

공학박사 학위논문

가중치를 둔 컬러 동시발생 히스토그램을
이용한 영상검색

Image Retrieval

Using Weighted Color Co-occurrence Histogram

지도교수 조 석 제

2006년 8월

한국해양대학교 대학원

컴퓨터공학과

안 명 석

공학박사 학위논문

가중치를 둔 컬러 동시발생 히스토그램을
이용한 영상검색

Image Retrieval

Using Weighted Color Co-occurrence Histogram

지도교수 조 석 제

2006년 8월

한국해양대학교 대학원

컴퓨터공학과

안 명 석

목 차

그림 목 차.....	iii
표 목 차.....	v
Abstract	vi
제 1 장 서 론.....	1
1.1 연구의 배경	1
1.2 제안한 방법	3
제 2 장 내용기반 영상검색을 위한 컬러 기술자.....	6
2.1 내용기반 영상검색 시스템	6
2.2 컬러영상을 위한 기술자.....	7
제 3 장 컬러 동시발생 히스토그램에 의한 영상검색.....	19
3.1 컬러 동시발생 히스토그램의 문제점	19
3.2 대각성분과 비대각성분의 영상기술.....	24
3.3 대각성분과 비대각성분의 영상검색 성능.....	29
제 4 장 가중치를 둔 컬러 동시발생 히스토그램을 이용한 영상검색.....	36
4.1 대각성분 및 비대각성분에 가중치를 둔 영상검색.....	38
4.1.1 대각성분 및 비대각성분에 가중치를 둔 CCH.....	38
4.1.2 빈 개수 축소와 유사도 측정	42
4.2 대각성분, 비대각성분 및 가중치에 의한 영상검색.....	46
4.2.1 CCH의 획득과 빈 제거	46
4.2.2 유사도 측정	48

제 5 장 실험 및 고찰	52
5.1 실험환경 및 성능평가 방법	52
5.2 실험결과 및 고찰	55
제 6 장 결 론	79
참고 문헌	82

그림 목 차

그림 2.1 영상검색 시스템의 구성.....	8
그림 2.2 $E_f(i, j)$ 를 얻는 방법($k=2$)	12
그림 2.3 컬러 양자화된 영상에서 얻어진 CCH($k=1$).....	13
그림 2.4 영상의 CC($k=1$)	16
그림 2.5 CSH을 얻는 방법	18
그림 3.1 그림 2.4(A) 복잡한 영상에서 얻어진 CCH($k=1$).....	20
그림 3.2 3,699장 영상에서 얻어진 CCH에서의 대각성분 비율.....	21
그림 3.3 컬러영역의 크기변화에 따른 CCH($k=1$)	23
그림 3.4 컬러영역의 크기변화와 뭉침정도가 다른 영상	25
그림 3.5 그림 3.4 영상에서 얻어진 CCH의 대각성분	26
그림 3.6 그림 3.4 영상들의 비대각성분.....	30
그림 3.7 대각성분과 비대각성분 유사도 측정을 위한 영상.....	32
그림 3.8 그림 3.7의 영상에서 얻어진 CCH의 대각성분.....	35
그림 4.1 제안한 방법의 흐름도.....	37
그림 4.2 CCH와 WCCH.....	40
그림 4.3 ω 의 변화에 따른 WCCH 간 유사도($k=1$).....	41
그림 4.4 CCH의 대칭.....	43
그림 4.5 CCH의 대각성분과 비대각성분	43
그림 4.6 컬러 동시발생 히스토그램의 위치 인덱스	45
그림 4.7 유사도 측정용 영상	50
그림 5.1 질의영상 표본.....	52
그림 5.2 질의영상과 정합영상 표본	53
그림 5.3 27 레벨로 양자화된 RGB 컬러 좌표계.....	533
그림 5.4 제안한 방법과 CCH를 이용한 영상검색 결과($\omega=1, \tau=0$)...577	577
그림 5.5 컬러 양자화 레벨과 ω 의 변화에 따른 제안 방법의 ANMRR(WCCH)	58
그림 5.6 컬러 양자화 레벨과 ω 의 변화에 따른 제안 방법의	

ANMRR(WSCCH)	59
그림 5.7 컬러 양자화 레벨에 따른 CCH의 대각성분 비율	61
그림 5.8 τ 의 변화에 따른 제안한 방법의 ANMRR과 평균 빈수(WCCH, $\omega = 0.8$)	66
그림 5.9 τ 의 변화에 따른 제안한 방법의 ANMRR과 평균 빈수 (WSCCH, $\omega = 0.8$)	68
그림 5.10 질의 1에 대한 영상검색 결과	72
그림 5.11 질의 2에 대한 영상검색 결과	73
그림 5.12 질의 3에 대한 영상검색 결과	74
그림 5.13 WCCH와 CCH를 이용한 영상검색 결과: 정합영상의 순위 ($\omega = 0.8$)	75
그림 5.14 그림 5.13 영상에서 얻어진 WCCH와 CCH($\omega = 0.8$)	77

표 목 차

표 3.1 대각성분 간의 유사도	33
표 3.2 비대각성분 간의 유사도.....	33
표 4.1 대칭성과 값이 없는 빈을 제거한 후의 평균 빈수.....	43
표 4.2 $\omega=0.5$ 인 WCCH 간의 유사도 측정 결과	51
표 4.3 $\omega=0.5$ 인 WSCCH 간의 유사도 측정 결과	51
표 5.1 각 거리에 대한 최저 ANMRR, 그 때의 가중치와 빈의 개수(WCCH)	63
표 5.2 각 거리에 대한 최저 ANMRR, 그 때의 가중치와 빈의 개수 (WSCCH).....	64
표 5.3 각 컬러 양자화 레벨에서 컬러 기술자 성능 비교.....	71

Image Retrieval
Using Weighted Color Co-occurrence Histogram

An, Myung-Seok

Department of Computer Engineering,
Graduate School, Korea Maritime University

(Advised by Professor Cho, Seok-Je)

Abstract

Color image retrieval is to search color images using queries represented by image descriptors, which usually describe color distribution and relation of color pixels in an image. A color co-occurrence histogram (CCH) among the descriptors captures information on the spatial layout of colors within an image. It has shown excellent performance on color image retrieval, but requires many bins to describe contents of images and has bad effect on the similarity of same contents images, in which the size of homogeneous color regions are highly different.

To resolve these problems and to improve retrieval performance, this thesis proposes a weighted CCH and two image retrieval methods using it. Generally the process of image retrieval using a CCH has three steps. The first step is to get the CCH from a query image. The second step is to compute similarity between CCHs of the query image and reference images. The last step is to sort reference images by the similarities and to visualize them. The proposed retrieval methods weight main diagonal and off-diagonal elements of a CCH in the first and/or the second steps mentioned above.

Experiments have shown that the proposed methods with a few bins outperform some conventional methods when large weight is given on off-diagonal elements regardless of color quantization levels. We believe that the effectiveness of the method is caused by the characteristics describing the size and the coherence of homogeneous color regions and being robust to size variation of the color regions. Moreover, the image retrieval performance is little affected by the threshold, which is an energy level of valid bins, regardless of color quantization levels.

The proposed methods use contents of images effectively, so they can be effectually used in the other content-based applications such as color image classification, color object tracking, and video cut detection.

제1장 서론

1.1 연구의 배경

디지털 카메라와 같은 영상장비가 보편화되고 영상의 양이 크게 증가함에 따라, 효과적으로 영상을 검색하는 방법이 필요하게 되었다[1-7]. 초기에는 전문가가 영상을 검토하여 키워드(keyword)를 얻고, 얻어진 키워드로 영상을 검색하였다. 그러나 다양한 의미를 갖는 영상에서 대표 키워드 몇 개만을 얻는 것이 쉽지 않고[8], 영상의 양이 증가함에 따라 영상을 모두 수작업으로 검토하는 것도 불가능해졌다. 이러한 이유로 시각특징(visual feature)을 이용하여 영상을 검색하는 내용기반 영상검색(content-based image retrieval)이 제안되었다.

내용기반 영상검색은 영상의 컬러(color), 질감(texture) 그리고 물체의 관계(relation of objects) 등을 자동으로 추출하여 기술하고, 기술된 정보의 유사도를 측정하여 영상을 검색한다. 이 방법은 영상의 시각특징을 이용하여 영상을 검색하기 때문에, 유사 상표검색[9,10]이나 비디오에서의 원하는 장면검색[11], 여러 의미를 동시에 갖는 영상의 검색[12-14] 등에 효과적으로 사용될 수 있다.

내용기반 영상검색에서 가장 중요한 부분이 영상의 시각특징을 기술하는 부분이다. 이 부분이 영상검색의 핵심으로 시각특징을 얼마나 효과적으로 기술하느냐에 따라 검색성능이 결정된다. 이 때문에 시각특징을 효

과적으로 기술하는 방법에 대한 연구가 시작되었으며[15-21], 특히 직관적이면서 얻기 쉬운 컬러를 기술하여 영상을 검색하는 방법이 활발히 연구되었다[15, 16].

초기의 컬러기반 영상검색은 영상의 컬러분포를 기술하는 컬러 히스토그램(color histogram: CH)을 이용하였다. 이는 회전 등의 영상변화에 강인하게 영상을 검색할 수 있으나, 컬러분포만을 히스토그램의 빈(bin)에 저장하기 때문에 공간정보를 전혀 포함하지 않는다. 따라서 영상의 수가 많아질 경우 다른 의미의 영상이지만 유사한 컬러분포를 가진 영상이 나타날 가능성이 매우 높아지고, 그로 인해 검색성능이 저하된다[22]. 이 문제를 해결하기 위해 컬러 동시발생 히스토그램(color co-occurrence histogram: CCH)[23-25], 컬러 코렐로그램(color correlogram: CC)[26-29] 그리고 컬러 구조 히스토그램(color structure histogram: CSH)[30-32] 등과 같이 컬러분포에 화소 간의 공간정보를 함께 기술하여 영상을 검색하는 방법이 제안되었다.

CCH는 일정거리를 둔 두 화소 간에 나타나는 컬러의 관계를 결합확률(joint probability)로 나타낸다. 이는 흑백영상의 질감분석에 사용된 동시발생 히스토그램을 컬러영상에 적용한 것으로, 컬러분포뿐만 아니라 컬러화소 간의 공간정보를 함께 기술하는 장점이 있다. 이를 이용해서 영상을 검색하면 CH를 이용할 때보다 우수하게 영상을 검색할 수 있다. 그러나 CCH는 저장해야 할 bin수가 많고, 대부분 에너지가 주대각성분(main diagonal elements)에 모이는 특성 때문에 주대각성분과 비대각성분(off-diagonal elements)이 기술하는 영상정보를 영상검색에

효과적으로 사용하기가 힘들다.

CC는 시간이나 공간에서의 자기 상관관계(auto-correlation)를 나타내는 코렐로그램을 컬러영상에 적용한 것으로, 일정거리를 둔 두 화소에 나타나는 컬러를 조건확률(conditional probability)로 표현한다 [27]. CC를 이용한 방법은 하나의 화소 간 거리가 아닌 정의된 몇 개의 거리에서 얻어진 CC로 영상을 검색하기 때문에, CCH보다 많은 빈을 저장해야 하는 단점이 있다[27, 28].

