

論文97-34S-12-9

블록단위 특성분류를 이용한 컬러 영상의 검색

(Color Image Retrieval using Block-based Classification)

柳明分*, 禹錫勳*, 朴東權*, 元致善*

(Myoung Boon Ryu, Seock Hoon Woo, Dong Kwon Park, and Chee Sun Won)

요 약

본 논문에서는 영상의 블록 분류 결과를 이용한 새로운 검색 방법을 제안한다. 우선 영상을 겹치지 않는 작은 블록으로 나누어 각 블록을 특성에 따라 단순 블록, 질감 블록, 에지 블록으로 분류한다. 이 결과를 기존의 RGB 컬러 히스토그램과 병합하여 영상의 국부적인 특성과 전체적인 특성을 모두 반영하는 새로운 유사도 기준을 만들었다. 제안한 검색 방법을 232개의 컬러 영상에 대해 실험한 결과 제안한 방법의 검색 효율이 0.610으로 기존 검색 방법의 검색 효율 0.522보다 향상된 것을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we propose a new image retrieval algorithm using the block classification. More specifically, we classify nonoverlapping small image blocks into texture, monotone, and various edges. Using these classification results and the RGB color histogram, we propose a new similarity measure which considers both local and global features. According to our experimental results using 232 color images, the retrieval efficiencies of the proposed and the previous methods were 0.610 and 0.522, respectively, which implies that the proposed algorithm yields better performance.

1. 서 론

최근 멀티미디어 기술의 발달과 스캐너, CD-ROM 등의 보급으로 정지 영상, 비디오, 음성 등 비문자 정보를 담은 데이터베이스가 점점 증가하고 있다. 특히 디지털 영상으로 구성된 영상 데이터베이스는 위성 사진, 의용 영상 데이터베이스, 범죄인의 신원확인을 위한 데이터베이스 등 여러 방면에서 활용되고 있다. 이와 같이 영상 데이터베이스의 크기가 갈수록 커지면서 이들 영상 자료의 효율적 저장/관리가 필요하게 되었다. 예를 들어 기존의 문자위주 데이터베이스에서는 키워드나 단순한 문장을 이용하여 검색을 하였다. 그

러나 이 방법을 영상 검색에 이용하는 경우 각 영상에 대해 이를 대표할 수 있는 문자화된 데이터가 필요하지만, 아무리 많은 말들을 동원하여도 영상의 세세한 내용을 정확히 설명할 수는 없다^[1]. 따라서 영상 데이터베이스에서는 문자 키워드가 아닌 영상 자체를 이용한 검색방법도 필요하다.

한편 데이터베이스의 크기가 커짐에 따라 빠른 시간 내에 효과적인 검색을 할 수 있도록 자동적으로 영상을 분류하고 영상의 내용을 이해하여 검색하는 시스템의 개발이 필요하게 되었다. 이런 시스템의 구현을 위해 컬러, 질감, 모양 등 다양한 영상의 특징을 검색 요소로 이용하여야 한다^[2,3]. 이러한 방법의 한 예로 Swain과 Ballard^[4]가 제안한 컬러 히스토그램을 이용한 매칭 방법이 있다. 이 방법은 컬러 영상에 대해 히스토그램을 만들어 각 영상의 히스토그램을 비교하는 방법으로, 이 논문이 발표된 이후 많은 사람들이 변형된 컬러 히스토그램, 컬러 추출, 컬러 쌍 등 컬러를 이용하는 다양한 방법들을 영상 검색에 적용해 왔

* 正會員, 東國大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng. Dongguk University)

※ 본 연구는 '96 과학재단 목적기초(KOSEF 96-0102-14-01-3)의 지원에 의해 이루어졌습.

接受日字: 1997年3月3日, 수정완료일: 1997年11月19日

다^[2,3,5,6]. 영상 특징을 사용하는 또 다른 방법으로 윤곽선을 추출하여 모양을 비교하여 영상을 검색하는 방법도 있다^[7]. Vellaikal과 Kuo^[8]는 히스토그램의 해상도를 달리하여 다단계 검색을 하는 계층적 검색 방법과 히스토그램을 웨이블릿 분해하여 검색하는 방법을 제안하였다. 그러나 영상의 내용이 복잡해지고 비교해야할 영상의 수가 많아질수록 한 가지 특징만을 사용하는 방법은 그다지 좋은 결과를 내지 못하였다. 따라서 두 가지 이상을 조합하여 사용하는 검색 방법이 나오게 되었다. 그 중에서 컬러 히스토그램과 컬러 쌍, 두 가지를 동시에 사용한 경우도 있었으나, 컬러 정보를 이용하는 방법이 다를 뿐 이는 본질적으로 컬러라는 하나의 특징만을 사용한다는 한계가 있다^[9]. Gray는 컬러 히스토그램과 에지 맵을 이용해 검색하는 시스템을 제안하였다^[3]. 그러나, 이 시스템은 컬러 정보와 에지 정보를 동시에 이용하여 검색하지는 못하였다. 한편 컬러 히스토그램과 에지 정보를 동시에 이용하는 방법으로 조금 다른 영상에서 동일한 대상 찾기^[10], 트레이드마크 데이터베이스 내에서 주어진 마크와 같은 마크 찾기를 시도한 경우도 있었다^[11].

