

칼라 영역의 크기와 뭉침을 기술하는 칼라 동시발생 히스토그램을 이용한 영상검색

안 명 석[†] · 조 석 제^{††}

요 약

칼라 영상을 효과적으로 검색하기 위해 칼라의 분포와 화소 간 위치 정보를 이용하여 영상을 검색하는 방법이 연구되었다. 본 논문에서는 적은 빈 개수로 칼라 분포와 화소 간 위치 정보를 효율적으로 기술하여 영상을 검색할 수 있는 기술자를 제안한다. 이는 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분에 가중치를 주어 에너지를 변형하고, 의미가 약한 값의 빈을 제거한 것이다. 분석을 통해 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분은 같은 칼라를 가지는 영역의 크기 정보와 그 영역 간의 뭉침 정보를 기술하며, 비 대각성분이 대각성분에 비해 영상검색에 더 우수한 특성을 나타낸다는 것을 확인하였다. 그래서, 비 대각성분의 가중치를 대각성분의 가중치에 비해 높게 주면 영상검색을 효과적으로 할 수 있다는 사실을 밝혔다. 64 레벨로 칼라 양자화된 RGB 칼라 좌표계에서의 실험영상에서, 가중치가 0.7에서 0.9인 제안한 기술자가 기존의 기술자에 비해 우수하게 영상을 검색함을 알 수 있었다.

키워드 : 영상검색, 동시발생 히스토그램

Image Retrieval Using the Color Co-occurrence Histogram Describing the Size and Coherence of the Homogeneous Color Region

An, Myung-Seok[†] · Seok-Je Cho^{††}

ABSTRACT

For the efficient image retrieval, the method has studied that uses color distribution and relations between pixels. This paper presents the color descriptor that stands high above the others in image retrieval capacity. It is based on color co-occurrence histogram that the diagonal part and the non-diagonal part are attached the weight and modified to energy of color co-occurrence histogram, and the number of bins with petty worth have little influence is curtailed. It's verified by analysis that the diagonal part carries size information of homogeneous color region and the non-diagonal part does information about the coherence of it, Moreover the non-diagonal part is more influential than diagonal part in survey of similarity between images. So, the non-diagonal part is attached more weight than the diagonal part as a result of the research. The experiments validate that the proposed descriptor shows better image retrieval performance when the weight for non-diagonal part is set to the value between 0.7 and 0.9.

Key Words : Image Retrieval, Co-occurrence Histogram

1. 서 론

최근 디지털 카메라와 같은 영상 장비가 보편화되면서 무수히 많은 영상이 인터넷 상에 존재하게 되었다. 이 영상들을 효율적으로 검색하기 위해 시각 정보를 이용하여 영상을 검색하는 방법들이 제안되었다[1-3]. 이 방법들은 칼라, 질감, 물체의 외형, 영역의 공간적인 관계 등을 이용하여 영상을 검색한다[4, 5]. 이런 형태의 영상검색에서 검색 성능은

시각 정보를 기술하는 부분에 의해 좌우된다. 여러 시각 특징들 중에 칼라는 가장 일반적인 특징이면서 영상의 크기나 회전 등의 변화에 크게 영향을 받지 않는다[1]. 그래서 칼라를 효율적으로 기술하여 영상을 검색하는 방법이 활발히 연구되었다[6-8].

기존의 칼라를 기술하는 기술자들은 기본적으로 영상의 칼라 분포를 기술하였다. 수많은 칼라 영상들 중에서 유사한 칼라 분포를 가지는 영상들이 나타날 가능성이 높기 때문에, 칼라 분포만으로 영상을 효율적으로 기술하기 어려운 문제점이 있었다[9]. 그래서 칼라 동시발생 히스토그램(color co-occurrence histogram)이나 칼라 코렐로그램(color cor-

[†] 정 회 원 : 한국해양대학교 컴퓨터 공학과 박사과정
^{††} 종신회원 : 한국해양대학교 IT공학부 교수
 논문접수 : 2006년 3월 21일, 심사완료 : 2006년 4월 11일

relogram), 칼라 구조 히스토그램(color structure histogram) 등과 같이 칼라 분포에 화소 간 공간 정보를 같이 기술하는 방법들이 제안되었다[10-12].

칼라 동시발생 히스토그램은 칼라 화소의 주위에 어떤 칼라 화소가 나타나는가를 결합 확률(joint probability)로 나타내며, 칼라 코렐로그램은 이를 조건 확률(conditional probability)로 표현한다. 칼라 동시발생 히스토그램은 단일한 화소 간 거리에서, 칼라 코렐로그램은 여러 개의 화소 간 거리에서 영상의 정보를 기술하는 부분에서 차이가 있다. 이 두 기술자는 칼라 화소 간의 공간 정보를 기술하는데 효과적이나, 칼라 히스토그램 등의 기술자에 비해 너무 많은 빈(bin)을 가진다[10, 11]. 또한 칼라 동시발생 히스토그램은 대부분 에너지가 대각성분(diagonal matrix)에 분포한다. 그래서 대각성분이 영상검색 결과에 너무 많은 영향을 미치는 문제점이 있다. 칼라 구조 히스토그램은 일정 크기의 영역에서 임의의 칼라가 나타날 확률을 기술한다. 이 기술자는 칼라 히스토그램과 같은 빈의 수로 칼라 분포와 화소 간의 공간 정보를 적절히 포함할 수 있는 특징이 있다. 이 기술자는 적은 빈 개수로 칼라 코렐로그램 등과 비슷한 영상검색 성능을 나타내었다[13].

본 논문에서는 칼라 영역의 크기 정보와 뭉침 정보를 효과적으로 기술하는 칼라 동시발생 히스토그램을 기반한 새로운 기술자를 제안한다. 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분은 칼라 영역의 크기 정보를 기술하고 비 대각성분(non-diagonal matrix)은 이 칼라 영역의 뭉침을 기술한다. 또한 비 대각성분은 대각성분보다 영상을 더 우수하게 기술한다. 그러나 기존의 칼라 동시발생 히스토그램은 에너지의 분포특성 때문에 이를 효율적으로 사용하지 못한다. 대각성분과 비 대각성분을 영상검색에 효율적으로 사용하기 위해, 두 성분에 가중치를 주어 에너지를 변형한 후에 의미미약한 빈을 제거한다.

분석 및 실험을 통해 일반적으로 사용되는 RGB 칼라 좌표계의 64 레벨로 칼라 양자화 된 영상에서, 가중치가 0.7에서 0.9일 경우에 기존의 칼라 기술자들에 비해 우수하게 영상을 검색할 수 있음을 확인하였다.