CSH는 전체 영상에 대해서 일정 크기의 영역에 어떤 컬러화소가 존재하는지를 기술한다. 그래서 일정 영역에서 동시에 나타날 수 있는 컬러와 전체 영상에서 나타나는 컬러화소의 빈도수를 함께 기술할 수 있다. 이는 CH와 같은 데이터 양으로 컬러분포와 컬러화소 간의 공간정보를 같이 기술하기 때문에, 적은 빈수로 CCH 등과 비슷한 검색 성능을 보인다[30,31]. MPEG-7에서는 CSH와 이를 얻는 컬러 좌표계, 컬러 양자화 방법 등을 함께 정의하여 표준 컬러 영상기술자 중에 하나로 채택하였다[32].

1.2 제안한 방법

영상검색을 위한 여러 기술자 중에 CCH는 에너지 분포와 빈수의 문제 때문에 영상검색 효율성이 낮아진다. 에너지 분포에 관련된 문제는 대각성분의 에너지를 낮추고 비대각성분의 에너지를 높여준다면 해결이 가능하다. 또한 두 성분이 각각 영상의 어떤 특성을 기술하고, 유사도

측정에 어떤 영향을 미치는지를 안다면 CCH의 에너지를 어떻게 변형해야 하는지도 알 수 있다. 이런 이유로 대각성분과 비대각성분이 영상의 어떤 특성을 기술하는지와, 두 성분이 CCH 간의 유사도 측정에 어떤 영향을 미치는지를 분석한다.

분석한 내용을 토대로 본 논문에서는 CCH에 가중치를 두어 영상을 검색하는 방법을 제안한다. 이 방법은 CCH의 대각성분과 비대각성분에 가중치를 두고 의미가 크지 않은 빈들을 제거하여 영상을 검색하는 방법으로, 가중치를 주는 시점에 따라 두 가지 방법으로 제안된다. 제안된 방법은 CCH를 영상에서 얻는 시점에 가중치를 주는 방법(weighted CCH: WCCH)과, CCH 간 유사도를 측정할 때 가중치를 주는 방법 (weighted similarity of CCH: WSCCH)이다.

WCCH를 이용한 방법은 영상에서 CCH를 얻고, 대각성분과 비대각성분의 에너지를 총 에너지로 정규화한다. 그리고 가중치를 이용하여 대각성분과 비대각성분의 에너지를 변형한 후, 의미가 미미한 빈을 제거하여 영상의 유사도를 측정한다.

WSCCH를 이용한 방법은 CCH의 빈 중, 의미가 미미한 빈들을 제거하고 대각성분과 비대각성분을 구분할 수 있도록 저장한다. 그리고 영상 간 유사도를 측정할 때, 비교영상에서 얻어진 CCH의 대각성분과 비대각성분을 질의영상에서 얻어진 CCH의 대각성분과 비대각성분 에너지의 합으로 각각 보정한다. 그리고 대각성분 간의 유사도와 비대각성분 간의 유사도에 가중치를 주어 영상을 검색한다.

제안한 방법들은 적은 빈수로 기존의 컬러기반 방법에 비해 우수하게

영상을 검색할 수 있다는 사실을 실험을 통해 증명한다. 이를 위해 제안한 방법의 가중치를 변경하면서 검색성능을 확인하고, 각 컬러 양자화 레벨에서 가장 우수하게 영상을 검색하는 가중치를 추정한다. 또한 추정된 가중치를 둔 CCH의 빈수를 축소함에 따라 변하는 검색성능의 변화를 관찰하고, 기존의 검색방법과 성능을 비교한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 1장에서는 영상검색의 필요성과 기존의 컬러를 이용한 영상검색방법 그리고 제안한 방법의 흐름을 간단히 설명한다. 2장에서는 영상검색 시스템의 구성과 기존에 제안되었던 컬러기반 기술자에 대해 설명한다. 3장에서는 CCH를 이용해 영상을 검색할 때의 단점과 특징을 설명한다. 4장에서는 컬러 동시발생 히스토그램에 가중치를 주어 영상을 검색하는 방법 두 가지를 제안한다. 그리고 5장에서는 가중치에 따른 제안방법의 성능변화를 관찰하고, 기존방법과 성능을 비교하여 제안방법의 우수성을 검증한다. 마지막으로 6장에서는 본 논문의 내용을 정리하고 결론을 맺는다.

제 2 장 내용기반 영상검색을 위한 컬러 기술자

2.1 내용기반 영상검색 시스템

내용기반 영상검색은 컬러나 질감과 같은 영상의 시각특징을 자동으로 기술하고, 기술된 정보 간의 유사도가 높은 영상을 사용자에게 제공한다 [8, 14]. 내용기반 영상검색은 일반적으로 그림 2.1과 같이 사용자 질의부분(query part), 영상의 시각특징을 기술하는 부분(description part), 기술된 정보의 유사도를 측정하는 부분(similarity measuring part) 그리고 측정된 유사도를 기준으로 사용자에게 결과영상을 출력해주는 부분(display part)으로 나뉘어진다[8].

사용자 질의부분은 사용자가 찾고자 하는 영상을 입력하는 부분으로, 질의방법으로는 컬러분포를 입력하는 방법(query by histogram)[33-35], 영상을 입력하는 방법(query by example)[21, 36], 스케치나 페인팅으로 질의하는 방법(query by sketch or painting)[37-39], 물체의 관계를 입력하는 방법(query by relation)[8, 16] 등이 있다.

영상의 시각특징 기술은 기술자가 시각특징을 정량적인 형태로 변형함으로써 이루어진다. 기술된 정보는 저장 공간인 빈으로 이루어진 히스토그램이나 행렬 등에 저장된다. 이들 간의 유사도 측정은 L_1 -norm, L_2 -norm 이나 히스토그램 교차(histogram intersection) 등의 유사도 측정함수가 사용된다[22]. 사용되는 측정 함수에 따라 영상검색 성능의

차이가 나타나기 때문에, 유사도 측정함수에 대한 연구도 이루어지고 있다[40-43]. 사용자에게 영상을 출력하는 부분에서는 측정된 유사도가 높은 순서대로 해당하는 영상을 사용자에게 출력한다. 사용자는 결과를 피드백(relevance feedback)하여 찾는 영상과 더 유사한 영상을 얻어낼 수 있다[44-46].

영상검색의 구성에서 검색성능을 결정짓는 가장 중요한 부분은 영상의 시각특징을 기술하는 부분이다. 기술된 정보에 영상정보를 얼마나 효과적으로 포함하느냐에 따라, 영상검색 성능의 차이가 나타난다. 이런 이유로 영상 기술자는 최소한의 저장공간에 최대한의 시각정보를 기술하는 방향으로 발전해왔다. 특히 컬러특징을 기술하는 방법은 영상의 컬러분포에 컬러화소 간의 공간정보를 같이 기술하는 방향으로 발전하였다.

2.2 컬러영상을 위한 기술자

컬러가 직관적이고 얻기 쉽다는 장점 때문에, 컬러를 기술하는 방법에 대한 연구가 많이 이루어졌다. 영상의 컬러를 기술하는 대표적 기술자로 컬러 히스토그램(color histogram: CH)[22, 47, 48], 컬러 동시발생 히스토그램(color co-occurrence histogram: CCH)[23-25], 컬러 코렐로그램(color correlogram: CC)[26-28] 그리고 컬러 구조 히스토그램(color structure histogram: CSH)[30-32] 등이 있다.

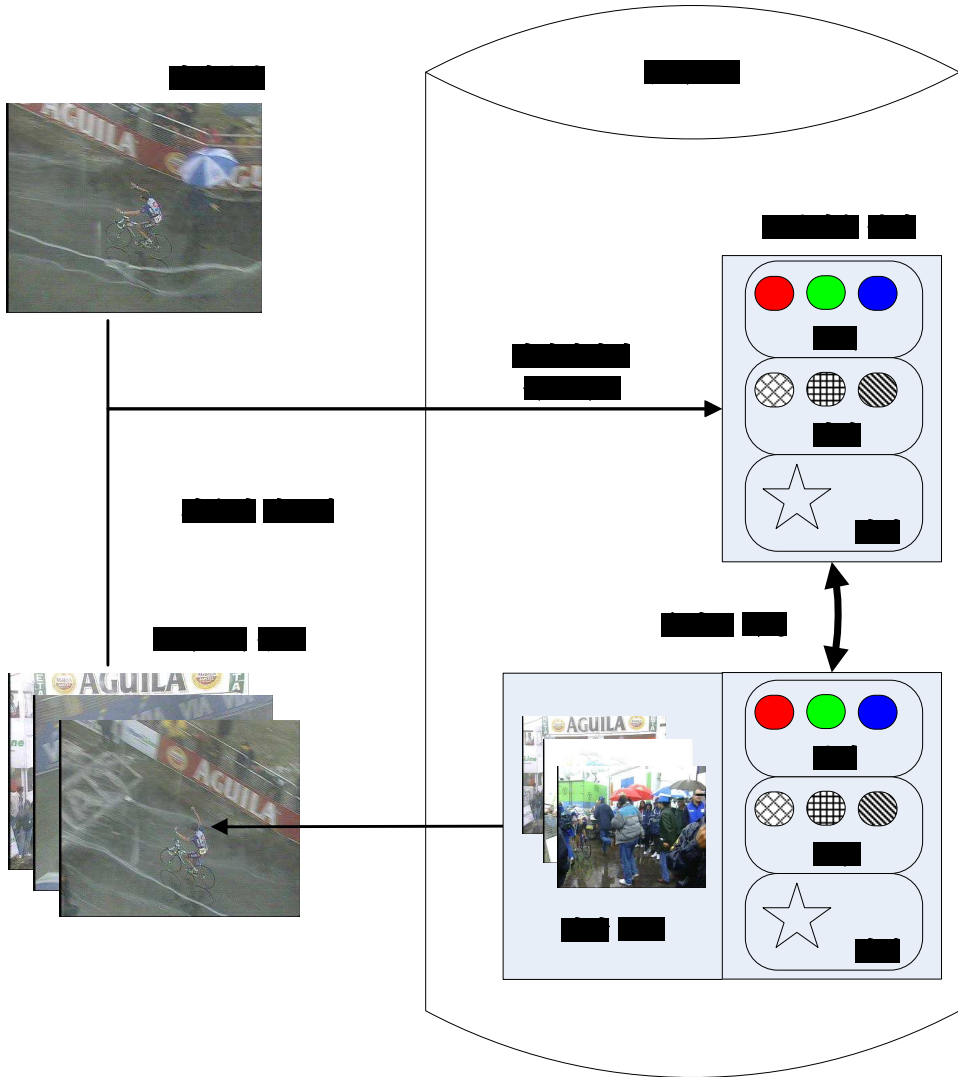


그림 2.1 영상검색 시스템의 구성

Fig. 2.1 A block diagram of an image retrieval system

(1) 컬러 히스토그램(CH)

컬러 히스토그램(CH)은 영상의 컬러분포를 표현하는 기술자다[22]. 영상의 컬러분포를 기술하기 위해, Red, Green, Blue 컬러 채널을 각각 일정 수로 양자화한다. 그리고 양자화된 컬러를 구분할 수 있도록 인덱스(index)를 붙인 후, 인덱스화된 컬러의 분포를 얻는다. 여기서 컬러를 양자화하는 이유는 트루 컬러(true color) 영상을 기술하여 얻은 기술 데이터는 일반적으로 너무 클 뿐만 아니라, 약간의 컬러변화에도 기술정보가 크게 차이가 날 수 있기 때문이다.

m 개의 컬러로 양자화 된 영상 f 에서 얻어지는 CH, $h_f(i)$ 는 임의의 화소 p 가 컬러 i 를 갖는 화소집합 f_i 의 원소일 확률 \Pr 로 나타나며, 식 (2-1)과 같다.

$$h_f(i) = \Pr[i : p \in f_i] \quad (2-1)$$

여기서, $i = \{1, \dots, m\}$ 이며, $i \in [m]$ 로 정의하여 사용한다

영상 간 CH의 유사도를 측정하기 위해, Swain 등은 히스토그램 교차(histogram intersection)를 사용하였다[22]. 두 영상 f 와 g 의 히스토그램 교차 $S_{HI}(f, g)$ 는 두 CH $h_f(i)$ 와 $h_g(i)$ 의 최소값을 갖는 빈 값의 합으로 나타나며, 식 (2-2)와 같다.

$$S_{HI}(f, g) = \sum_{i \in [m]} \min(h_f(i), h_g(i)) \quad (2-2)$$

여기서, $\min(\cdot)$ 은 내부 인자 중에 작은 값을 취하는 함수이다.