최근에는 검색 대상이 되는 영상의 범위가 다양해져, 비압축 영상뿐만 아니라 JPEG 압축 영상을 대상으로 DCT계수를 이용하여 검색하는 방법^[12]이 제안되기도 하였고, 인터넷이 점점 중요한 정보통신수단으로 자리잡는 추세에 맞추어 world wide web 상에서의 영상 검색^[13]이 제안되는 등 영상 검색의 대상은 날로 다양화되고 있다. 이런 흐름에 부응하여 최근에 국제 표준화 기구인 ISO에서는 '멀티미디어 내용 표현 인터페이스'라 불리는 MPEG-7을 제안하였다^[14,15]. MPEG-7은 정지 영상, 그래픽, 오디오, 비디오 등 다양한 멀티미디어 정보를 사용자가 빠르고 효율적으로 검색할 수 있도록 하는 멀티미디어 정보의 표준화된 표현에 대한 규정이 될 것이다. MPEG-7이 인터페이스 규정이지만, 이를 실현하기 위해서는 검색에 필요한 컬러, 텍스처, 영상 크기 등의 특징 추출 및 효율적인 검색 방법 등의 개발이 선행되어야 할 것이다.

앞에서 살펴보았듯이 좋은 검색 결과를 얻기 위해서는 다양한 영상 특성을 이용하는 것이 필요하다. 이에 본 논문에서는 블록 분류 결과를 새로운 검색 특성으로 사용하는 방법을 제안하고 이를 컬러 영상의 검색

에 적용한다. 즉, 컬러 히스토그램으로 컬러 정보를 얻고, 블록 분류를 통해 윤곽선 정보를 추출하여 두 정보에 대해 적당한 가중치를 주어 검색하는 방법을 사용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 제안하는 검색 방법에서 사용된 블록 분류 방법과 컬러 히스토그램에 대해 설명한다. III장에서는 영상 검색의 실험 결과를 보이고 IV장에서 본 논문을 마무리하였다.

II. 특징 추출 및 유사도 기준

1. 블록의 특성 분류를 이용한 유사도

본 논문에서는 영상을 블록 분류하여 에지 블록, 질감 블록, 단순 블록으로 나누고, 분류된 블록의 특성을 영상의 유사도 판정에 이용한다. 이를 위해 영상의 각 블록에 대해 특성을 분류하는 방법은 다음과 같다. $N_1 \times N_2$ 영상을 겹치지 않는 $N \times N$ 의 작은 블록으로 나누고, 각 블록에 대해 그림1과 같이 주어진 패턴 중에서 가장 잘 일치하는 패턴을 수정된 AIC(Akaike's Information Criterion)기준을 이용하여 선택한다^[16]. 만약 그림1-a)의 패턴 1이 선택되면 주어진 블록은 블록 안이 동질성의 데이터로 이루어진 블록이며, 이 경우 블록내 분산값에 따라 단순 블록 및 질감 블록으로 더 자세히 분류할 수 있다. 이때 단순 블록은 패턴 번호 1을, 질감 블록은 패턴 번호 0을 주어진 블록의 패턴 번호로 부여한다. 한편 패턴 2,3,4 혹은 5중 하나가 선택되면 주어진 블록은 각각 수평 에지, 수직 에지 및 대각선 에지가 있는 블록으로 분류된다.



a) 패턴1 b) 패턴2 c) 패턴3 d) 패턴4 e) 패턴5

그림 1. 설정된 블록 패턴

Fig. 1. Pre-specified block patterns.

블록 분류의 결과를 검색에 활용하는 방법은 다음의 두 가지가 있다. 첫째, 질의 영상Q와 비교 영상D에서 대응하는 위치에 있는 블록의 패턴 유사도를 하나하나 비교하는 방법으로, 이는 영상의 공간 정보를 나타내는 국부적인(local) 특성을 잘 반영한다. 즉, 질의 영상Q에서 n번째 블록이 수직 에지 블록이라면 비교 영상D의 n번째 블록이 수직 에지 블록인지를 우선 검사한다. 이때, 비교 영상D의 n번째 블록이 수직 에지 블

록이라면 두 블록의 유사도를 수치로 나타내어 그 값이 두 영상의 n번째 블록의 유사도가 되는 것이고, 수직 에지 블록이 아니라면 두 영상의 n번째 블록의 유사도는 0이 되는 것이다. 두 번째 활용 방법은 블록 분류된 결과에 대해 각 패턴별 블록의 수를 비교하는 방법으로 이는 영상의 전체적인 구성, 즉 에지가 많은 영상인지, 아니면 단순 블록이 많은 영상인지를 나타내는 전체적인(global) 특성을 반영하는 방법이다.