2. 영상검색을 위한 칼라 기술자

칼라가 직관적이고 쉽게 얻을 수 있다는 장점 때문에, 칼라를 기술하는 방법에 대한 연구가 많이 이루어졌다. 이를 기술하는 대표적 기술자로 칼라 히스토그램(color histogram)[1], 칼라 동시발생 히스토그램[10]과 칼라 코렐로그램[11], 칼라 구조 히스토그램[12] 등이 있다.

Swain 등에 의해 제안된 칼라 히스토그램은 Red, Green, Blue 3 채널을 각각 일정 수로 양자화하여 칼라 분포를 얻는다. 칼라 히스토그램은 얻기 쉬울 뿐만 아니라, 회전, 이동, 크기 변화 등에 강인하게 영상을 기술할 수 있지만, 영상의 공간 정보를 전혀 포함하지 않는다[1]. 그래서 의미가 다른 영상이지만 칼라 히스토그램이 매우 유사하거나, 의미

가 비슷한 영상이지만 조명 및 시점 변화에 의해 히스토그램이 매우 다르게 나타날 수 있다[9].

동시발생 행렬은 영상에서 임의의 밝기 화소 주위에 특정한 밝기의 화소가 나타나는 횟수를 나타낸 것이다[15]. 이를 칼라 영상에 적용하여, 행렬의 전체 빈도수로 정규화한 것이 칼라 동시발생 히스토그램이다. m 개의 칼라로 양자화된 영상 I 에서, 칼라 i 와 j 에 대한 칼라 동시발생 히스토그램 $\varepsilon_{i,j}(I)$ 는 k 화소 만큼 떨어진 화소 p_a 와 p_b 에 어떤 칼라가 나타나는지에 대한 결합 확률로 나타내며, 식 (2-1)과 같다.

$$\varepsilon_{i,j}(I) = \Pr[p_a \in I_i, p_b \in I_j, |p_a - p_b| = k] \quad \text{식 (2-1)}$$

여기서, $i, j = [0 \ m-1]$ 이고, I_i 와 I_j 는 영상에서 칼라 i 와 j 를 가지는 화소의 집합을 나타낸다. 거리 k 는 미리 정의된 고정 거리이고, 화소 간의 거리 $|p_a - p_b|$ 는 장기관 거리[11]를 사용한다. 그리고, $p_a = (x_a, y_a) \in I_i$, $p_b = (x_b, y_b) \in I_j$ 이다.

칼라 동시발생 히스토그램은 두 가지의 문제를 가지고 있다. 한 가지는 대부분 에너지가 화소 간에 같은 칼라가 나타날 확률을 나타내는 대각성분에 집중된다. 이로 인해, 영상검색 성능이 대각성분의 값 변화에 너무 민감하여 비 대각성분의 기술 정보를 거의 사용하지 못한다. 그래서 두 성분에 가중치를 주어 영상검색 성능을 향상시키는 개념이 기존 연구에서 소개되었다. 하지만, 이는 가중치를 효율적으로 두어 영상을 검색하는 것 보다 두 성분을 분리하여 영상검색을 하면 검색 성능이 우수해진다는데 연구의 초점이 맞추어져 있었다[14]. 또 다른 문제는 칼라 동시발생 히스토그램의 빈의 개수가 칼라 양자화 수의 제곱 형태로 나타나기 때문에, 칼라 히스토그램과 같은 기술자에 비해 너무 많다. 그래서 영상검색에 이를 그대로 사용하기에는 어려운 점이 있다.

칼라 코렐로그램은 영상의 모든 화소에 대해, 임의의 기준 화소를 중심으로 거리가 k 만큼 떨어진 화소에 어떤 칼라가 나타나는가를 조건 확률로 나타낸다. 칼라 코렐로그램 $\gamma_{i,j}^k(I)$ 는 칼라 i 를 가지는 화소 p_a 에 대해, 거리가 k 인 화소 p_b 에 칼라 j 가 나타날 확률을 조건 확률로 나타내며, 식 (2-2)와 같다.

$$\gamma_{i,j}^k(I) = \Pr[p_b \in I_j, |p_a - p_b| = k | p_a \in I_i] \quad \text{식 (2-2)}$$

여기서, 거리 k 는 미리 지정된 몇 개의 거리 중의 하나이다.

칼라 코렐로그램의 유사도 측정을 위해서는 지정된 모든 거리의 칼라 코렐로그램으로 유사도를 측정해야 하기 때문에, 저장해야 할 빈의 수가 너무 많다. 그래서 오토-코렐로그램이나 밴디드 코렐로그램(banded corelogram)로 빈 수를 줄여 영상을 검색하는 방법이 제안되었다[11].

칼라 구조 히스토그램은 임의의 칼라 좌표계로 양자화된 영상에서, $s \times s$ 크기의 구조체(structure element)를 이동하여 구조체의 내부에 존재하는 칼라의 유무에 대한 정보를 히스토그램에 저장한다[12]. 이 기술자는 영상에서 칼라의 영역이 얼마나 뭉쳐 있는가를 기술한다. MPEG-7에서는 이

히스토그램을 얻는 칼라 좌표계와 칼라 좌표계의 양자화 방법 그리고 각 bin의 에너지 값의 양자화 방법에 대한 기준을 정해 기준 기술자로 선택하였다[12].

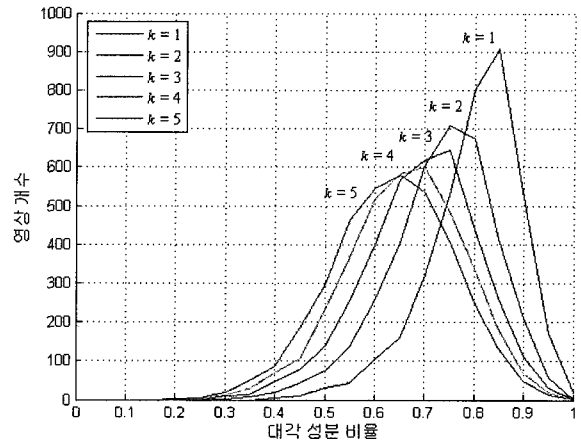
3. 칼라 동시발생 히스토그램의 문제점과 기술 영역

본 논문에서는 칼라 영역의 크기 정보와 뭉침 정보를 효과적으로 기술할 수 있는 새로운 칼라 기술자를 제안한다. 이 기술자는 칼라 동시발생 히스토그램을 기초한 것으로 대각성분과 비 대각성분에 가중치를 주어 에너지 분포를 변형한 후, 의미가 미약한 bin을 제거하여 bin의 수를 축소한다. 본 장에서는 기존의 칼라 동시발생 히스토그램의 문제점 및 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분의 특성이 영상검색에 미치는 영향을 분석한다.