CH는 영상에서 얻기 쉬울 뿐만 아니라, 회전, 이동, 크기변화 등에 강인하게 영상을 기술할 수 있는 특징이 있지만[16], 영상의 공간 정보를 전혀 포함하지 않는 단점이 있다. 이 단점 때문에 의미가 다른 영상이지만 CH가 매우 유사하게 나타나거나, 의미가 비슷한 영상이라도 조명 및 시점변화 때문에 CH가 매우 다르게 나타날 수 있다[36]. 따라서, 검색해야 할 영상 수가 많아지면 영상 간 분별력이 떨어져 영상검색 성능이 매우 낮아진다. 이 문제를 해결하기 위해 컬러분포에 화소 간 공간정보를 함께 기술하여 영상을 검색하는 방법이 제안되었다.

(2) 컬러 동시발생 히스토그램(CCH)

컬러 동시발생 히스토그램(CCH)은 영상에서 임의의 거리를 둔 두 화소에 나타나는 컬러의 관계를 행렬로 나타낸 것이다[23-24]. m 개의 컬러로 양자화된 영상 f 에서 얻어지는 CCH, $\varepsilon_f(i, j)$ 는 미리 정의된 거리 k 만큼 떨어진 임의의 두 화소 p_a 와 p_b 가 각각 컬러 i 와 j 를 갖는 화소의 집합 f_i 와 f_j 의 원소일 확률로 나타나며, 식 (2-3)와 같다.

$$\varepsilon_f(i, j) = \Pr[(i, j) : p_a \in f_i, p_b \in f_j, |p_a - p_b| = k] \quad (2-3)$$

여기서 p_a 의 좌표가 (x_a, y_a) 이고, p_b 의 좌표가 (x_b, y_b) 일 때 화소 간의

거리 $|p_a - p_b|$ 는 식 (2-4)의 장기판 거리(chess-board distance)이다.

$$|p_a - p_b| = \max(|x_a - x_b|, |y_a - y_b|) \quad (2-4)$$

이때, $(x_a, y_a) \in f_i, (x_b, y_b) \in f_j$ 이다.

CCH, $\varepsilon_f(i, j)$ 에서 $i = j$ 인 부분은 대각성분(main diagonal)으로 두 화소 p_a 와 p_b 에 같은 컬러 값이 나타날 확률이고, $i \neq j$ 인 부분은 비대각성분(off-diagonal)으로 두 화소의 컬러가 다를 확률을 나타낸다.

CCH는 너비가 N_x 이고 높이가 N_y 인 영상에서 얻어진 영상크기에 대해 정규화되지 않은 CCH, $E_f(i, j)$ 에 영상의 총 화소 수 $N_x N_y$ 에 $8k$ 를 곱한 값으로 나누어 구할 수 있다. 이는 식 (2-5)와 같다. 정규화 인자로 $8k$ 를 사용하는 이유는 화소 간 거리가 1일 때 임의 화소에서 검사하는 주위 화소가 8개이고, k 가 1 증가할 때 검사하는 화소 수가 8의 배수로 증가하기 때문이다

$$\varepsilon_f(i, j) = \frac{E_f(i, j)}{8kN_x N_y} \quad (2-5)$$

영상크기에 정규화되지 않은 CCH, $E_f(i, j)$ 를 얻는 방법은 그림 2.2와 같이 영상의 모든 화소에 대해 기준 화소를 기준으로 일정거리에 있는 모든 화소의 컬러의 수를 세어 구한다. 그림 2.2는 $k=2$ 일 때, 중심

화소 X 를 기준으로 일정 거리 k 에 위치한 화소에 나타나는 컬러 값을 세는 모습을 나타내고 있다.

얻어진 컬러 동시발생 히스토그램은 대칭행렬로 나타난다. 그림 2.3은 3×3 크기의 컬러 양자화된 영상에서 얻은 동시발생 히스토그램이 대칭행렬로 나타나는 것을 보이고 있다.

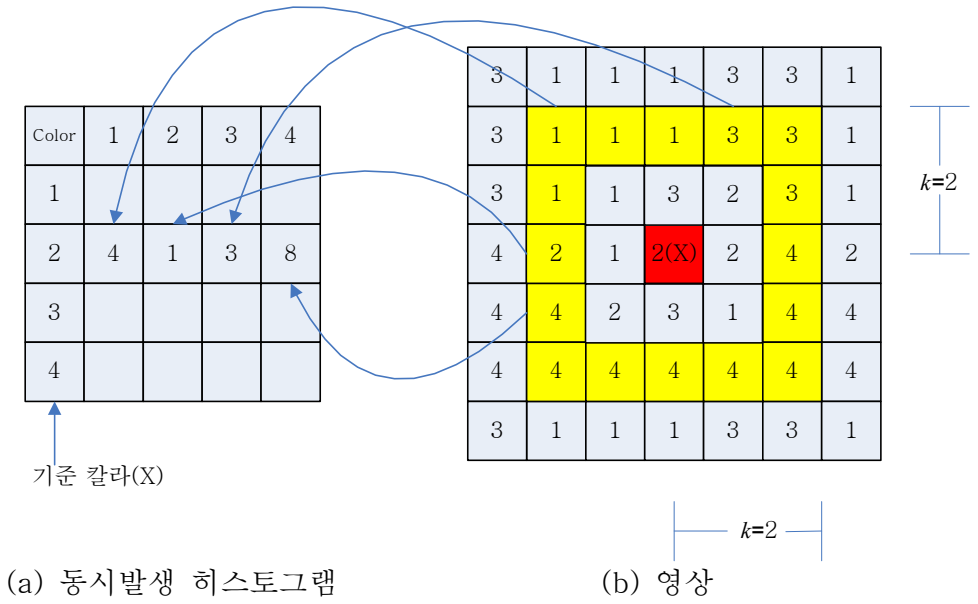


그림 2.2 $E_f(i, j)$ 를 얻는 방법 ($k=2$)

Fig. 2.2 A method for extracting $E_f(i, j)$ ($k=2$)

1	3	2
3	2	2
1	1	1

Color	1	2	3
1	0.1	0.15	0.1
2	0.15	0.15	0.1
3	0.1	0.1	0.05

(a) 컬러 양자화된 3×3 영상

(b) 영상 (a)의 CCH

그림 2.3 컬러 양자화된 영상에서 얻어진 CCH(k=1)

Fig. 2.3 CCH of a color quantized image (k=1)

두 영상에서 얻어진 CCH 간의 유사도 $S_\epsilon(f, g)$ 는 이미 알려져 있는 여러 유사도 측정함수를 2차원 행렬의 형태로 변형해 구할 수 있다. 식 (2-6)은 L_1 -norm 으로 유사도를 구하는 예이다.

$$S_\epsilon(f, g) = 1 - \sum_{i, j \in [m]} |\epsilon_f(i, j) - \epsilon_g(i, j)| \quad (2-6)$$

CCH는 검색성능에 관련해 두 가지의 문제를 가지고 있다. 첫 번째 문제는 대부분 에너지가 대각성분에 집중되는 것이다. 이로 인해 검색성능이 대각성분의 변화에 너무 민감하게 변하고 비대각성분의 기술정보를 거의 사용하지 못한다. 두 번째 문제는 CCH의 빈 개수가 너무 많은 것이다. CCH의 빈수는 컬러 양자화 수의 제곱으로 나타난다. 이는 컬러 양자화 레벨 수만큼의 빈을 갖는 CH에 비해 수가 많다. CCH는 관리해야 할 빈이 많다는 단점에도 불구하고 영상을 기술하는 능력이 우수하여 영상검색 이외의 다른 응용에서도 다양하게 사용된다

[49-54].

(3) 컬러 코렐로그램(CC)

코렐로그램은 공간이나 시간의 변화에 따라 자기상관(auto-correlation)이 얼마나 변화하는지를 보여주는 그래프나 테이블을 말한다[27]. Huang은 이 코렐로그램을 컬러영상의 화소 간 거리에 대한 컬러의 자기상관으로 적용하여 영상을 검색하는 방법을 제안하였는데[27, 28], 이것이 컬러 코렐로그램(CC)이다.

CC는 영상의 모든 화소에 대해, 임의의 기준 화소를 중심으로 거리가 $k \in [K]$ 만큼 떨어진 화소에 어떤 컬러가 나타나는가를 조건확률로 나타낸다[27]. 즉, 임의의 컬러화소에서 일정 거리를 둔 화소에 특정 컬러가 나타날 확률과 다른 컬러가 나타날 확률을 나타낸 것이다. 이는 두 컬러화소 간의 관계를 기술하는 측면에서 CCH와 같은 기본 개념이다. 그러나 CC는 여러 개의 거리에서 특징을 기술한다는 것과 화소 간에 나타날 컬러를 조건확률로 나타내는 부분에서 CCH와 차이가 있다.

CC, $\gamma_f^k(j|i)$ 는 임의 화소 p_a 가 컬러 i 가 나타나는 화소집합 f_i 의 원소일 때, 거리 k 만큼 떨어진 화소 p_b 가 컬러 j 의 화소집합 f_j 의 원소일 확률로 나타나며, 식 (2-7)과 같다.

$$\gamma_f^k(j|i) = \mathbf{P}[(i, j): p_b \in f_j, |p_a - p_b| = k \mid p_a \in f_i], \quad k \in [K] \quad (2-7)$$

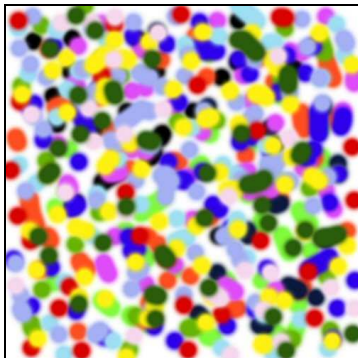
여기서 CC, $\gamma_f^k(j|i)$ 중에 $i = j$ 인 오토-코렐로그램(auto-correlogram)

영역은 두 화소 p_a 와 p_b 의 컬러가 같을 확률을 나타내고, $i \neq j$ 인 크로스-코렐로그램(cross-correlogram) 영역은 두 화소의 컬러가 다를 확률을 나타낸다.