이와 같이 블록 분류의 결과를 영상 검색에 활용할 경우 유사도는 다음과 같이 두 가지 경우로 나누어 수치화할 수 있다. 첫 번째는 질의 영상Q의 n번째 블록이 단순 블록이나 에지 블록일 경우이다. 이 경우, 비교 영상D의 n번째 블록이 질의 영상의 n번째 블록과 같은 특성의 블록인지 확인하여, 블록 특성이 같으면 두 블록의 평균값 차이를 이용하여 주어진 n번째 블록의 유사도를 구하고, 블록 특성이 다르면 주어진 블록의 유사도는 0이 된다. 두 번째 경우는 질의 영상Q의 n번째 블록이 질감 블록인 경우이다. 질감 블록은 평균 밝기 값이 블록의 특성을 반영하지 못하므로 평균값을 이용하는 방법이 아닌 다른 방법을 사용하여야 한다. 우선, 비교 영상D의 n번째 블록이 질감 블록인지 확인한 후, 질감 블록일 경우 해당 블록의 모든 픽셀에 대해 픽셀 대 픽셀 방법으로 픽셀의 차이 값을 이용하여 유사도를 구한다. 이 경우도 역시 블록의 특성이 다르면 주어진 블록의 유사도 값은 0이다.

이렇게 질의 영상Q의 모든 블록에 대해 유사도를 계산한 다음, 블록의 특성에 따라 단순 블록, 질감 블록, 에지 블록별로 같은 특성 블록의 유사도 값을 누적하여 질의 영상에 있는 해당 블록의 수로 정규화 하면 각 블록 패턴에 대한 유사도를 구할 수 있다. 이 값을 적당한 가중치를 주어 더하면 질의 영상Q에 대한 비교 영상D의 블록 분류에 의한 국부적인 유사도를 구할 수 있다.

즉, 질의 영상의 n번째 블록이 단순 블록이라면 이 단순 블록의 유사도 m_n 는 식 (1)과 같이 구한다.

$$m_n = 1 - \frac{|\bar{Q}_{m_n} - \bar{D}_{m_n}|}{255} \quad (1)$$

여기서 \bar{Q}_{m_n} , \bar{D}_{m_n} 은 각각 질의 영상과 비교 영상에서 해당 단순 블록, 즉 n번째 블록의 평균 밝기 값이고, 255는 두 블록이 가질 수 있는 최대 차이 값으로 두 블록의 차이를 정규화 하는 역할을 한다. 식(1)은

1에서 정규화된 차이 값을 빼는 형식을 취하여 m_n 은 두 블록의 정규화된 유사도를 나타내는 값이 된다. 즉, m_n 이 1에 가까울수록 두 블록은 서로 유사하고 0에 가까울수록 서로 다르다.

마찬가지로 질의 영상의 n번째 블록이 질감 블록이거나 에지 블록인 경우 그 블록의 유사도 t_n 과 e_n 를 각각 식(2)와 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$t_n = 1 - \frac{\frac{1}{255} \sum_{i,j=0}^{N-1} |Q_n(i,j) - D_n(i,j)|}{N \times N} \quad (2)$$

식(2)의 $N \times N$ 은 블록의 크기이고, $Q_n(i, j)$, $D_n(i, j)$ 는 질의 영상과 비교 영상에서 해당 질감 블록의 픽셀 값이다.

$$e_n = 1 - \frac{\frac{1}{2} \sum_{k=0}^L |\bar{Q}_{e_k} - \bar{D}_{e_k}|}{255} \quad (3)$$

식(3)의 \bar{Q}_{e_k} , \bar{D}_{e_k} 는 각 영상에서 해당 에지 블록내 영역의 산술 평균값을 의미하며, k는 에지에 의해 나누어진 블록내 두 영역을 나타내는 라벨 값이다.

위의 식 (1), (2), (3)과 같은 방법으로 영상내 모든 블록에 대해 유사도를 구한다. 그 다음 영상 전체에 대해 m_n 값을 누적하여 질의 영상의 단순 블록 수로 나누어 정규화한 값을 M, t_n 값을 누적하여 질의 영상의 질감 블록 수로 정규화한 값을 T, e_n 값을 누적하여 질의 영상의 에지 블록 수로 정규화한 값을 E라고 하면, 주어진 영상의 윤곽선, 질감 등의 유사도를 반영하는 블록 유사도 S_B 는 식(4)와 같다.

$$S_B = \alpha M + \beta T + \gamma E \\ \alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (4)$$

식(4)에서 α, β, γ 는 각각 단순 블록, 질감 블록, 에지 블록에 대한 가중치로 비교하고자 하는 정보에 따라 가중치를 달리할 수 있다. 즉, 영상의 전체적인 밝기를 위주로 비교하는 경우 α 를 크게 하고, 영상 내의 에지를 위주로 비교한다면 γ 를 크게 하면 된다.