3.1 칼라 동시발생 히스토그램의 문제점

영상은 유사한 칼라를 가지는 영역들과 그 영역 간의 경계로 이루어진다. 칼라를 양자화하면 유사한 칼라의 영역은 같은 칼라가 된다. 그래서 같은 칼라를 가지는 영역의 면적이 대각성분이 되고, 영역 간의 경계는 비 대각성분이 된다. 일반적으로 같은 칼라를 가지는 영역이 크기 때문에, 대각성분의 에너지는 비 대각성분의 에너지보다 크다. 이를 확인하기 위해, 여러 경로에서 얻어진 3617장 영상을 RGB 칼라 좌표계에서 64 칼라로 양자화한 후 얻어진 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분 에너지 비율이 얼마나 되는지를 (그림 3-1)으로 나타내었다. 이 그림에서 대부분의 영상에서 얻어진 칼라 동시발생 히스토그램의 에너지는 대각성분에 모여 있다는 것을 알 수 있다.

이와 같이 대각성분이 비 대각성분보다 에너지가 상당히 높게 나타난 것은 대각성분의 변화에 영상검색 성능이 크게 좌우된다는 것을 의미한다. m 개의 칼라로 양자화된 영상에서 얻어진 칼라 동시발생 대각성분의 bin 수는 m 개, 비 대



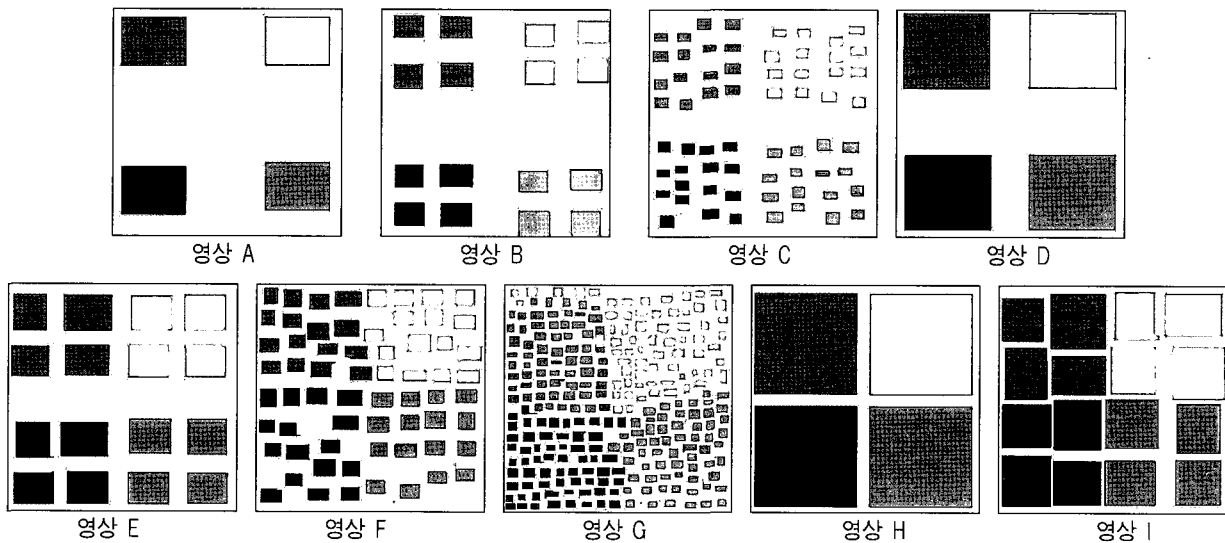
(그림 3-1) 3617장 영상에서 얻어진 칼라 동시발생 히스토그램 중 대각성분의 비율

각성분의 bin 수는 $m \times m - m$ 개이다. 대각성분의 bin은 비 대각성분의 bin 수보다 작음에도 불구하고 에너지의 양이 크기 때문에 영상의 변화에 더 크게 영향을 받는다. 그래서 내용의 형태가 어느 정도 변하는 영상에서는 검색 결과가 나쁘게 나타날 가능성이 있다.