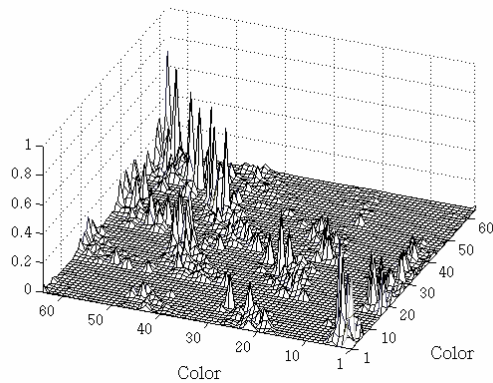
영상에서 CC를 얻는 방법은 영상크기에 정규화되지 않은 CCH, $E_f^k(i, j)$ 를 구하고, 각 bin의 값을 그 bin의 기준 컬러 값 i 에서 나타나는 모든 bin값의 합으로 정규화한다. 이는 식 (2-8)과 같이 나타낼 수 있는데, CCH와 같이 화소 간 거리 k 가 1 증가할 때 검사하는 화소의 수가 8의 배수로 증가하기 때문에 여기서도 $8k$ 를 정규화 인자로 사용한다.

$$\gamma_f^k(j|i) = \frac{E_f^k(i, j)}{8kN_xN_yh_f(i)} \quad (2-8)$$

얻어진 CC는 그림 2.4와 같이 나타난다. 그림 2.4(b)는 $k=1$ 일 때, 그림 2.4(a) 영상을 RGB 컬러 좌표계에서 64 레벨로 컬러 양자화한 후 얻은 CC를 3차원으로 나타낸 것이다.



(a) 영상



(b) CC

그림 2.4 영상의 CC($k=1$)

Fig. 2.4 A CC of an image ($k=1$)

영상에서 얻어진 CC 간의 유사도를 측정하기 위해, Huang은 2차원 히스토그램에 대한 L_1 -norm 등을 사용하였다[27]. 식 (2-9)는 L_1 -norm 으로 유사도를 측정하는 식이다. 이는 두 장의 영상 f 와 g 에서 얻어진 CC, $\gamma_f^k(j|i)$ 와 $\gamma_g^k(j|i)$ 의 유사도 $S_\gamma(f, g)$ 는 지정된 모든 화소 간 거리 $[K]$ 에서 얻어진 CC 간의 차의 합으로 얻어진다.

$$S_\gamma(f, g) = 1 - \sum_{i, j \in [m], k \in [K]} |\gamma_f^k(j|i) - \gamma_g^k(j|i)| \quad (2-9)$$

CC는 컬러분포에 화소 간 거리개념을 첨가함으로써, 기존의 컬러 히스토그램이나 Mpeg-7에서 정의된 기술자와 유사하거나 우수하게 영상을 검색할 수 있다[55, 56]. 그러나, m 개의 컬러로 양자화한 영상에서 얻어진 CC의 빈수가 m^2 이기 때문에 거리의 집합 $[K]$ 에서 얻어진 CC의 빈수는 $m^2 K$ 가 된다. 이는 CH나 CCH에 비해 관리해야 할 빈수가 너무 많다.

Huang은 이 문제점을 보완하기 위해 오토-코렐로그램만으로 영상을 검색하는 방법, 지정된 몇 개의 거리에서만 CC를 얻어 영상을 검색하는 방법, 그리고 몇 개의 거리 단위로 CC를 합한 밴디드 컬러 코렐로그램(banded color correlogram)으로 영상을 검색하는 방법을 제안하였다[27]. 그러나 이 방법들을 이용하면 저장해야 할 빈 수는

줄어들지만 영상검색 성능이 저하되는 문제점이 있다.

(4) 컬러 구조 히스토그램(CSH)

컬러 구조 히스토그램(CSH)은 임의의 컬러 좌표계로 양자화된 영상에서, 그림 2.5와 같이 8×8 크기의 구조체(structure element)를 이동하여 구조체의 내부에 존재하는 컬러의 유무에 대한 정보를 히스토그램에 저장한다[31, 32]. 이 기술자는 영상에서 컬러의 영역이 얼마나 뭉쳐 있는가를 기술한다. 하나의 컬러영역이 크게 뭉쳐진 경우를 “제대로 구조화된 컬러영역”(highly structured iso-color plan)이라고 표현한다[32].

구조체 크기가 1×1 이면 CSH는 CH와 같다. 즉, CSH는 CH 같은 빈의 개수에 화소 간의 공간정보를 포함하는 형태로의 변형으로 볼 수 있다. 이 기술자는 화소 간의 공간정보를 포함하는데, 하나의 컬러를 갖는 영역이 얼마나 뭉쳐있는지에 대한 정보를 가진다.

m 개의 컬러로 양자화된 임의의 두 영상, f 와 g 에서 얻어진 CSH, $C_f(i)$ 와 $C_g(i)$ 의 유사도 $S_C(f, g)$ 는 두 히스토그램 빈 간의 차에 대한 합인 L_1 -norm 을 사용하며, 식 (2-10)과 같다.

$$S_C(f, g) = 1 - \sum_{i \in [m]} |C_f(i) - C_g(i)| \quad (2-10)$$

CSH는 간단하게 영상에서 얻을 수 있을 뿐만 아니라, CH와 같은

크기의 빈수로 컬러화소에 대한 공간정보와 화소 간 주기성을 함께 포함할 수 있다. MPEG-7에서는 이를 얻는 컬러 좌표계와 컬러 양자화 방법, 각 빈의 에너지 값의 양자화 방법에 대한 기준을 정해 표준 기술자 (standard descriptor)의 하나로 선택하였다[32].

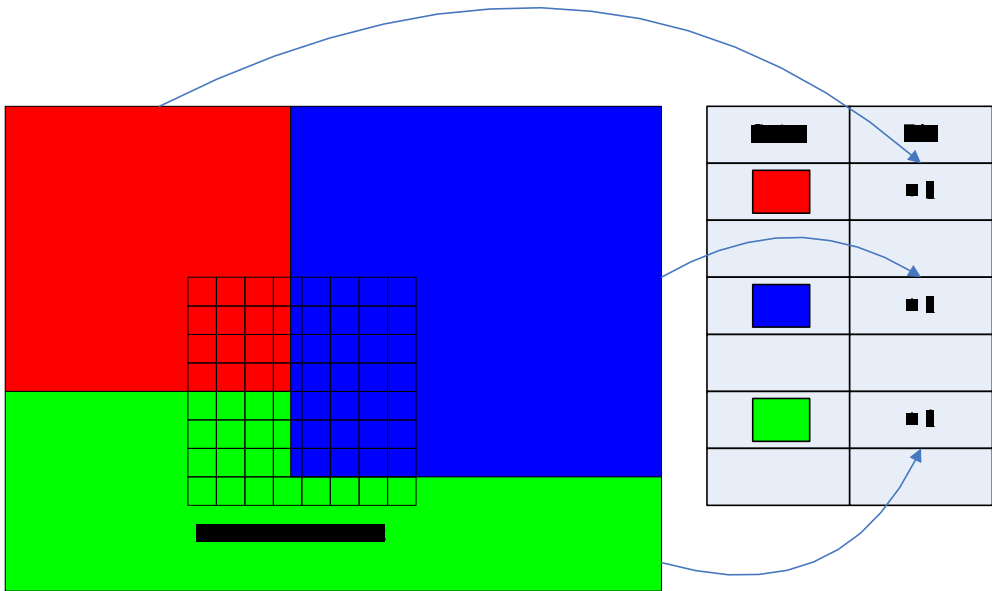


그림 2.5 CSH을 얻는 방법
Fig. 2.5 A method for extracting CSH

제 3 장 컬러 동시발생 히스토그램에 의한 영상검색

본 논문에서는 컬러영역의 크기정보와 뭉침정보를 효과적으로 기술할 수 있는 CCH를 변형하여 영상을 검색하는 방법을 제안한다. 이 방법은 CCH의 대각성분과 비대각성분에 가중치를 두고 의미가 미미한 빈들을 제거한 후 영상을 검색한다. 이를 위해 본 장에서는 CCH의 문제점과 대각성분 및 비대각성분의 특성을 분석한다. 그리고 가중치를 두어 영상을 검색하면 우수하게 영상을 검색할 수 있다는 이론적인 배경을 보인다.

3.1 컬러 동시발생 히스토그램의 문제점

영상은 유사한 컬러를 갖는 영역들과 그 영역들 간의 경계로 이루어진다. 영상의 컬러를 양자화하면 유사 컬러영역은 같은 컬러영역이 된다[57-58]. 따라서 같은 컬러영역의 면적이 대각성분이 되고, 영역 간의 경계는 비대각성분이 된다. 일반적으로 같은 컬러영역이 영역 간의 경계보다 크기 때문에, 대각성분의 에너지는 비대각성분의 에너지보다 크다. 그림 3.1은 이 예를 보이고 있다.

그림 3.1은 복잡함을 느낄 수 있는 그림 2.4(a) 영상과 그 영상을 RGB 컬러 좌표계에서 64 레벨로 컬러 양자화하고, $k=1$ 에서 얻은 CCH를 나타낸 것이다. 그림 2.4(a) 영상과 같이 복잡한 영상에서 얻어진 CCH도 대각성분 에너지가 비대각성분보다 매우 높게 나타나는 것을 볼 수 있다.

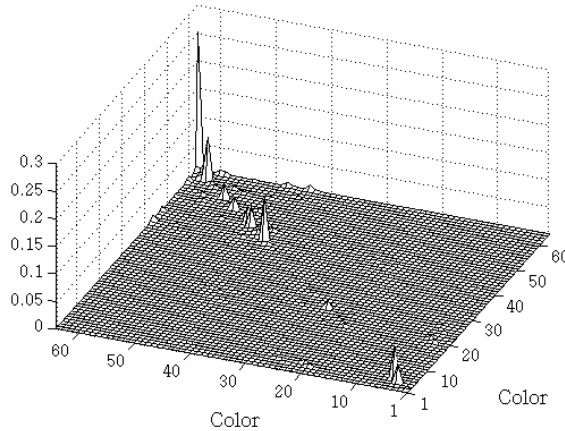


그림 3.1 그림 2.4(a) 복잡한 영상에서 얻어진 CCH($k=1$)
 Fig. 3.1 CCH of a complex image in Fig. 2.4(a) ($k=1$)

일반적인 영상에서도 이와 같은 결과가 나오는지 확인하기 위해, 인터넷에서 임의로 얻어진 3,699장 영상의 CCH에 대해 각 CCH의 전체 에너지에 대한 대각성분 에너지 비율을 그림 3.2와 같이 나타내었다. 그림 3.2는 64 레벨로 컬러 양자화된 RGB 컬러 좌표계에서 CCH를 얻은 것이다.

그림 3.2에서 대부분의 영상에서 대각성분의 에너지 비율이 20%에서 95%이상을 차지하는 것을 볼 수 있다. 특히 화소 간 거리가 상대적으로 짧은 1, 2, 3의 경우는, 평균 80%이상의 에너지가 대각성분에 몰려 있고, 거리 k 가 작을수록 전체 에너지에 대한 대각성분의 비율이 높아지는 것을 확인할 수 있다. 이것은 임의의 두 화소의 거리가 가까우면, 두 화소의 컬러가 같을 가능성이 높다는 것을 의미한다.

m 개의 컬러로 양자화된 영상에서 얻어진 CCH의 대각성분 빈수는

m 개, 비대각성분의 빈수는 $m \times m - m$ 개이다. 대각성분의 빈은 비대각성분의 빈수보다 적음에도 불구하고 에너지가 높기 때문에 영상의 변화에 더 크게 영향을 받는다. 즉, 대각성분이 비대각성분보다 에너지가 상당히 높게 나타난다는 것은, 영상검색 성능이 비대각성분의 변화보다 대각성분의 변화에 더 크게 좌우된다는 사실을 의미한다. 그림 3.3은 컬러영역의 크기변화에 의해 대각성분이 영향을 크게 받고 있는 모습을 보이고 있다.