2. 컬러정보를 이용한 유사도

컬러는 영상을 특징짓는 중요한 요소로 일정한 배경에 대해 회전과 이동에 강한 장점을 갖고 있다. 자연계에는 상당히 많은 컬러가 존재하지만, 인간이 컬러의 작은 변화에 대해서는 차이를 구별하지 못하는 점을 이용하여 비교적 간단한 적은 수의 컬러로 영상을

구별할 수 있다. 즉, 영상 내의 컬러를 일정한 크기의 집단(bin)으로 나누어 히스토그램을 만들면 히스토그램의 모양에 따라 간단히 유사도 측정이 가능하다. 여기에서 사용한 컬러 히스토그램은 Swain과 Ballard^[4]의 방법을 약간 변형시킨 것이다. 우선 RGB 컬러 공간에서 삼차원 히스토그램을 만든다. 이 삼차원 히스토그램은 $R \times G \times B$ 컬러 축에 대해 $4 \times 4 \times 4$ 개의 집단(bin)으로 이루어져 있다. 물론 좀 더 정교한 컬러 비교를 원한다면 히스토그램 내의 집단(bin) 수를 증가시키면 된다. 그러나 히스토그램의 해상도가 높아지면 시각적으로 비슷하게 느끼는 색도 다르게 처리될 수 있고, 처리시간도 증가하므로 적절한 해상도를 선택해야 할 것이다. 이에 본 논문에서는 $R \times G \times B$ 컬러 축에 대해 해상도가 $4 \times 4 \times 4$ 인 히스토그램을 사용하겠다.

삼차원 히스토그램을 이용하여 질의 영상Q와 데이터 베이스 내의 비교 영상D 사이의 정규화된 컬러 유사도를 계산하면 아래와 같다.

$$S_c = \frac{\sum_{r=0}^3 \sum_{g=0}^3 \sum_{b=0}^3 \min(Q(r, g, b), D(r, g, b))}{\min(|Q|, |D|) \times 3} \quad (5)$$

|| : 해당 히스토그램의 픽셀 수

즉, 질의 영상Q의 $R \times G \times B$ 컬러 축에 대해 $4 \times 4 \times 4$ 개의 집단(bin)을 갖는 히스토그램Q를 만들고, 비교 영상D에 대해서도 $R \times G \times B$ 컬러축에 대해 $4 \times 4 \times 4$ 개의 집단(bin)을 갖는 히스토그램 D를 만든다. 그런 다음 컬러마다 하나하나의 집단(bin)을 비교하여 두 영상에 겹쳐지는 컬러의 양만큼, 다시 말해, 두 집단 중에서 크기가 작은 쪽의 양만큼을 누적한다. 이렇게 누적한 값을 두 영상 중 크기가 작은 영상의 픽셀 수로 나누면 정규화된 값 S_c 를 구할 수 있다. $S_c(Q, D)$ 는 0에서 1 사이의 값을 가지며 S_c 가 1에 가까울수록 유사도가 높고 0에 가까울수록 유사도가 낮다. 또한 두 영상의 히스토그램이 같거나 한 영상이 다른 영상을 완전히 포함하는 관계에 있을 경우 S_c 값은 1을 갖는다.

III. 컬러 영상에 대한 적용

인간은 컬러와 전체적인 모양, 질감 등을 동시에 고려하여 물체를 판단한다. 따라서 인간의 시각적 판단

에 좀 더 가까운 결과를 내기 위해서는 단일 특징만을 사용할 것이 아니라 여러 가지 특징을 고려하여 판단하는 것이 바람직하다. 따라서 본 논문에서 제안하는 알고리즘에서는 컬러 정보와 블록 분류 결과를 이용해 에지 정보를 동시에 이용한다.

컬러 히스토그램을 이용하는 방법은 지금까지 널리 사용되어온 대표적인 검색 방법으로 대상의 회전, 이동 등에 강한 성질이 있어 전체적인 매칭(global matching)에 적당하다. 그러나 물체의 위치에 대한 정보나 영상의 공간적 구성 등 공간 정보를 표현할 수 없다는 단점이 있다. 이런 단점을 보완하기 위해 제안하는 알고리즘에서는 블록 분류를 통한 에지 정보를 동시에 사용하였다. 에지 정보 즉, 윤곽선 정보는 패턴 인식을 수행하기 위한 기본적인 과정으로 물체를 판단하는 데 매우 중요한 정보이다. 그리고 영상의 크기 변화나 회전 등에는 약하지만 밝기 변화나 조명의 영향 등 컬러 히스토그램 방법이 갖는 단점을 보완할 수 있는 공간 정보이다. 따라서 제안하는 알고리즘에서는 컬러 히스토그램이 전체적인 유사도(global similarity) 역할을 하고, 블록 분류의 결과는 공간적인 정보를 반영하는 국부 유사도(local similarity)의 역할을 하여 영상의 전체적인 구성과 국부적인 자세한 구성을 모두 고려한 매칭을 실시한다.

1. 유사도 기준

컬러 영상 검색에 대한 유사도 기준은 II장에서 언급한 컬러 히스토그램의 유사도 S_c 와 블록의 위치를 고려한 유사도 S_B 를 조합하여 사용한다.

$$S_T = \frac{\mu S_c + \nu S_B}{\mu + \nu} \quad (6)$$

μ, ν ; 가중치

즉, S_T 는 두 영상의 컬러 히스토그램 비교를 통하여 영상의 전체적인 구성을 비교하고, 블록 분류된 결과를 위치에 따른 비교를 함으로써 자세한 공간적 구성을 비교하여 얻은 값이다.

2. Jain & Vailaya의 방법

Jain과 Vailaya^[11] (이하 J & V 방법이라고 하겠다)는 컬러 정보와 에지 정보를 히스토그램화하여 이용하는 영상 검색법을 제안하였다. 즉, R, G, B 컬러 공간에서 주어진 영상을 히스토그램당 16개의 집단(bin)을 갖는 세 개의 일차원 히스토그램으로 만든다.