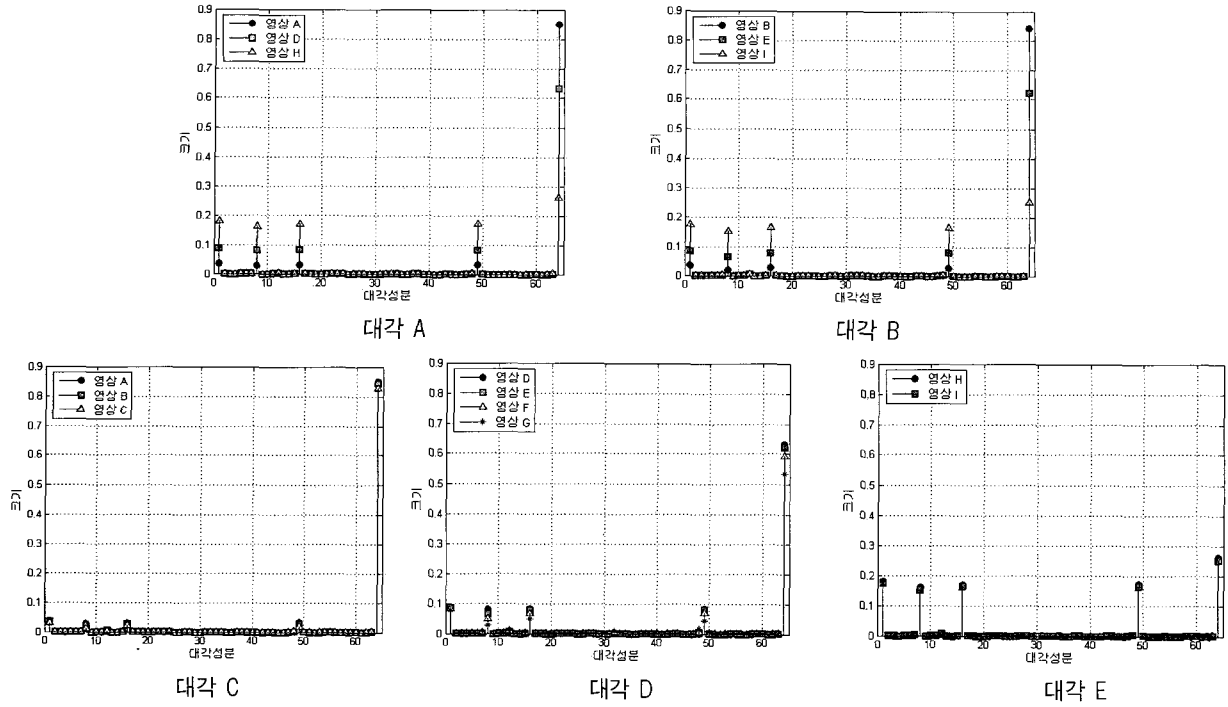
3.2 칼라 동시발생 히스토그램의 영상 기술 영역

칼라 동시발생 히스토그램은 칼라 영역의 크기와 뭉침 정도에 대한 정보를 기술한다. (그림 3-2)를 이용하여 여러 가지 칼라 영역의 크기와 뭉침을 가진 영상에서의 칼라 동시발생 히스토그램 특성을 분석하였다. (그림 3-2)는 칼라 영역의 크기와 뭉침 정도가 다른 영상이고, 이 영상에서 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분을 나타낸 것이 (그림 3-3)과 (그림 3-4)이다.

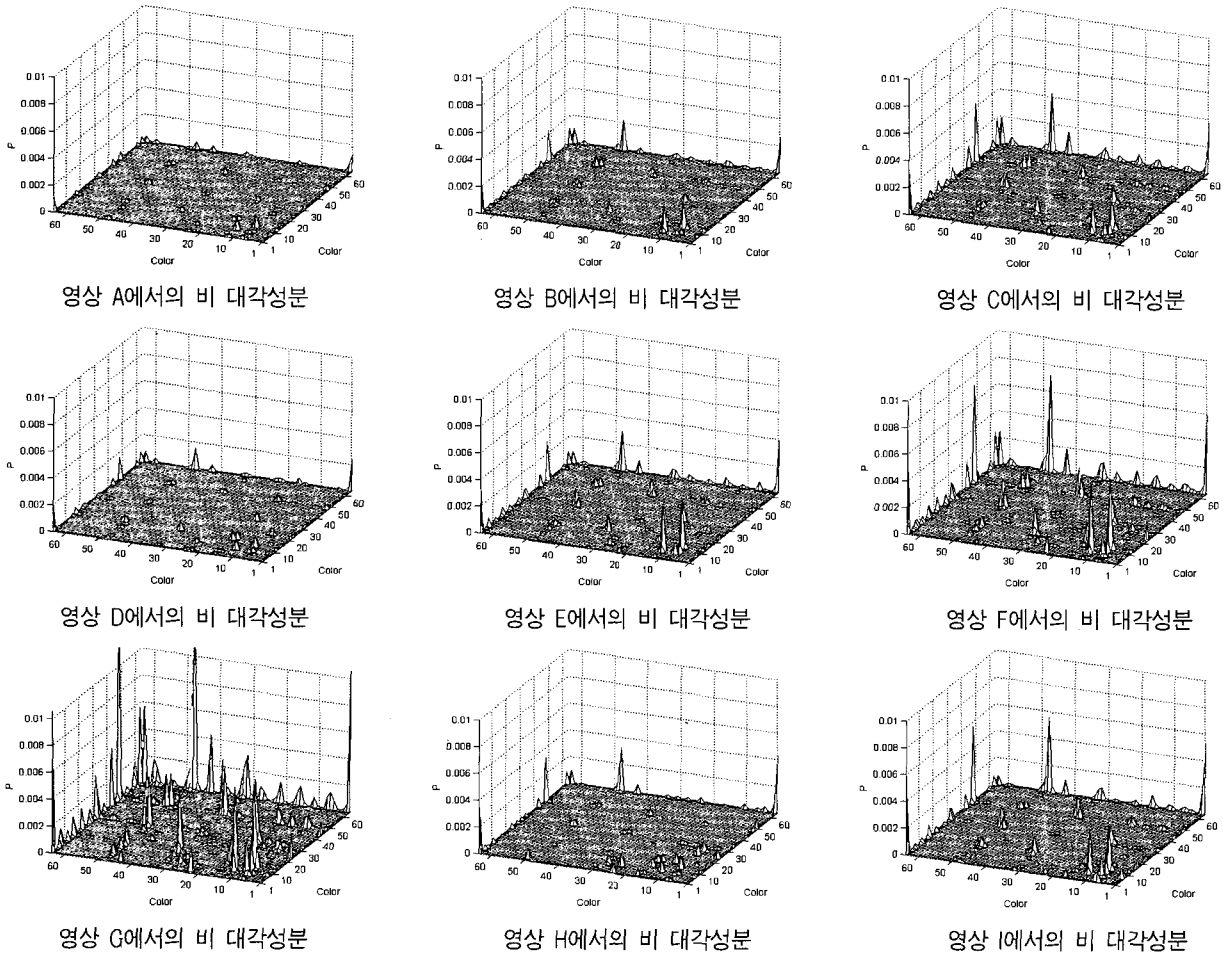
(그림 3-2)의 영상 A, 영상 B, 영상 C와 영상 D, 영상 E, 영상 F, 영상 G 그리고 영상 H, 영상 I는 각 칼라 영역의 크기는 모두 같지만 칼라 영역의 뭉침 정도만 다른 영상이



(그림 3-2) 칼라 영역의 크기와 뭉침 정도가 다른 영상



(그림 3-3) 칼라 영역의 크기 변화와 뭉침에 다른 대각성분의 변화



(그림 3-4) (그림 3-2) 영상들의 칼라 동시발생 히스토그램 중 비 대각성분

다. 그리고 영상 A, 영상 D, 영상 H 그리고 영상 B, 영상 E, 영상 I는 칼라 영역의 크기가 서로 다른 영상이다.

(그림 3-3)의 대각 A는 영상 A, 영상 D, 영상 H에서 얻어진 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분이다. 대각 A에서, 영상의 칼라가 존재하는 5개의 빈의 값이 3개 영상 모두 차이가 확연히 난다는 것을 볼 수 있다. 이는 대각성분이 칼라 영역의 크기 정보를 기술한다는 것을 나타낸다. 즉, 칼라 영역의 크기 변화에 따라 대각성분의 크기가 변한다는 것으로, 칼라 영역의 크기가 크면 클수록, 그 칼라 영역에 해당되는 빈의 값이 높아진다는 것을 의미한다. 또한 영상 B, 영상 E 그리고 영상 I에서 얻어진 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분을 나타내는 대각 B에서도 같은 결과를 볼 수 있다.