그림 3.3은 $k=1$ 일 때, 흰색 배경과 검은색 사각형 영역의 크기에 따라 CCH가 달라지는 모습을 보이고 있다. 그림 3.3(c)와 그림 3.3(d)는

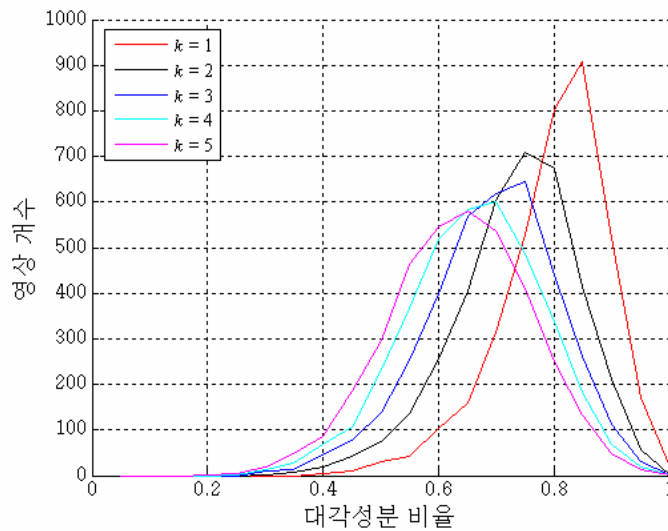
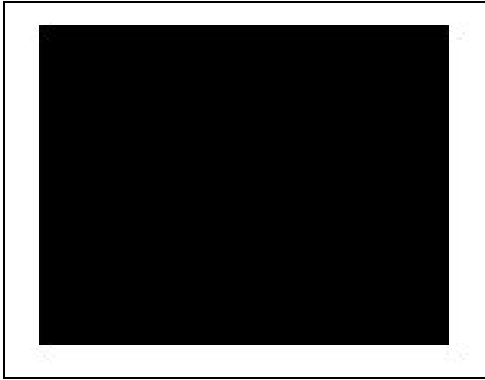


그림 3.3 3,699장 영상에서 얻어진 CCH에서의 대각성분 비율
Fig. 3.2 Energy ratio of diagonal elements on the CCHs from 3,699 images

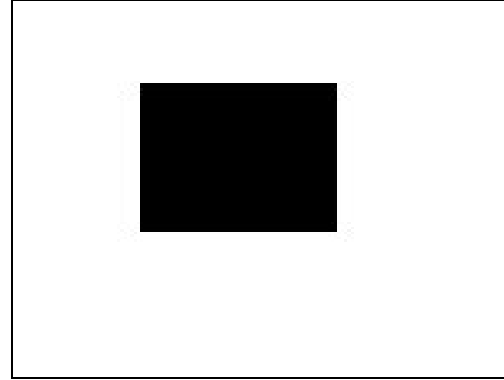
그림 3.3(a)와 그림 3.3(b)에서 얻어진 CCH다. 여기서 사각형의 크기가 변함에 따라 대각성분의 빈 값들이 크게 변한 것을 확인할 수 있다. 만약 그림 3.3(a)와 그림 3.3(b) 영상이 m 개의 컬러 중, 두 개의 컬러만으로 이루어진 영상이라고 가정하면, 이 두 영상은 유사한 영상으로 볼 수 있다. 그러나, 그림 3.3(c)와 그림 3.3(d)의 CCH로 이 두 영상의 유사도를 측정했을 경우, 두 영상이 유사하다고 판단하기 어렵다. 따라서 컬러영역의 크기변화가 크게 일어난 경우에는 CCH를 이용하여 영상을 검색하면 원하는 영상을 잘 찾지 못할 가능성이 높다[59-62].

이 문제는 CCH가 기술하는 내용이 임의의 두 화소에 같은 컬러가 나타날 확률과 다른 컬러가 나타날 확률을 각각 기술함에도 불구하고, 기술된 정보를 하나로 보고 유사도를 측정하기 때문에 발생한다. 즉, CCH 간 유사도에 에너지가 높은 대각성분의 영향이 크고, 에너지가 높지 않은 비대각성분의 영향은 미미할 수 밖에 없다.

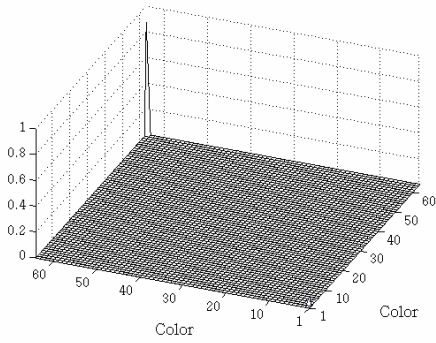
대각성분과 비대각성분은 두 화소에 같은 컬러가 나타날 확률과 같지 않은 컬러가 나타날 확률을 나타내기 때문에 CCH에서 이를 분리해 내는데 문제가 없다. 또한 대각성분과 비대각성분이 의미적으로도 실제 영상의 다른 특성을 기술한다면 두 성분을 큰 고려사항 없이 간단하게 분리할 수 있다. 두 성분이 분리되면, CCH 간 유사도를 측정할 때의 대각성분에 영향을 너무 많이 받고, 비대각성분의 영향을 작게 받는 문제를 가중치를 이용하여 해결할 수 있을 것이다. 그래서 다음 절에서는 대각성분과 비대각성분이 영상의 어떤 부분을 기술하는 하는지를 분석했다.



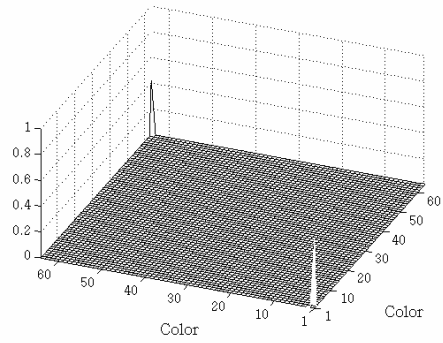
(a) 영상 A



(b) 영상 B



(c) 영상 A의 CCH



(d) 영상 B의 CCH

그림 3.3 컬러영역의 크기변화에 따른 CCH($k=1$)

Fig. 3.3 CCHs of images according to a homogeneous color region size ($k=1$)

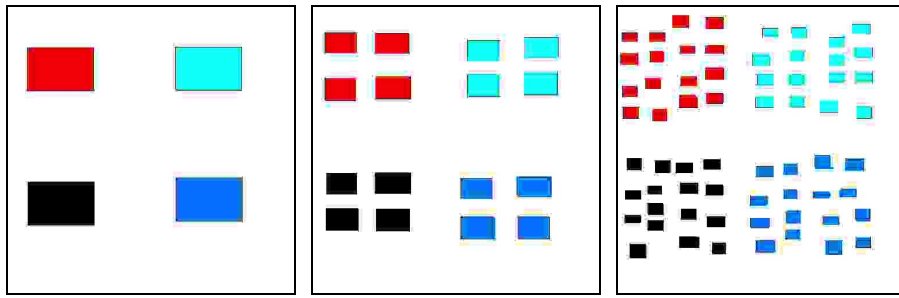
3.2 대각성분과 비대각성분의 영상기술

그림 3.4부터 그림 3.6에서는 크기와 뭉침정도가 서로 다른 컬러영역이 존재하는 영상에서 얻어진 CCH의 대각성분과 비대각성분의 에너지 분포를 나타낸다. 그림 3.4는 컬러영역의 크기와 뭉침정도가 다른 영상이고, 그림 3.5와 그림 3.6은 그림 3.4의 영상들에서 얻어진 대각성분과 비대각성분을 각각 나타낸 것이다

그림 3.4의 영상 A, 영상 B, 영상 C와 영상 D, 영상 E, 영상 F, 영상 G 그리고 영상 H, 영상 I는 각 컬러영역의 크기는 모두 같지만 뭉침정도만 다른 영상이다. 그리고 영상 A, 영상 D, 영상 H 그리고 영상 B, 영상 E, 영상 I는 컬러영역의 크기가 서로 다른 영상이다.

그림 3.5의 대각 A는 영상 A, 영상 D, 영상 H에서 얻어진 CCH의 대각성분을 나타낸 것이다. 대각 A에서, 영상의 컬러가 존재하는 다섯 개의 빈의 값이 세 개 영상 모두 차이가 분명하다는 것을 볼 수 있다. 이는 대각성분이 컬러영역의 크기정보를 기술한다는 것을 의미한다. 즉, 컬러영역의 크기변화에 따라 대각성분의 에너지가 변한다는 것으로, 컬러영역의 크기가 클수록, 그 컬러영역에 해당되는 빈의 값이 커진다. 또한 영상 B, 영상 E 그리고 영상 I에서 얻어진 CCH의 대각성분을 나타내는 대각 B에서도 대각 A와 같이 값의 변화가 크다는 것을 볼 수 있다.

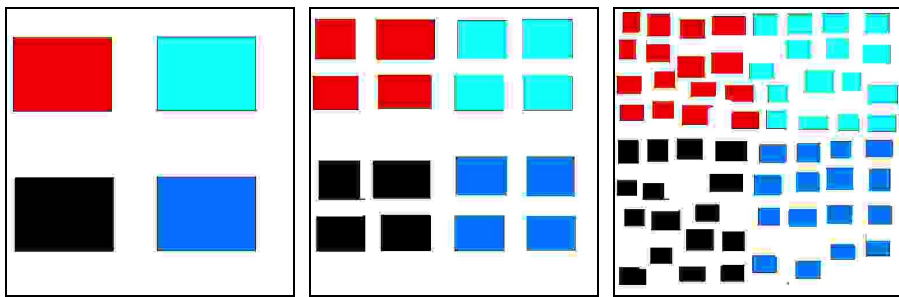
이에 비해 같은 영역의 크기지만 뭉침정도가 서로 다른 영상 A, 영상 B, 그리고 영상 C에서 얻어진 CCH의 대각성분을 나타낸 그림 3.5의