이렇게 질의 영상과 비교 영상에 대해 컬러 히스토그램을 구한 후, 히스토그램 인터섹션을 하여 컬러에 대한 두 영상의 유사도를 계산한다. 또한 주어진 영상에 대해 Canny 에지 검출 방법^[17]을 이용해 에지의 방향을 계산한 후 36개의 집단(bin)으로 된 에지 히스토그램을 만든다. 이때, 하나의 집단(bin)당 10° 크기를 갖도록 한다. 이렇게 얻은 에지 히스토그램에 대해 히스토그램 인터섹션을 하여 윤곽선(shape)의 유사도를 계산한다. 마지막으로 컬러의 유사도와 윤곽선의 유사도 $\mu : \nu$ 를 1 : 1 비율로 최종 유사도 S_T 를 구한다^[11].

3. 실험 결과

실험에 사용한 데이터베이스는 건물, 꽃, 풍경, 사람 4가지 종류에 걸친 총 232개의 160×120 컬러 영상으로 이루어져 있다. 이 영상들은 책이나 사진을 스캔하여 취득한 영상과 University of Southern California와, VIRAGE에서 받은 영상들로 이루어져 있다^[18,19]. 표 1은 실험에 사용한 데이터베이스의 구성이다.

표 1. 컬러 영상 데이터베이스의 구성
Table 1. Content of color image database.

영상의 종류	종류별 영상의 수
건축물/조상	55
꽃	113
사람들	16
풍경	48
합계	232

알고리즘의 성능평가를 위해서는 검색 효율을 계산하여야 한다. 검색 효율은 검색 알고리즘뿐만 아니라 실험대상이 되는 데이터베이스, 질의 영상에 따라서도 다른 값을 보이므로 이를 고려하여야 한다. 예를 들어 하나의 질의 영상에 대해 10개의 검색 결과 영상을 보여주는 시스템이 있다고 하자. 데이터베이스 내에 유사 영상이 20개 존재하는 A라는 영상을 질의 영상으로 주었을 때, 10개의 검색 결과 중에서 A와 유사한 영상의 수가 8개였다. 이 경우 A의 유사 영상이 20개라는 것을 생각하지 않고, 10개의 결과 영상 중에서 유사 영상이 차지하는 비율만을 따진다면 80%의 높은 검색 효율을 보인다. 그러나, 유사 영상의 총 개

수를 고려해 본다면 20개의 유사 영상 중 8개, 40%만을 검색한 것이 된다. 한편, 유사 영상이 4개뿐인 영상 B를 질의 영상으로 주고, 유사 영상 4개 전부가 결과 영상에 포함된 경우를 생각해 보자. 10개의 결과 영상 중에서 유사 영상이 차지하는 비율은 40%이지만, B의 유사 영상이 전부 4개라는 것을 고려한다면 이는 100%의 검색 효율을 보인 것이다. 이런 경우를 고려하여 본 논문에서는 유사 영상의 개수에 따라 계산 방법을 달리하는 검색 효율 계산법을 사용한다.

주어진 질의 영상에 대해 검색된 결과 영상을 10위까지만 보여주고, 이 10개의 영상을 검색 결과 목록의 개수 R로 간주한다. 이때 검색 효율 η 는 아래와 같이 계산된다^[20].

$$\eta = \begin{cases} \frac{n}{N} & \text{if } N \leq R \\ \frac{n}{R} & \text{if } N > R \end{cases} \quad (7)$$

여기서 N은 데이터베이스 내에 있는 영상 중 질의 영상과 유사한 영상의 수이며, 주어진 질의 영상에 따라 다양한 값을 가질 수 있다. n은 10개의 검색된 영상 중에서 질의 영상과 유사한 영상의 수로서, 질의 영상에 따라 N이 10이상인 경우 즉, 유사한 영상이 10개 이상인 질의 영상의 경우 0에서 10사이의 값을 갖고 N이 10이하인 경우 0에서 N사이의 값을 가진다. N이 R보다 큰 경우 검색 효율을 n/R 로 계산한 이유는 일정한 순위내의 결과만을 검색했다고 인정했기 때문이다. 결과적으로 η 는 0에서 1 사이의 정규화된 값을 가지며 검색 효율이 좋을수록 1에 가깝다.

실험은 질의 영상을 주었을 때 질의 영상과 비슷한 영상을 찾아 유사도가 높은 순서대로 검색 결과를 10위까지 보이도록 하는 유사도 비교를 하였다. 하나의 질의 영상에 대해 검색된 결과 영상을 10위까지만 보여주고, 이 10개의 영상을 검색 결과 목록의 개수 R로 간주한다. 이때 검색 효율 η 는 식(7)과 같이 계산된다. 여기에서 n은 10개의 검색된 영상 중에서 질의 영상과 유사한 영상의 수이다.

표 2는 임의의 영상 19개를 질의 영상으로 주고 제안한 알고리즘을 다양하게 바꾸어 가며 실험한 결과이다. 컬러 정보와 블록 분류 정보의 비 $\mu : \nu$ 는 1 : 1로 고정하고 블록 분류 내에서 단순 블록, 질감 블록과 에지 블록의 비 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 변화시키며 실험하였다.