이에 비해 같은 영역의 크기지만 뭉침의 정도가 서로 다른 영상 A, 영상 B, 영상 C에서 얻어진 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분을 나타낸, (그림 3-3)의 대각 C는 각 영상에서의 대각성분이 비슷하게 나타난다. 역시 같은 칼라 영역의 크기를 가지는 영상 D, 영상 E, 영상 F, 영상 G 그리고 영상 H, 영상 I에서의 대각성분을 나타내는 (그림 3-3)의 대각 D, 대각 E 또한 영역의 뭉침에 크게 영향을 받지 않고, 유사하게 나타난다는 것을 볼 수 있다. 여기서, 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분은 영상 내의 칼라 영역의 뭉침 정도 보다는 크기 변화에 따라 민감하게 형태가 달라진다는 것을 확인할 수 있다.

그러나, 비 대각성분은 대각성분과 다른 특성을 가진다. (그림 3-4)는 (그림 3-2)의 영상들에서 얻어진 칼라 동시발생 히스토그램의 비 대각성분을 나타낸 것이다. 이 그림에서 (그림 3-2)의 영상 A, 영상 D, 영상 H에서 얻어진 비 대각성분은 큰 차이가 없다는 것을 볼 수 있다. 비 대각성분은 같은 칼라를 가지는 영역 간의 경계에서 얻어지는 것으로, 실제 영상에서 비율이 얼마 되지 않기 때문에 영상의 칼라 영역의 크기가 변하더라도 대각성분에 비해 상대적으로 작게 변화가 일어난다. 그러나 (그림 3-2)의 영상 A, 영상 B, 영상 C에서 같은 크기의 칼라 영역이지만 영역이 분산된 경우에는 비 대각성분의 형태가 앞의 경우에 비해 많은 변화가 나타나지 않는다. 이는 (그림 3-2)의 영상 D, 영상 E, 영상 F, 영상 G 그리고 영상 H와 영상 I에서의 비 대각성분에서도 같은 형태의 변화가 나타남을 볼 수 있다. 즉, 비 대각성분은 대각성분과 달리 영상의 칼라 영역의 크기 변화에는 둔감한 대신, 칼라 영역의 뭉침 정도에 따라 형태가 달라진다는 것을 알 수 있다.

칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분은 영상의 칼라 영역의 크기 정보를, 비 대각성분은 칼라 영역의 뭉침에 대한 정보를 기술한다. 그래서 두 성분을 효율적으로 사용하면 우수하게 영상을 검색할 수 있을 것이다.

4. 칼라 영역의 크기와 뭉침을 기술하는 새로운 칼라 기술자를 이용한 영상검색

칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분을 영상검색에 효율적으로 사용하기 위해, 본 장에서는 칼라

동시발생 히스토그램에 가중치를 주는 방법과 칼라 동시발생 히스토그램의 빈 개수를 줄이는 방법을 제안한다. 이 방법은 적은 빈의 개수로 기존의 칼라 기술자에 비해 우수하게 영상을 검색할 수 있다.

4.1 가중치 둔 칼라 동시발생 히스토그램

앞에서 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분은 영상의 다른 정보를 기술한다는 사실을 확인하였다. 이 두 성분을 영상검색에 효율적으로 사용하기 위해, 두 성분이 영상검색에 미치는 영향만큼만 영상검색에 적용하면 우수한 영상검색 결과를 얻을 수 있다. 그래서 대각성분과 비 대각성분을 영상검색에 영향력을 미치는 정도에 따라 가중치를 부여한다. 이 방법은 대각성분과 비 대각성분을 각각을 정규화하고 두 영역이 영상검색 성능에 미치는 영향에 따라, 영향력이 높은 부분에 가중치를 높게 주고, 영향력이 작은 부분에는 가중치를 낮게 준다. 식 (4-1)과 식 (4-2)를 이용하여 칼라 동시발생 히스토그램을 대각성분과 비 대각성분으로 분리, 정규화한다.

$$\alpha_{i,j}(I) = \begin{cases} \frac{\varepsilon_{i,j}(I)}{S(I)} & ,if\ i = j \\ 0 & ,if\ i \neq j \end{cases} \quad \text{식 (4-1)}$$

$$\varphi_{i,j}(I) = \begin{cases} \frac{\varepsilon_{i,j}(I)}{1-S(I)} & ,if\ i \neq j \\ 0 & ,if\ i = j \end{cases} \quad \text{식 (4-2)}$$

단, $S(I) = \sum_{i=1}^m \varepsilon_{i,i}(I)$ 이다.

대각성분과 비 대각성분은 기술하는 내용이 서로 다르기 때문에, 실제 영상검색에 미치는 영향이 다르다. 그래서, 영상검색에 미치는 영향의 정도를 식 (4-3)과 같이 가중치 ω 를 이용하여 가중치가 포함된 칼라 동시발생 히스토그램 $w\varepsilon_{i,j}(I)$ 로 표현할 수 있다.

$$w\varepsilon_{i,j}(I) = (1-\omega) \times \alpha_{i,j}(I) + \omega \times \varphi_{i,j}(I) \quad \text{식 (4-3)}$$

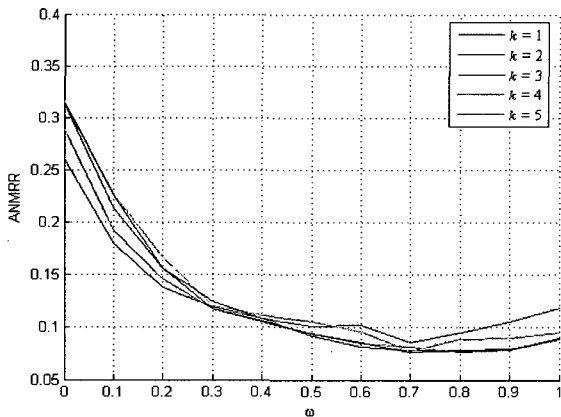
$w\varepsilon_{i,j}(I)$ 의 영상검색 성능은 가중치 ω 를 어떻게 설정하느냐에 따라 달라진다. 가중치 변화에 따라 영상검색 성능 변화 추이를 알아보기 위해, 여러 경로에서 얻어진 3617장의 영상과 47 세트의 질의 및 정답 영상으로 가중치를 변경하면서 영상검색 성능의 변화추이를 확인하였다. 이때 사용 칼라 좌표계는 RGB이고, 64개로 칼라를 양자화를 하였다. 칼라 동시발생 히스토그램 간의 유사도는 히스토그램 교차(histogram intersection)를 사용하였다[11].