(a) 영상 A

(b) 영상 B

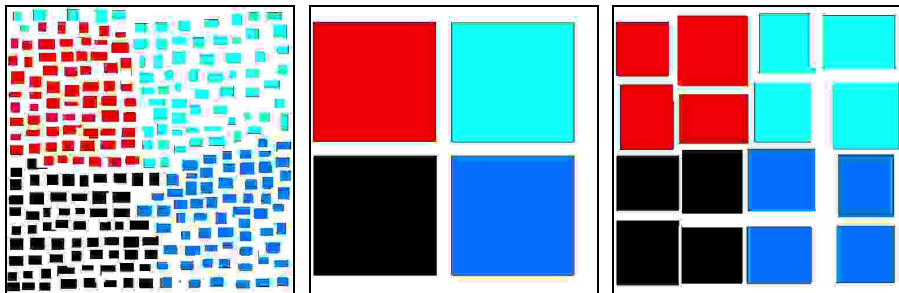
(c) 영상 C



(d) 영상 D

(e) 영상 E

(f) 영상 F



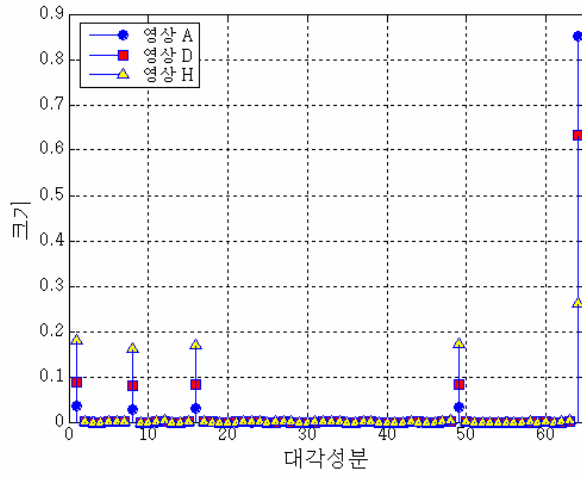
(g) 영상 G

(h) 영상 H

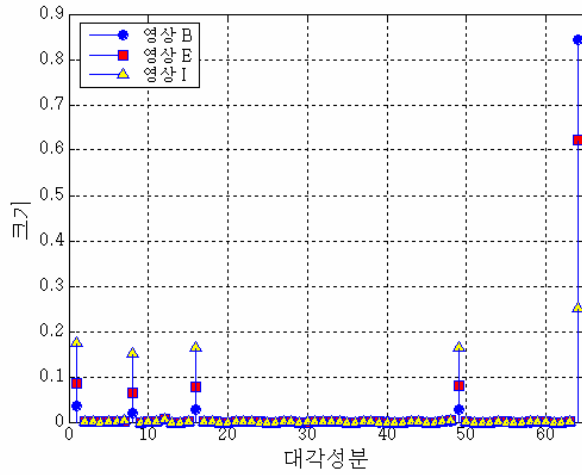
(i) 영상 I

그림 3.4 컬러영역의 크기변화와 뭉침정도가 다른 영상

Fig. 3.4 Images of the different size and coherence on homogeneous color regions

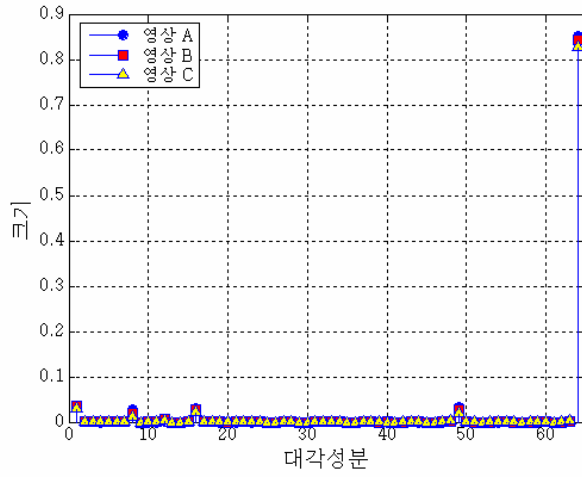


(a) 대각 A

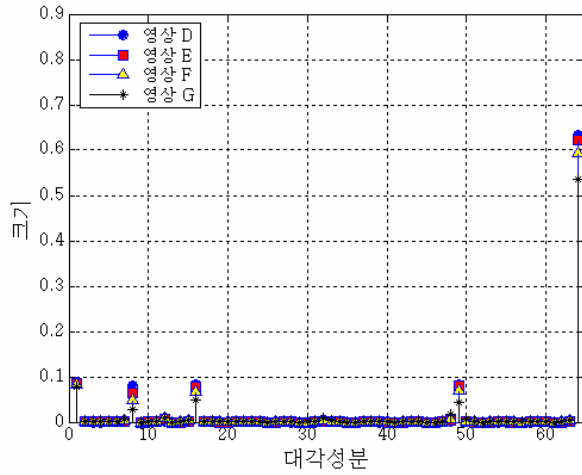


(b) 대각 B

그림 3.5 그림 3.4 영상에서 얻어진 CCH의 대각성분
 Fig. 3.5 Diagonal elements of CCHs from images in Fig. 3.4



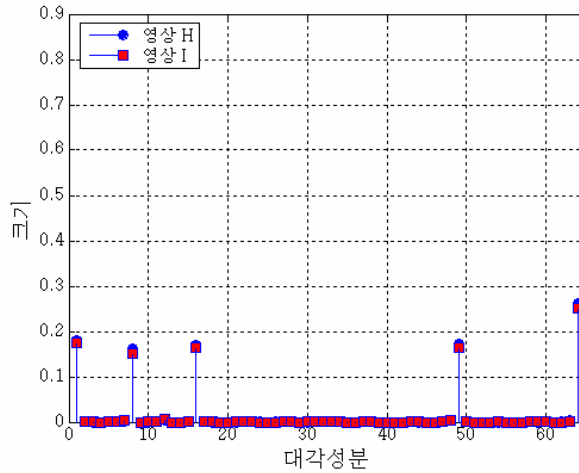
(c) 대각 C



(d) 대각 D

그림 3.5 그림 3.4의 영상에서 얻어진 CCH 대각성분(계속)

Fig. 3.5 Diagonal elements of CCHs from images in Fig. 3.4 (Continued)



(e) 대각 E

그림 3.5 그림 3.4의 영상에서 얻어진 CCH 대각성분(계속)

Fig. 3.5 Diagonal elements of CCHs from images in Fig. 3.4 (Continued)

대각 C에서는 각 영상에서의 대각성분이 비슷하게 나타난다. 역시 같은 컬러영역의 크기를 갖는 영상 D, 영상 E, 영상 F, 영상 G 그리고 영상 H, 영상 I에서의 대각성분을 나타내는 그림 3.5의 대각 D, 대각 E 또한 영역의 뭉침에 크게 영향을 받지 않고, 유사하게 나타나는 것을 볼 수 있다. 따라서 CCH의 대각성분의 에너지는 영상내의 컬러영역의 뭉침정보 보다는 크기변화에 민감하게 변하는 것을 알 수 있다.

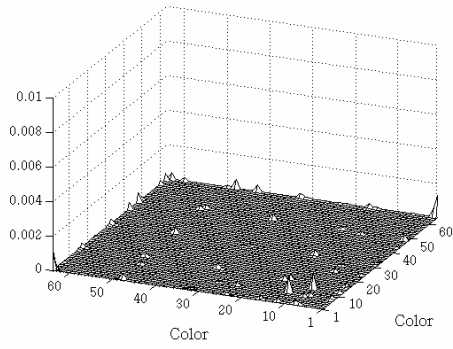
그러나, 비대각성분은 대각성분과 다른 특성을 가진다. 그림 3.6은 그림 3.4의 영상들에서 얻어진 CCH의 비대각성분을 나타낸 것이다. 이 그림에서 보는 바와 같이 그림 3.4의 영상 A, 영상 D, 영상 H에서 얻어진 비대각성분은 큰 차이가 없다. 비대각성분은 같은 컬러를 갖는 영역 간의 경계에서 얻어지는 것으로, 실제 영상에서 그 비율이 얼마

되지 않기 때문에 영상의 컬러영역의 크기가 변하더라도 대각성분에 비해 상대적으로 변화가 작다. 그러나 그림 3.4의 영상 A, 영상 B, 영상 C에서와 같이 같은 크기의 컬러영역이지만 영역이 분산된 경우에는 비대각성분의 에너지의 변화가 상대적으로 크게 일어난다는 것을 알 수 있다. 이는 그림 3.4의 영상 D, 영상 E, 영상 F, 영상 G 그리고 영상 H와 영상 I에서의 비대각성분에서도 같은 에너지 변화가 있다는 것을 볼 수 있다. 즉, 비대각성분은 대각성분과 달리 컬러영역의 크기변화에는 둔감한 대신, 컬러영역의 뭉침 정도에는 민감함을 알 수 있다.

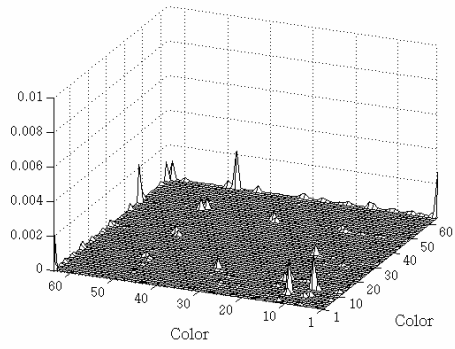
그림 3.5와 그림 3.6의 에너지 분석을 통해, 대각성분은 컬러영역의 크기정보를, 비대각성분은 컬러영역의 뭉침정보를 기술하는 것을 확인하였다. 두 성분이 영상의 다른 특성을 기술하기 때문에 CCH를 대각성분과 비대각성분으로 간단히 분리할 수 있다. 이 두 성분을 분리하여 유사도를 측정하면 에너지의 분포에 따라 검색성능이 저하되는 CCH의 문제점을 해결하고 우수하게 영상을 검색할 수 있을 것이다.

3.3 대각성분과 비대각성분의 영상검색 성능

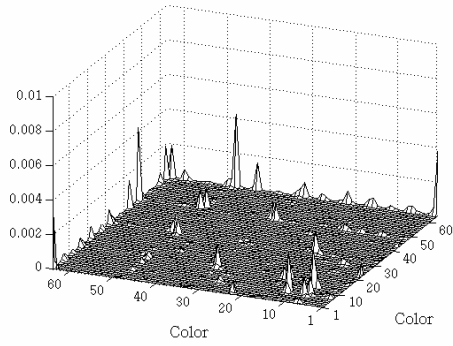
화소 간의 컬러 차이에 대한 정보를 갖는 CCH의 비대각성분은 같은 컬러의 정보를 갖는 대각성분보다 영상을 기술하는데 효과적일 수 있다. 이를 분석하기 위해 MPEG-7의 컬러영상 기술자들의 성능을 평가하기 위해 사용하였던 영상[63]을 이용하였다. 편의상 이를 MPEG영상