표 2. 컬러 영상의 검색 효율 비교

Table 2. The efficiency of color image retrieval with different parameter values.

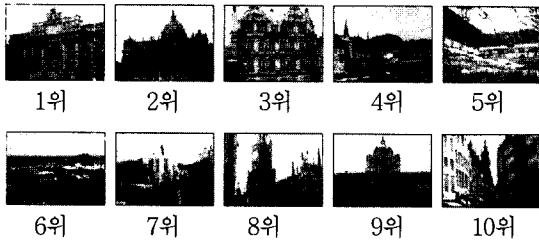
	$\mu : \nu = 1 : 1$	
$\alpha : \beta : \gamma$	1:1:1	0.3:0.2:0.5
검색 효율 η	0.610	0.639
	질의 영상의 블록별 발생 빈도대로	
	0.604	

표 2에서 보면 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 0.3 : 0.2 : 0.5로 주었을 때 검색 효율이 0.639로 최고치를 보이는 것을 알 수 있다. 그 다음으로 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 1 : 1 : 1로 주었을 때 검색 효율이 0.610으로 두 번째이었고, 마지막으로 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 질의 영상의 블록별 발생 빈도대로 준 경우 검색 효율이 0.604로 세 경우 중 가장 낮은 검색 효율을 보였다.

그림 2는 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 1 : 1 : 1로 주었을 때, 주어진 질의 영상에 대한 검색 결과를 10까지 보이고 있다. 결과 영상은 왼쪽 위쪽 영상이 1위, 오른쪽 아래쪽 영상이 10위의 순서이다.



a) 질의 영상



b) 결과 영상 (1위 - 10위)

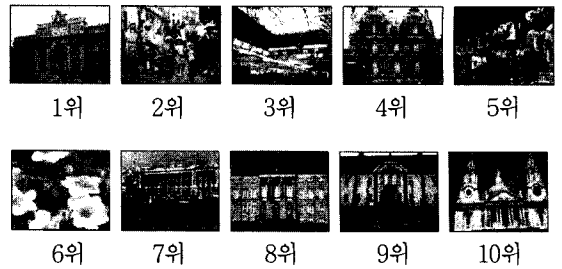
그림 2. 제안한 방법의 검색 결과 영상

Fig. 2. Retrieved images of the proposed algorithm.

그림 3은 그림 2와 동일한 질의 영상을 주었을 때 J & V 방법으로 검색한 결과이다. 동일한 질의 영상에 대해 두 방법이 서로 다른 결과를 보이고 있다. 그림 2와 그림 3을 비교하여 알 수 있듯이 제안된 방법으로 검색한 영상이 순위 2와 3에서 주관적 판단으로 더 질의영상에 가깝다는 것을 알 수 있다.



a) 질의 영상



b) 결과 영상 (1위 - 10위)

그림 3. J & V 방법의 검색 결과 영상

Fig. 3. Retrieved images of the J & V's algorithm.

영상의 특징들 중 에지는 영상 내에서 물체의 윤곽을 나타내는 특징으로 물체 인식에 사용될 수 있다^[2]. 이런 에지의 특성에 기인하여 실험적으로 구한 결과인 에지 블록에 가장 큰 가중치를 둔 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 0.3 : 0.2 : 0.5로 준 경우가 가장 좋은 검색 효율을 보인다. 그러나 이 경우는 데이터베이스에 따라 실험을 통해 적절한 가중치를 찾아야하는 어려움이 있으며, 또한 동일한 가중치(즉, $\alpha : \beta : \gamma$ 를 1 : 1 : 1)를 준 경우와 비교하여 검색 효율의 향상이 미약하다. 특히 데이터베이스의 영상 수가 늘어남에 따라 적절한 가중치를 찾기 위해 더 많은 트레이닝 영상과 처리 시간을 필요로 하게 되므로 좋은 방법이라 하기 어려운 것이다. 따라서, 가중치를 차별하지 않는(즉, $\alpha : \beta : \gamma$ 를 1 : 1 : 1로 주는) 경우를 선정하여 기존의 방법인 J & V의 방법과 비교한다.

표 3. 두 알고리즘의 검색 효율 비교

Table 3. The comparison of the retrieval efficiencies.

	J & V 알고리즘	제안한 알고리즘
검색 효율	0.522	0.610

표 3은 본 논문에서 제안한 방법 중 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 1 : 1 : 1로 주는 경우와 기존의 방법인 J & V의 방법의 검색 효율을 비교한 결과이다. 표에서 알 수 있듯이 J & V 방법의 검색 효율이 0.522임에 반해 제안한 방법의 검색 효율은 0.610으로, 제안한 방법이 J & V의 방법보다 0.088(대략 9%)정도 높은 검색 효율을 보였다.