검색 성능 평가를 위해 본 분석에서는 ANMRR[15]을 사용하였다. ANMRR은 질의(query) 영상에 대해 얼마나 많은 정답 영상을 찾고, 또 찾아진 정답 영상의 순위가 얼마나 높은가를 측정할 수 있다. 영상검색의 성능이 우수하면 ANMRR 값은 낮아진다. 이는 식 (4-4)와 같다.

$$ANMRR = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q NMRR(q) \quad \text{식 (4-4)}$$

여기서, $NMRR(q)$ 는 질의 영상 q 에 의해 찾아진 정답 영상 순위의 합을 $[0,1]$ 값으로 나타내는 것으로, 정답 영상의 순위가 높을수록 0에 가까운 값이 나타난다.

(그림 4-1)은 분석용 영상에서의 가중치와 거리 k 에 따른 ANMRR 값 변화 추이를 보이고 있다. 이 변화 추이에서 가중치가 0.7에서 0.9 근처에서 가장 우수한 영상검색 성능을 나타낸다. $\omega=1$ 인 경우는 비 대각성분만을 이용하여 유사도를 측정된 것으로, 가중치 ω 가 0.7에서 0.9에서의 ANMRR 보다 높은 값이 나타난다. 이 사실에서 비 대각성분 단독으로 사용할 때 보다 두 성분 모두 사용하면서 비 대각성분의 가중치를 높게 줄 경우, 영상을 우수하게 검색할 수 있다는 사실을 알 수 있다.



(그림 4-1) 가중치와 거리 k 의 변화에 따른 ANMRR 값 변화 추이

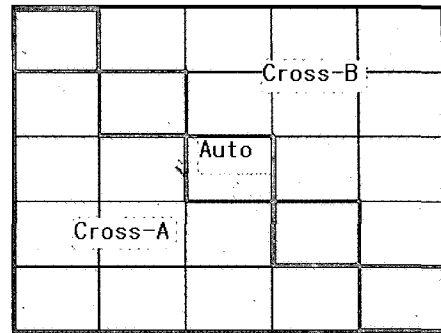
그러나, 칼라 동시발생 히스토그램의 bin의 개수가 많다는 문제는 여전히 존재한다. 특정 기술자의 크기가 크면 영상 검색의 속도가 느려질 뿐 아니라, 과도한 저장공간이 필요할 수 있다.

4.2 칼라 동시발생 히스토그램의 bin 개수 축소

칼라 동시발생 히스토그램은 동시발생 히스토그램과 마찬가지로 대칭 행렬로 나타나기 때문에 대칭 구간을 가지고 있을 필요가 없다. 그래서 (그림 4-2)와 같은 칼라 동시발생 히스토그램에서 Cross-A 혹은 Cross-B 영역 중 한 영역과,

대각성분 값의 반, 즉 $\frac{\alpha_{i,j}(I)}{2}$ 만을 취할 수 있다. 칼라 동시발생 히스토그램의 bin 개수가 m^2 라면, 대칭성을 이용하면 bin의 개수가 $\frac{m^2 + m}{2}$ 로 줄어든다.

또한, 영상에 나타나는 칼라의 수가 한정되어 있기 때문에, 값이 나타나는 bin의 수는 많지 않다. 그리고 값이 존재하는 bin 중, 영상검색에 크게 영향을 미치지 않는 미미한 값을 가지고 있는 bin들을 버릴 수 있다. 본 논문에서는 칼



(그림 4-2) 칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분

라 동시발생 히스토그램의 에너지 평균에 대해 τ 이상을 유효한 데이터로 정의하며, 임계치(threshold) $Tr(I)$ 은 식 (4-5)와 같다.

$$Tr(I) = \frac{\tau \sum_{i \in [m], j \in [m]} w \epsilon_{i,j}(I)}{m^2} \quad \text{식 (4-5)}$$

임계치 $Tr(I)$ 과 칼라 동시발생 히스토그램의 대칭성을 이용하여 bin의 개수를 줄이면, 식 (4-6)과 같이 인덱스 id_x 와 그 bin의 값인 v_x 로 이루어진 $rw\epsilon_x(I)$ 로 나타낼 수 있다. 여기서, 인덱스 id_x 는 대각성분을 기준으로 우측으로 인덱스 번호를 높이는 형태를 취한다.

$$rw\epsilon_x(I) = \{(id_x, v_x) | w \epsilon_{i,j}(I) \geq Tr(I), i \geq j\} \quad \text{식 (4-6)}$$

4.3 칼라 기술자의 유사도 측정

질의 영상 I 와 비교 영상 I' 에서 얻어진 $rw\epsilon_x$ 간 유사도는 여러 가지 유사도 측정함수로 구해질 수 있으나, 본 논문에서는 (4-7)의 히스토그램 교차를 사용한다.

$$|I - I'|_{\Delta rw\epsilon} = \frac{\sum_{u \in id'} \min(v_u^I, v_u^{I'})}{\sum_{u \in id'} v_u^I} \quad \text{식 (4-7)}$$

여기서, 분모는 질의 영상에서 얻어진 기술 정보의 모든 bin의 합을 나타내며, 분자는 질의 영상과 비교 영상에서 얻어진 기술 정보에서 동시에 존재하는 bin 인덱스의 실제 값만을 비교하여 유사도를 측정한다.

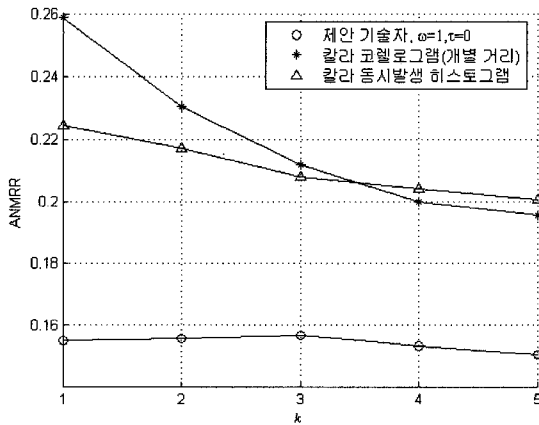
5. 실험 및 고찰

제한한 방법의 타당성과 성능을 검증하기 위해 다음과 같은 조건으로 실험하였다. 실험 영상은 크기가 서로 다른 5466장의 영상과 50개의 질의 및 정답 영상 세트를 사용하였다. 칼라 좌표계는 64 칼라로 양자화된 RGB 좌표계를 사용하였다. 칼라 동시발생 히스토그램을 얻기 위한 거리 k 는 1, 2, ..., 5를 사용하여 실험하였다. 그리고 성능을 평가는

