNR = 1.79dB인 영상에도 잘 작용하여 검색시간의 변화 없이 동일한 유사도의 순서가 결정됐다. 회손된 영상에 대해 J & V 법의 유사도 값이 많이 변한 것과 대비되고 있다. 이 값의 표시를 표 4에 보인다.

V. 결론

본 논문에서는 영상에서 블록 크기를 가변하면서 칼라 명도를 비교하는 방법으로 내용 기반 화상의 검색이 높은 검색 효율로 달성될 수 있음을 보였다. 그리고 J&V 검색 알고리즘에 비해 짧은 검색 시간이 소요됐다. 이것은 질의영상과 비교영상이 동일한 크기이면서 비슷한 화상 조건일 때 적용할 수 있는 방법이기 는 하지만 일반적으로 논의할 수 있는 대부분의 내용 기반 화상 시스템에 적용되는 방법이기도하다. 검색 효율을 높이기 위해 많은 시간이 소요되는 복잡한 영상 처리 알고리즘이 복수 개 사용된 기존의 방식들이 변별력을 높이는데 기여한 점도 있으나 소요 시간이 지나치게 길어서 실제 실용적인 적용이 불가능할 때도 있다.

영상의 분류에 많이 사용하는 컬러 히스토그램 인터섹션에 의한 유사도 측정은 영상 내 공간 정보의 반영이 미흡한 점을 고려하여 블록별 컬러 명도 차이에 의해 유사도의 척도를 계산했다. 블록 크기가 클 때 블록별 컬러 명도 차이의 비교 역시 영상 내 공간 정보의 반영이 적절히 안될 수 있다. 이를 보완할 수 있는 방법으로서 가변 블록과 반복 계산의 방법이 사용됐다. 반복 계산은 지정한 값 이내의 유사도 차이를 보일 때 끝나므로 전체 검색 시간을 가장 효율적으로 사용한다. 본 논문에서 사용한 방법 외 1차 미분에 의한 에지 검출 후 히스토그램 인터섹션을 구하는 법, 또 질의영상 내 지정한 블록과 비교영상 내 관련 블록의 상호 상관 관계를 구하는 법 등 다양한 방법이 있으나 질의 영상의 내용과 같거나 비슷한 비교영상이 하나 이상 존재하기를 기대하는 경우와 비교영상이 회전, 크기 변화, 위치 이동 등이 전제된 경우는 응용이 구분되는 점으로 별도의 접근이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] T. S. Chua and S. K. Lim and H. K. Pung, "Content-based Retrieval of segmented Images," *ACM Multimedia'94*, pp. 211-218, 1994.
- [2] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing", *Intl. J. Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991
- [3] M. J. Hannah, "Computer Matching of Areas in Stereo Images," Ph.D. Diss., *Stanford University, CA, Report STAN-CS-74-483*, 1994.
- [4] S. T. Barnard and W. B. Thompson, "Disparity Analysis of Images," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-2, pp.333-340, 1980.
- [5] R. S. Gray, "Content-based Image Retrieval : Color and Edges," *Dartmouth PCSTR95-252*, 1995.
- [6] 유명분, 우석훈, 박동권, 원치선, "블록 단위 특성 분류를 이용한 컬러 영상의 검색," *전자공학 회논문지*, pp. 81-89, Dec. 1997.
- [7] 정원일, 박정찬, 최기호, "칼라 특징을 이용한 내용기반 화상검색시스템의 설계 및 구현," *전자공학회논문지*, pp. 111-118, June 1996.
- [8] A. K. Jain and A. Vailaya, "Image Retrieval using Color and Shape," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 8, pp. 1233-1244, 1996.
- [9] G. Healey, "Segmenting Images using Normalized Color," *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet*, vol. 21, no. 1, pp. 64-73, 1992.
- [10] M. S. Kankanhalli, B. M. Mehtre and J. K. Wu, "Cluster-based Color Matching for Image Retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 4, pp. 701-708, 1996.

저 자 소 개

姜 鉉 仁(正會員)

1984년 2월 동아대학교 전자공학과 졸업. 1995년 8월 부산대학교 산업대학원 졸업(공학석사). 1998년 현재 부산대학교 전자공학과 박사과정 재학. 1983년 12월 ~ 1989년 3월 삼성전자(주) 기술연구소 주임연구원. 1989년 4월 ~ 1991년 9월 삼성중공업(주) 기계전자연구소 선임연구원. 1991년 10월 ~ 1994년 3월 IGM Robot Co., Ltd. 기술부장. 1994년 4월 ~ 1998년 현재 하나정보기술(주) 상무

白 光 烈(正會員)

1984년 2월 부산대학교 전자공학과 졸업. 1986년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사). 1989년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사). 1989년 8월 ~ 1994년 2월 (주)터보테크 기술연구소 실장. 1994년 3월 ~ 1998년 현재 부산대학교 전자공학과 조교수.