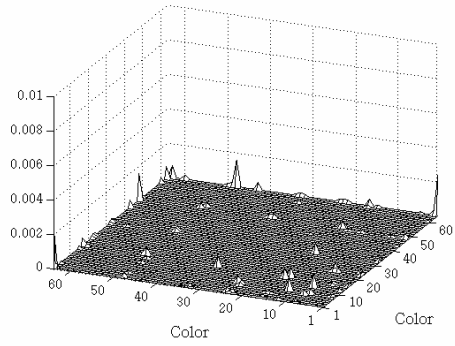
(a) 영상 A



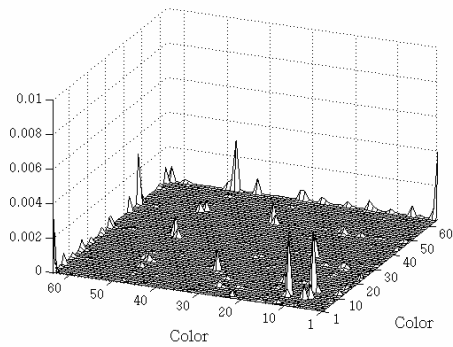
(b) 영상 B



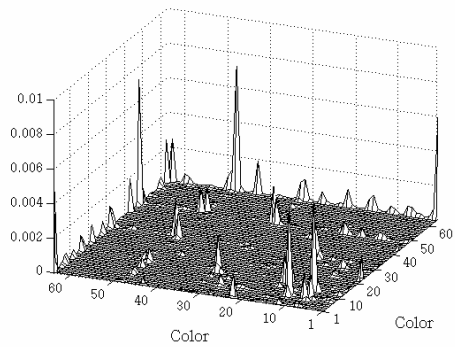
(c) 영상 C의 비대각성분



(d) 영상 D의 비대각성분

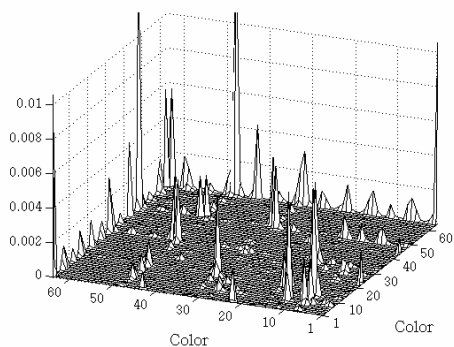


(e) 영상 E의 비대각성분

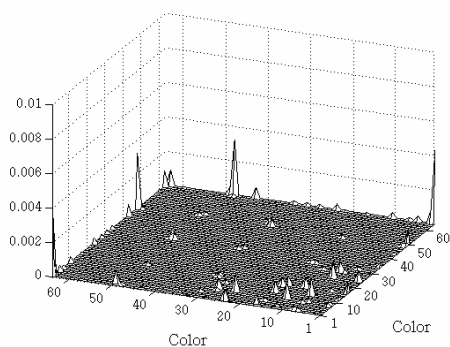


(f) 영상 F의 비대각성분

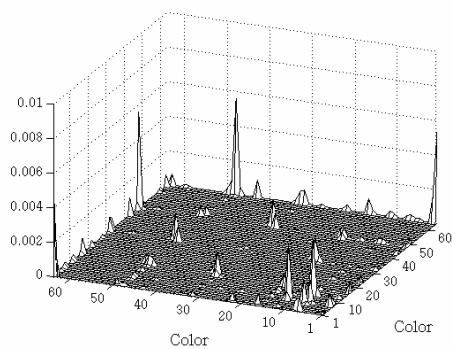
그림 3.6 그림 3.4 영상들의 비대각성분
 Fig. 3.6 Off-diagonal elements of CCHs of images Fig. 3.4



(g) 영상 G의 비대각성분



(h) 영상 H의 비대각성분



(i) 영상 I의 비대각성분

그림 3.6 그림 3.4 영상들의 비대각성분(계속)

Fig. 3.6 Off-diagonal elements of CCHs of images Fig. 3.4 (Continued)

이라고 정의한다. MPEG영상은 각각 파일이름에 고유 인덱스가 붙어있으며, 본 논문에서 사용하는 영상의 이름은 그 인덱스를 사용한다.

그림 3.7과 그림 3.8, 표 3.1과 표 3.2는 RGB 컬러 좌표계에서 64 레벨로 양자화된 MPEG영상 간 대각성분과 비대각성분의 유사도를 비교측정한 것이다. 그림 3.7은 네 장의 유사한 영상과 한 장의 다른 영상이다. 이 영상에서 얻어진 대각성분을 나타낸 것이 그림 3.8이다. 그리고, 얻어진 다섯 장의 대각성분 간 유사도를 측정한 것이 표 3.1 이고, 비대각성분 간의 유사도를 측정한 것이 표 3.2이다.



(a) 영상 585



(b) 영상 586



(c) 영상 587



(d) 영상 588



(e) 영상 1021

그림 3.7 대각성분과 비대각성분 유사도 측정을 위한 영상

Fig. 3.7 Images for measuring similarity of diagonal and off-diagonal elements

표 3.1 대각성분 간의 유사도

Table 3.1 Similarity between diagonal elements

비교 질의	영상585	영상586	영상587	영상588	영상 1021
영상585	0.5906	0.4750	0.5001	0.4487	0.4536
영상586	0.4750	0.7176	0.4470	0.5717	0.4759
영상587	0.5001	0.4470	0.6228	0.5267	0.5210
영상588	0.4487	0.5717	0.5267	0.7050	0.5406

표 3.2 비대각성분 간의 유사도

Table 3.1 Similarity between off-diagonal elements

비교 질의	영상585	영상586	영상587	영상588	영상 1021
영상585	0.4093	0.2222	0.3143	0.2106	0.2103
영상586	0.2222	0.2823	0.2265	0.2120	0.1940
영상587	0.3143	0.2265	0.3771	0.2380	0.2062
영상588	0.2106	0.2120	0.2380	0.2949	0.1766

그림 3.8을 관찰하면 다섯 장의 영상에서 얻어진 대각성분의 크기가 크게 차이가 나지 않음을 확인할 수 있다. 그래서 대각성분 간 유사도 측정 시, 영상 간 유사도가 가장 낮게 나타나야 할 영상 1021이 높게 나타날 가능성이 있다. 두 장의 영상 f 와 g 의 CCH의 대각성분 간의 유사도 계산은 식 (3-1)를 사용하며, 비대각성분 간의 유사도는 식 (3-2)를 사용하였다.

$$S_{\varepsilon}(f, g) = \sum_{i, j \in [m], i=j} \min(\varepsilon_f(i, j), \varepsilon_g(i, j)) \quad (3-1)$$

$$S_{\varepsilon}(f, g) = \sum_{i, j \in [m], i \neq j} \min(\varepsilon_f(i, j), \varepsilon_g(i, j)) \quad (3-2)$$

여기서 유사도가 높을수록 영상의 의미가 유사함을 나타낸다.

표 3.1에서 영상 585와 가장 유사하지 않은 것은 영상 588이다. 영상 587와 가장 유사하지 않은 것은 역시 영상 586이고, 영상 588과 가장 유사하지 않은 것은 영상 585이다. 즉, 전혀 유사하지 않은 영상 1021의 CCH의 대각성분이 유사한 의미를 갖는 나머지 영상의 대각성분보다 더 유사하게 나타났다. 대각성분의 유사도가 가장 낮은 영상 586은 다른 영상과 촬영 시점이 차이가 있고, 붉은 색 계열의 꽃 영역이 작은 것을 알 수 있는데, 이 영향으로 대각성분의 값이 다른 영상에 비해 차이가 난다.

표 3.2에서 같은 의미의 영상 네 장 모두와 가장 다른 영상이 영상 1021임을 알 수 있다. 이는 비대각성분의 영역 간 컬러변화에 대한 정보를 담고 있기 때문에, 형태가 다른 영상 1021의 유사도가 다른 영상들 간의 유사도에 비해 떨어지는 것이다. 이 결과를 통해서, CCH의 비대각성분이 대각성분보다 더 우수하게 영상을 기술할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

본 장에서는 CCH의 대각성분과 비대각성분이 컬러영상의 서로 다른 특징을 기술한다는 사실과 영상 간에 유사도를 측정할 때, 대각성분보다 비대각성분이 우수하게 사용될 수 있음을 확인 하였다. 이 사실을 통해 CCH에서 대각성분과 비대각성분을 간단히 분리한 후, 두 성분

가중치를 주어 유사도를 측정할 수 있다. 그리고 비대각성분에 가중치를 높게 준다면, CCH의 에너지 분포에 관련한 문제점을 해결하면서 우수하게 영상을 검색할 수 있을 것이다.

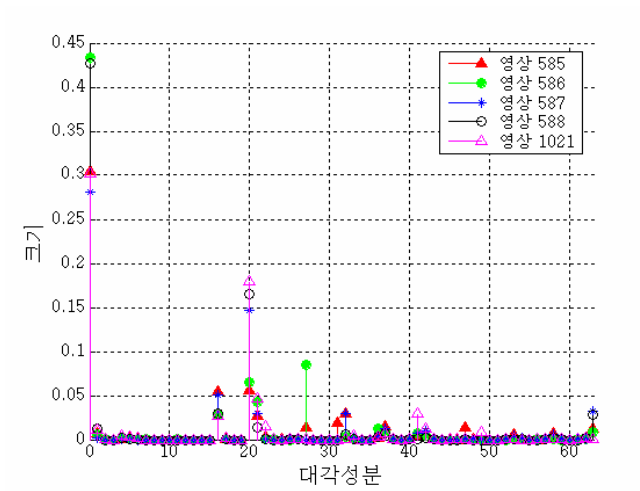


그림 3.8 그림 3.7의 영상에서 얻어진 CCH의 대각성분
 Fig. 3.8 Diagonal elements of CCHs from images in Fig. 3.7

제 4 장 가중치를 둔 컬러 동시발생 히스토그램을 이용한 영상검색

CCH의 대각성분과 비대각성분을 효과적으로 영상검색에 사용하기 위해, 본 장에서는 가중치를 통해 CCH의 대각성분과 비대각성분의 에너지를 변형하고 빈 개수를 축소하여 영상을 검색하는 두 가지 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 가중치를 주는 위치에 따라, CCH를 얻을 때 가중치를 주는 방법(weighted CCH: WCCH)과 CCH 간 유사도를 측정할 때 가중치를 주는 방법(weighted similarity of CCH: WSCCH)이다.

첫 번째 방법 WCCH는 영상에서 CCH를 추출한 후, 대각성분과 비대각성분의 에너지를 전체 에너지로 정규화하고 두 성분에 가중치를 주어 에너지를 변형한다. 그리고 의미가 없거나 적은 값을 갖는 빈들을 제거하여 저장하고 이를 이용해 영상을 검색한다.

두 번째 방법 WSCCH는 영상에서 얻어진 CCH에서 의미가 없거나 미미한 값을 갖는 빈들을 제거하여 저장한다. 그리고 비교영상에서 얻어진 대각성분과 비대각성분을 질의영상에서 얻어진 CCH의 대각성분과 비대각성분 각각의 에너지 합으로 보정한 후, 대각성분 간의 유사도와 비대각성분 유사도에 가중치를 두어 영상을 검색한다. 두 방법 모두 대각성분과 비대각성분의 에너지를 영상의 유사도 측정에 효과적으로 사용함으로써, 우수하게 영상을 검색할 수 있다. 그림 4.1은 제안한 두 가지 방법의 흐름을 나타낸다.