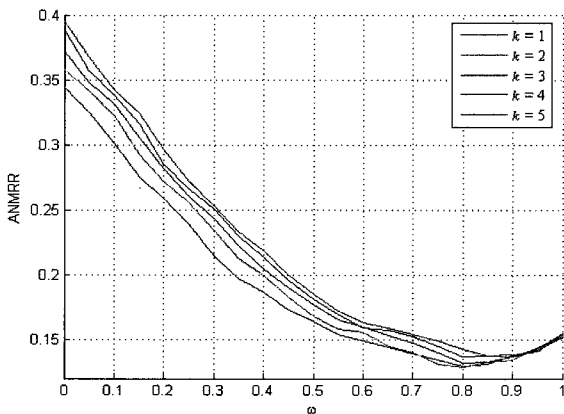
ANMRR을 사용한다.

(그림 5-1)은 식 (4-3)의 조건이 $\omega=1$ 이고 $\tau=0$ 일 때, 제안한 영상 기술자, 개별 거리의 칼라 코렐로그램 그리고 칼라 동시발생 히스토그램을 이용한 영상검색 결과를 나타내고 있다. 조건이 $\omega=1$ 과 $\tau=0$ 이면, 칼라 동시발생 히스토그램의 비 대각성분을 제안 기술자로 적용한 것이다. (그림 5-1)을 통해, 비 대각성분을 이용하여 영상을 검색하면 칼라 코렐로그램과 칼라 동시발생 히스토그램보다 우수하게 영상을 검색할 수 있음을 알 수 있다. 또한 영상검색 결과가 거리 k 에 따라 크게 차이가 나지 않는 사실도 확인 할 수 있다.

(그림 5-2)는 제안한 기술자의 가중치를 변경하면서 ANMRR을 측정한 결과이고, <표 5-1>은 각 거리에 대해 최저의 ANMRR 값이 나오는 가중치, 그 때의 ANMRR값과 평균 빈의 개수 그리고 칼라 동시발생 히스토그램 중 사용되는 빈의 비율을 나타낸 것이다. 표에서 각 거리에 대해 가중치가 0.8에서 0.9사이에서 최저의 ANMRR 값이 나타난다. 이는 4장에서 가중치가 0.7에서 0.9에서 가장 우수하게 영상을 검색할 수 있다는 분석과 유사한 결과가 나타난다는 것을 알 수 있다. 여기서, $k=2$ 인 경우, 칼라 동시발생 히스토그



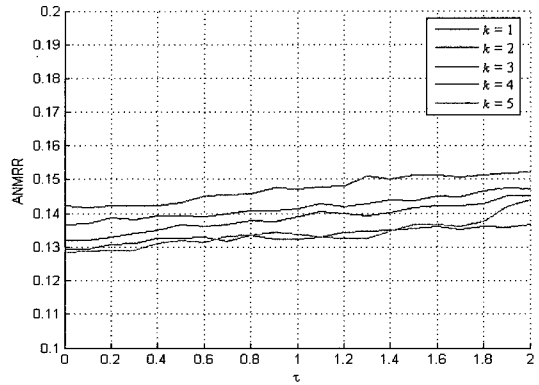
(그림 5-1) $\omega=1, \tau=0$ 일 때의 제안 기술자, 칼라 동시발생 히스토그램 그리고 칼라 코렐로그램을 이용한 영상검색 결과



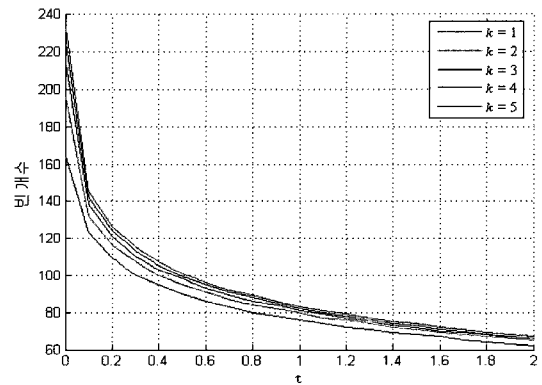
(그림 5-2) 가중치 변경에 따른 제안한 기술자의 영상검색 결과 ($\tau=0$)

<표 5-1> 각 거리에 대해 최저 ANMRR값이 나오는 가중치와 그때의 ANMRR

거리	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
가중치	0.8	0.8	0.8	0.8	0.85
ANMRR	0.1292	0.1283	0.1320	0.1367	0.1375
평균 빈 개수	167	201	222	236	245
이용 빈수 비율	4.07%	4.9%	5.4%	5.7%	5.9%



(a) 임계치 τ 의 변화에 따른 ANMRR 변화



(b) 임계치 τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수 변화

(그림 5-3) 가중치 $\omega=0.8$ 인 경우, τ 의 변경에 따른 제안한 기술자의 빈 개수와 ANMRR 변화

램의 약 4%의 빈으로 가장 우수한 영상검색 성능을 보였다. 그래서 ANMRR의 값과 빈의 개수 등을 고려했을 때, $\tau=0$ 인 경우에 $k=1$ 와 $\omega=8$ 이면 가장 우수하게 영상을 검색할 수 있다.

(그림 5-3)은 τ 가 0.0에서 2.0 일 때, 제안된 기술자의 평균 빈 수와 그 때의 ANMRR 값을 나타낸다. (그림 5-3) (a)는 τ 의 변화에 따른 ANMRR의 변화를 나타내고, (그림 5-3) (b)는 이때의 평균 빈 수의 변화이다. 이 그림에서 빈 개수와 상관없이 가장 우수한 영상검색 성능을 나타내는 경우는 거리 $k=2$, $\tau=0$ 이고, 이때 ANMRR은 0.1283이다. 그리고 빈의 개수와 ANMRR의 관계를 보았을 때, 거리 $k=2$ 와 $\tau=0.2$ 에서 평균 빈 개수는 116개이고 ANMRR은 0.129이로 가장 우수한 검색 성능을 나타낸다.

이 그림에서 $\tau=0.1$ 일 경우, 평균 빈 개수가 확연히 줄어들고 있는 현상과 $\tau=0.4$ 이상에서 빈 수가 완만하게 줄어드

는 것을 볼 수 있다. 이때 ANMRR의 변화는 크지 않은 것을 볼 수 있다. 이는 영상 검색 성능에 미약하게 영향을 미치는 아주 작은 값을 가지는 빈들이 가중치로 변형된 칼라 동시발생 히스토그램 전반에 분포하고 있다는 사실을 나타낸다.