컬러 히스토그램의 해상도와 블록 분류 정보에서 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 다양하게 바꿔 가며 11가지 실험을 해 보

았다. 그림 4는 이런 실험에 대한 검색 효율의 변화를 나타낸 것이다. 그림 4를 보면 실험에서 사용한 컬러 히스토그램의 해상도와 구성이 세 가지로 나누어져 있다. 이는 R, G, B에 대해 각각 16개의 집단(bin)을 갖는 1차원 히스토그램 세 개로 이루어진 경우와 4×4 해상도를 갖는 삼차원 RGB히스토그램의 경우, 8×8×8 해상도를 갖는 삼차원 RGB히스토그램의 경우이다. 여기서 8×8×8 해상도를 갖는 삼차원 RGB히스토그램의 경우, 일정한 문턱치를 주어 이 문턱치 이상인 집단만 계산함으로써 계산량을 줄였다. 블록 분류 정보는 질의 영상에서 각 블록의 발생 빈도에 따라 가중치를 준 경우, 에지 블록만 사용하는 경우, 에지 블록과 질감 블록을 1 : 1로 사용하는 경우, 단순 블록, 질감 블록, 에지 블록을 모두 사용하되 가중치를 달리한 경우 등으로 나누어 실험하였다.

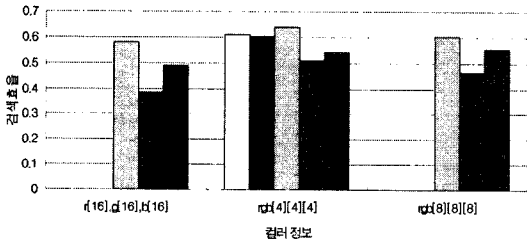


그림 4. 다양한 실험의 검색 효율 비교
Fig. 4. The comparison of the retrieval efficiencies with various simulations.

그림 4에서 보면 11가지 실험 중에서 4×4 해상도를 갖는 삼차원 RGB히스토그램과 블록 분류 정보의 가중치 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 0.3 : 0.2 : 0.5로 준 경우가 가장 높은 검색 효율을 보였고, 4×4 해상도를 갖는 삼차원 RGB히스토그램과 가중치 $\alpha : \beta : \gamma$ 를 1:1:1로 준 경우가 두 번째로 높은 검색 효율을 보였다.

표 4. 다양한 실험의 검색 효율 비교
Table 4. The comparison of the retrieval efficiencies with various simulations.

	컬러 히스토그램		
	r[16], g[16], b[16]	rgb[4][4][4]	rgb[8][8][8]
$\alpha : \beta : \gamma = 1 : 1 : 1$	없음	0.610	없음
질의 영상의 블록별 발생 빈도대로	없음	0.604	없음
$\alpha : \beta : \gamma = 0.3 : 0.2 : 0.5$	0.582	0.639	0.602
$\alpha : \beta : \gamma = 0 : 1 : 1$ (단순 블록 사용 안함)	0.386	0.510	0.464
에지 블록만 사용	0.490	0.541	0.555

표 4는 그림 4에 있는 실험의 검색효율을 보이고 있다. 조건을 달리한 실험의 검색 결과를 살펴보면 대체적으로 컬러 히스토그램의 해상도가 4×4×4 인 경우의 검색 효율이 가장 좋았고, 그 다음이 컬러 히스토그램의 해상도가 8×8×8 인 경우이고 1차원 히스토그램 3개를 사용한 경우가 가장 낮은 검색 효율을 보였다. 컬러 히스토그램의 해상도가 8×8×8 인 경우 히스토그램이 해상도가 너무 높아서, 인간이 시각적으로 비슷하다고 느끼는 정도의 색상 차이도 다른 색으로 처리하여 검색 효율이 낮게 나왔다. 결국, 1차원 히스토그램 3개를 사용하는 것보다 적절한 해상도의 3차원 히스토그램을 사용하는 것이 더 효과적이고, 블록 분류 결과를 단순 블록, 질감 블록, 에지 블록 모두 이용하는 것이 효과적이라는 것을 그림 4와 표 4를 통해 알 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 영상을 블록 분류한 결과와 컬러 히스토그램을 이용하는 새로운 검색 방법을 제안하였다. 즉, 주어진 영상을 겹치지 않는 작은 블록으로 나눈 다음 각 블록을 미리 정해진 6가지의 블록 패턴 중 가장 유사한 패턴으로 분류한다. 따라서 주어진 영상의 모든 블록은 단순 블록, 질감 블록, 수평 에지 블록, 수직 에지 블록, 45° 에지 블록, 135° 에지 블록 중 하나로 분류된다. 이렇게 블록 분류한 결과를 이용하여 두 영상의 같은 위치에 있는 블록의 패턴을 비교하는 방법으로 주어진 두 영상의 유사도를 구한다. 한편, 주어진 영상에 대해 4×4 해상도를 갖는 3차원 RGB히스토그램을 만들어 히스토그램 인터섹션을 하는 방법으로 컬러 유사도를 구한다. 마지막으로 블록 분류를 이용한 유사도와 히스토그램을 이용한 컬러 유사도를 병합하여 새로운 유사도 기준을 만든다. 제안한 유사도 기준은 영상을 에지 블록, 단순 블록, 질감 블록으로 분류함으로써 블록 단위로 영상의 내용을 반영하였고, 블록 분류의 결과를 위치를 고려한 유사도 계산을 하여 영상의 공간적인 구성의 유사도를 반영하였다. 또한, 컬러 정보를 히스토그램을 이용해 비교하여 영상의 전체적인 구성을 반영하였다. 결국 제안한 영상 검색 방법은 블록 분류 결과와 컬러라는 두 가지 정보를 이용할 뿐만 아니라, 그 이용 방법에 있어서도 영상의 국부적인 유사도(local similarity)와 전체적인

유사도(global similarity)를 모두 반영하는 새로운 유사도 기준을 사용하였다. 4가지 종류의 영상으로 이루어진 232개의 컬러 영상 데이터베이스에 대해 제안한 검색 방법과 기존의 검색 방법을 실험해 본 결과, 기존 방법의 검색 효율은 0.522, 제안한 방법의 검색 효율은 0.610으로 제안한 방법의 검색 효율이 더 높았다.

참 고 문 헌

- [1] A. Pentland et al, "Photobook : Tools for Content-based Manipulation of Image Databases", *Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases II*, Vol.2185, pp34-47, Feb. 1994.
- [2] T. S. Chua and S. K. Lim and H. K. Pung, "Content-based Retrieval of Segmented Images", *ACM Multimedia'94*, pp211-218, 1994.
- [3] R. S. Gray, "Content-based Image Retrieval: Color and Edges", *Dartmouth PCS-TR95-252*, 1995 .
- [4] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing", *Intl. J. Computer Vision*, Vol.7, No.1, pp11-32, 1991.
- [5] 박인규, 윤일동, 이상숙, "그래프 표현을 이용한 컬러 영상 데이터베이스 검색기법", *방송공학회 논문지*, Vol.1, No.1, pp74-83, March 1996
- [6] S. F. Chang and J. R. Smith, "Extracting Multi-dimensional Signal Features for Content-based Visual Query", *SPIE Sym. on Visual Communications and Signal Processing*, May 1995.
- [7] 정원일, 최현섭, 최기호, "내용기반 화상 검색시스템의 설계 및 구현", *전자공학회 논문지*, pp60-69, July 1996
- [8] A. Vellaikal and C. C. Jay Kuo, "Content-Based Image Retrieval Using Multiresolution Histogram Representation", *SPIE Digital Image Storage & Archiving Systems*, Philadelphia, Oct. 1995.
- [9] 정원일, 박정찬, 최기호, "칼라 특징을 이용한 내용기반 화상검색시스템의 설계 및 구현", *전자공학회논문지*, pp111-118, June 1996
- [10] M. P. Dubisson and A. K. Jain, "Fusing Color and Edge Information for Object Matching", *Proc. 1st IEEE Intl. Conf. Image Process.* Nov. 1994.
- [11] A. K. Jain and A. Vailaya, "Image Retrieval using Color and Shape", *Pattern Recognition*, Vol.29, No.8, pp1233-1244, 1996.
- [12] A. Vellaikal and C. C. Jay Kuo, "Joint Spatial-Spectral Indexing for Image Retrieval", *IEEE Intl. Conf. on Image Processing*, pp16-19, Sep. 1996.
- [13] C. Frankel and M. J. Swain and V. Athitsos, "WebSeer : An Image Search Engine for The World Wide Web", *Technical Report 96-14*, Computer Science Department, The University of Chicago, Aug. 1996.
- [14] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N1678.
- [15] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N1686.
- [16] C. S. Won, "Variable Block Size Segmentation for Image Compression using Stochastic Models", *Proc. ICIP-96*, pp975-978, Sep. 1996.
- [17] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.8, No.11, pp679-698, Nov. 1986.
- [18] <http://darney.usc.edu/~vellaika>.
- [19] <http://www.virage.com>, Virage, Inc.
- [20] M. S. Kankanhalli et al, "Cluster-based Color Matching for Image Retrieval", *Pattern Recognition*, Vol.29, No.4, pp 701-708, 1996.
- [21] G. A. Baxes, *Digital Image Processing Principles and Applications*, John Wiley & Sons, Inc., p93, 1994.
- [22] F. Ennesser and G. Medioni, "Finding Waldo, or focus of attention using local color information", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, No.8, pp805-809, Aug. 1995.

저 자 소 개



柳 明 分(正會員)

1973年 10月 17日生 1996年 2月 동국대학교 전자공학과 공학사학위 취득. 1996年 ~ 현재 동국대학교 전자공학과 석사과정 재학중. 주관 심분야는 영상 검색 및 영상 분할 등임.



馬 錫 勳(正會員)

1970年 12月 17日生 1995年 2月 동국대학교 전자공학과 공학사학위 취득. 1996年 ~ 현재 동국대학교 전자공학과 석사과정 재학중. 주관 심분야는 동영상 분할 및 영상 검색, 영상 편집 등임.



朴 東 權(正會員)

1970年 9月 17日生 1996年 2月 동국대학교 전자공학과 공학사학위 취득. 1996年 ~ 현재 동국대학교 전자공학과 석사과정 재학중. 주관 심분야는 영상 압축 및 영상 분할 등임.

元 致 善(正會員)

第 33 卷 A 編 第 9 號 參照
현재 동국대학교 전자공학과 부교수.