그리고 제안한 기술자의 평균 빈의 개수가 칼라 양자화 개수와 일치하는 $\tau=1.8$, $k=1$ 인 경우의 ANMRR 값이 0.1359로 칼라 히스토그램의 ANMRR 값인 0.2983, 칼라 동시발생 히스토그램에서 가장 검색 결과가 우수한 $k=5$ 일 경우의 0.2006, 칼라 코렐로그램 $k=1, \dots, 5$ 일 때의 0.2157, 칼라 구조 히스토그램의 0.2079 보다 우수한 값이 나타난다. <표 5-2>로 결과를 정리하였다.

<표 5-2> 제안된 기술자와 기존 기술자의 성능 비교

거리	ANMRR	비교
제안 기술자	0.1359	$k=1$, $\tau=1.8$, 64개 빈
칼라 히스토그램	0.2983	64개 빈
칼라 동시발생 히스토그램	0.2006	$k=5$, 4096개 빈
칼라 코렐로그램	0.2157	$k=1, \dots, 5$
칼라 구조 히스토그램	0.2079	64개 빈

6. 결 론

본 논문에서는 칼라 영역의 크기 정보와 뭉침 정보를 효과적으로 기술할 수 있는 새로운 칼라 기술자를 제안하였다. 제안한 기술자는 칼라 동시발생 히스토그램을 기반한 것으로, 대각성분과 비 대각성분에 가중치를 주어 칼라 동시발생 히스토그램의 에너지를 변경하고 빈의 개수를 축소한 것이다.

칼라 동시발생 히스토그램의 대각성분과 비 대각성분에 가중치를 주기 위해 다음과 같은 사실을 분석하였다. 1) 대각성분과 비 대각성분이 영상에서 기술하는 부분이 다름, 2) 두 영역이 영상검색 성능에 미치는 영향이 다름, 3) 대각성분은 칼라 영역의 크기 정보를, 비 대각성분은 칼라 영역의 뭉침 정도를 기술함, 4) 대각성분보다 비 대각성분이 영상 기술능력이 더 우수하다. 분석된 결과를 통해 대각성분보다 비 대각성분에 더 높은 가중치를 주어 영상을 검색한다면, 우수한 영상검색 결과를 얻을 수 있다는 사실을 실험을 통해 확인 하였다.

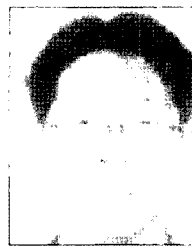
제안 기술자의 빈 개수를 줄이기 위해, 칼라 동시발생 히스토그램의 대칭성과 의미가 미미한 빈들의 값들을 제거하였다. 빈 개수가 축소된 제안 기술자는 작은 빈 개수로, 칼라 코렐로그램뿐만 아니라 칼라 구조 히스토그램보다 우수하게 영상을 검색할 수 있다는 것을 실험을 통해 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] M. Swain and D. Ballard, "Color Indexing," IJCV, Vol.7, No.1, pp.11-32, 1992.
 [2] E. Broek, P. Kisters, and L. Vuurpijl, "Content-Based Image Retrieval Benchmarking: Utilizing Color Categories and Color Distributions," JIST, Vol.49, No.3, pp.293-301, 2005.

[3] N. Howe and A. Ricketson, "Improving the Boosted Correlogram," ICIAR, Vol.1, pp.803-810, 2004.
 [4] G. Paschos, I. Radev, and N. Prabhakar, "Image Content-based Retrieval Using Chromaticity Moments," IEEE Trans. On KDE, Vol.15, No. 5, pp.1069-1072, 2003.
 [5] A. Bimbo, "Visual Information Retrieval", Morgan Kaufmann, 2001.
 [6] J. Huang, S. Kumar, and R. Zabih, "Automatic Hierarchical Color Image Classification," JASP, Vo.2, pp.151-159, 2003.
 [7] A. Smeulders, M. Worring, and et al, "Content-based Image Retrieval at the End of the early Years," IEEE Trans. on PAMI, Vol.22, No.12, 2000.
 [8] K. Wong, C. Cheung, and et al, "Dominant Color Image Retrieval using Merged Histogram," Proc. of IEEE ISCS, Vol.2, pp.908-911, 2003.
 [9] G. Pass, R. Zabih, and J. Miller, "Comparing Images using Colour Coherence Vectors," Proc. of the ACM Conf. on Multimedia, pp.65-73, 1996.
 [10] V. Kovalev and S. Volmer, "Color Co-occurrence Descriptors for Querying-by-Example," Proc. of the Conf. on Multimedia Modeling, p.32, 1998.
 [11] J. Huang, S. Kumar, and et al, "Spatial Color Indexing and Applications," IJCV, Vol.35, No.3, pp.245-268, 1999.
 [12] D. Messing, P. Beek, and J. Errico, "The MPEG-7 Colour Structure Descriptors: Image Description using Colour and Local Spatial Information," Proc. of ICIP, Vol.1, pp.670-673, 2001.
 [13] B. Manjunath, J. Ohm, V. Vasudevan, and A. Yamada, "Color and Texture Descriptors," IEEE Trans. on CSVT, Vol.11, No.6, 2001.
 [14] S. O. Shim and T. S. Choi, "Image Indexing by Modified Color Co-occurrence matrix," Proc. Of ICIP, Vol.3, pp.III-493-496, 2003.
 [15] Patrick N., J. Restat, and at al, "Subjective Evaluation of the MPEG-7 Retrieval Accuracy Measure(ANMRR)," ISO/WG11 MPEG Meeting, Geneva, Doc. M6029, 2000.

안 명 석



e-mail : gkfqo@paran.com
 1998년 한국해양대학교 컴퓨터 공학과(학사)
 2000년 한국해양대학교 제어계측 공학과(석사)
 2000년~현재 한국해양대학교 컴퓨터 공학과 박사과정
 관심분야 : 영상검색, 물체 위치 추정, 컴퓨터 비전, ITS

조 석 제



e-mail : sjcho@hhu.ac.kr
 1982년 경북대학교 전자공학과(학사)
 1982~1984년 금성전전(주) 광통신연구소 연구원
 1988년 경북대학교 전자공학과(공학석사)
 1991년 경북대학교 전자공학과(공학박사)
 1991년~현재 한국해양대학교 IT공학부 교수

관심분야 : 영상신호처리, 칼라 신호처리, 컴퓨터 비전