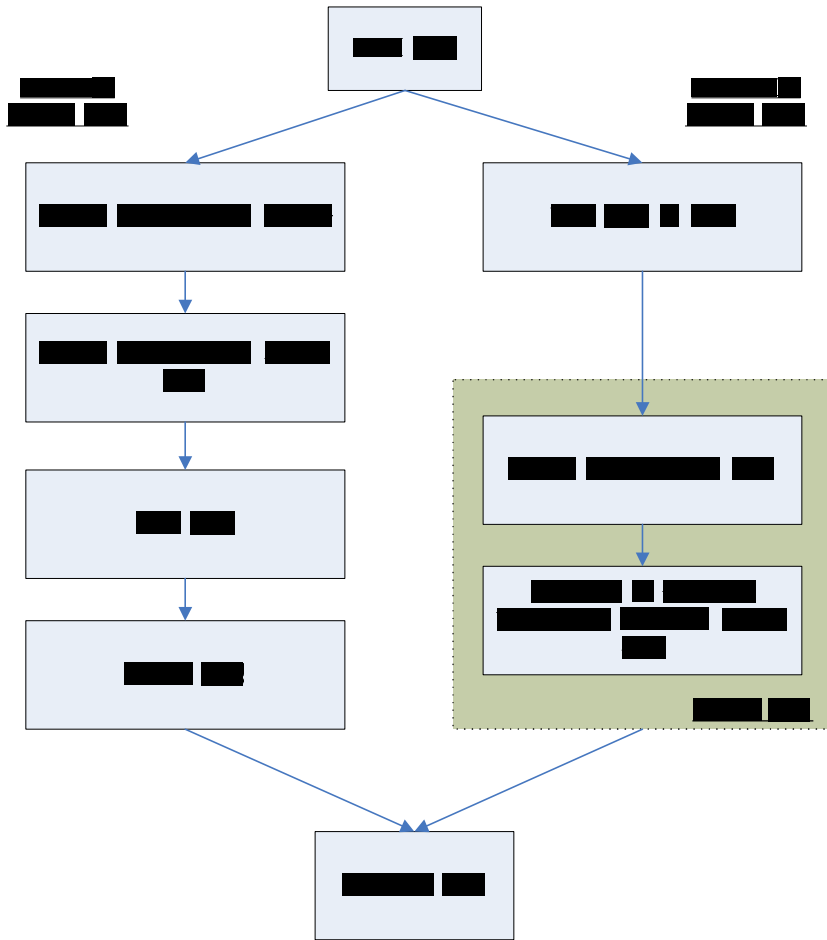


그림 4.1 제안한 방법의 흐름도
 Fig. 4.1 Diagram of the proposed methods

4.1 대각성분 및 비대각성분에 가중치를 둔 영상검색

4.1.1 대각성분 및 비대각성분에 가중치를 둔 CCH

CCH를 얻은 후 가중치를 주어 영상을 검색하는 방법은 대각성분과 비대각성분을 CCH의 총 에너지의 합로 정규화하고 각 성분에 가중치를 둔다. 대각성분과 비대각성분은 기술하는 내용이 서로 다르기 때문에, 실제 영상검색에 미치는 영향이 다르다. 따라서, 영상검색에 미치는 영향의 정도를 가중치 ω 로 두어, 가중치를 둔 CCH, $w_f(i, j)$ 로 나타낼 수 있다. 이는 식 (4-1)과 같다.

$$w_f(i, j) = (1 - \omega) \times \phi_f(i, j) + \omega \times \bar{\phi}_f(i, j) \quad (4-1)$$

여기서, $\phi_f(i, j)$ 와 $\bar{\phi}_f(i, j)$ 는 각 성분의 전체 에너지로 정규화된 대각성분과 비대각성분으로 식 (4-2)와 식 (4-3)과 같다.

$$\phi_f(i, j) = \begin{cases} \frac{\mathcal{E}_f(i, j)}{\Omega_f} & \text{if } i = j \\ 0 & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (4-2)$$

$$\bar{\phi}_f(i, j) = \begin{cases} \frac{\mathcal{E}_f(i, j)}{1 - \Omega_f} & \text{if } i \neq j \\ 0 & \text{if } i = j \end{cases} \quad (4-3)$$

단, $\Omega_f = \sum_{i,j \in [m], i=j} \varepsilon_f(i, j)$ 이다.

여기서, $\omega=1$ 이면 비대각성분만의 CCH이고, $\omega=0$ 이면 대각성분만의 CCH가 된다. 그림 4.2는 64 레벨로 컬러 양자화된 영상에서 얻어진 CCH와 $\omega=0.8$ 의 가중치를 둔 CCH를 나타내고 있다. 이 그림에서 가중치를 둔 CCH에서는 대각성분의 에너지가 과도하게 크거나 비대각성분의 에너지가 너무 작게 나타나지 않음을 볼 수 있다.

가중치의 변화에 따른 두 영상에서 얻어진 CCH의 유사도를 측정하면, 그림 4.3과 같다. 그림 4.3은 세 장의 영상 중, 두 장의 영상에서 얻어진 CCH를 식 (4-1)을 이용하여 변형하고, 가중치 ω 를 증가시키면서 유사도를 측정하는 것이다. 이때 가중치 ω 는 0에서 1까지 0.01단위로 변화하면서 유사도를 측정하였고, RGB 컬러 좌표계에서 64 컬러로 양자화하였다. 그림 4.3(a)는 CCH가 유사하게 나타나는 세 장의 영상으로, 영상 158과 영상 161은 유사한 의미를 갖는 영상이고, 영상 041은 다른 의미를 갖는 영상이다. 그림 4.3(b)는 그림 4.3(a)의 영상 158과 영상 161, 영상 158과 영상 041에서 얻어진 가중치를 둔 CCH 간 유사도 변화를 나타낸 것이다.

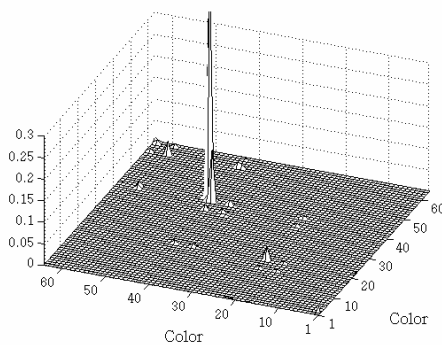
그림 4.3(b)의 결과에서, 가중치가 0에 가까울수록 다른 의미를 갖는 영상 158과 영상 041의 유사도가 영상 158과 영상 161의 유사도보다 높게 나타난다. 가중치가 0에 가깝다는 것은 CCH의 대각성분 비율이 높고, 비대각성분이 영상 간 유사도에 미치는 영향이 거의 없는 CCH를 의미한다. 즉, 영상 158 과 영상 041에서 얻어진 CCH의 대각성분 간의

유사도가 영상 158과 영상 161의 유사도가 높다는 것을 나타낸다.

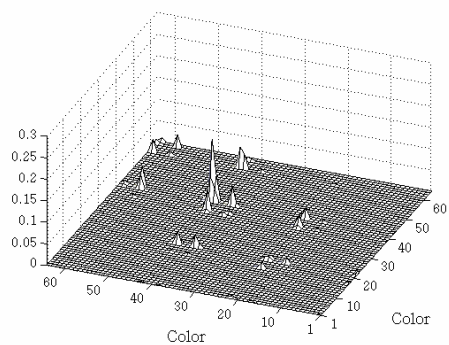
그러나 가중치를 1가까이로 설정하면, 영상 158과 161의 유사도가 영상 041의 유사도보다 높게 나타난다. 가중치를 높게 주면 비대각 성분의 영향이 높아지고 대각성분의 영향이 낮아지게 되어, 컬러영역의 크기정보보다 컬러영역의 뭉침정보와 화소 간에 달라지는 컬러 정보를 높게 고려하면서 영상 간의 유사도를 측정할 수 있다.



(a)영상



(b) CCH



(c) WCCH($\omega = 0.8$)

그림 4.2 CCH와 WCCH
Fig. 4.2 CCH and WCCH



영상 158

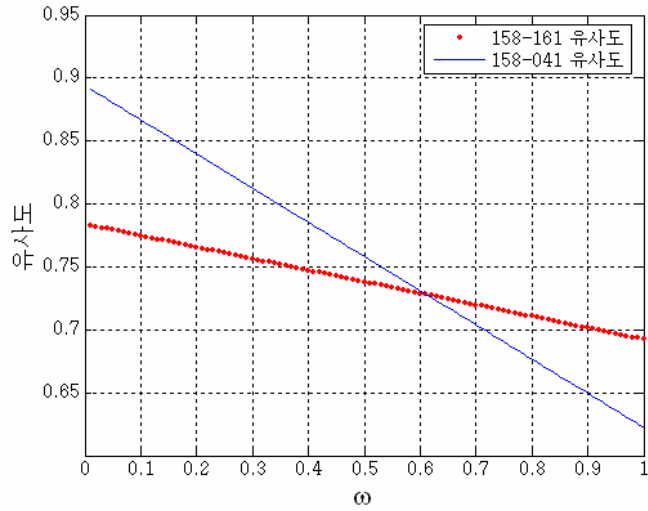


영상 161



영상 041

(a) CCH가 유사한 영상들



(b) 가중치 ω 의 변화에 따른, 영상 간의 유사도 변화

그림 4.3 ω 의 변화에 따른 WCCH 간 유사도($k=1$)
 Fig. 4.3 Similarity between WCCHs in terms of ω ($k=1$)

4.1.2 빈 개수 축소와 유사도 측정

가중치에 의해 변형된 CCH의 빈수를 줄이기 위해 CCH가 대칭행렬로 나타나고 미미한 값을 갖는 빈이 많다는 점을 이용한다. CCH를 얻을 때, 그림 4.4와 같이 기준 화소의 주위 화소는 다시 기준 화소가 되기 때문에, CCH는 대칭행렬로 나타난다. 대칭되는 구간은 중복되는 정보를 가지고 있다. 따라서 중복된 정보를 가진 대각성분을 기준으로 CCH의 좌측, 혹은 우측 한 곳만을 취한다. 또한 대각성분 역시 그 자체가 대칭이기 때문에 대각성분의 빈 값의 반만으로 영상 간 유사도를 측정해도 전체 CCH로 유사도를 측정한 결과와 같다.

그림 4.5는 CCH를 대각성분과 비대각성분으로 나눈 것이다. 이 그림에서의 Cross-A 혹은 Cross-B 중에 한 영역과, 대각성분 값의 반인

$\frac{\phi_f(i, j)}{2}$ 만을 얻는다. m 개의 컬러로 양자화된 영상에서 얻어진 CCH의

빈수가 m^2 이면, 대칭성을 이용하 빈수를 $\frac{m^2 + m}{2}$ 로 줄일 수 있다.

또한, 영상에 나타나는 컬러의 수가 한정되어 있기 때문에, CCH에 값이 나타나는 빈수가 많지 않다. 따라서 이 빈들만을 얻어서 영상을 검색하면 사용할 빈수를 줄일 수 있다. 이를 확인하기 위해 인터넷에서 임의로 얻어진 3,699장의 영상을 RGB 컬러 좌표계에서 64 레벨로 컬러 양자화하여 얻은 CCH에서 값이 존재하는 평균 빈수를 표 4.1로 나타내 보았다. 64 레벨 양자화일 때 CCH의 빈수는 4,096개지만, $k=1$ 인 경우, 평균 5%의 빈에만 값이 존재한다는 사실을 확인할 수 있다.

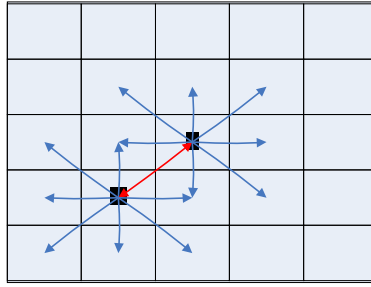


그림 4.4 CCH의 대칭
Fig. 4.4 A symmetry of CCH

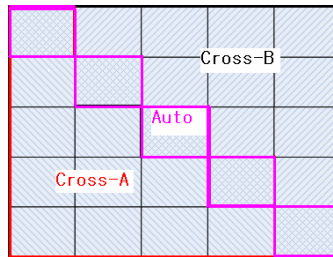


그림 4.5 CCH의 대각성분과 비대각성분
Fig. 4.5 Diagonal and off-diagonal elements of CCH

표 4.1 대칭성과 값이 없는 빈을 제거한 후의 평균 빈수
Table 4.1 The average number of bins with non-zero value in upper diagonal matrix

거리	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
빈의 평균 수	201	245	270	284	294

가중치에 의해 변형된 CCH의 빈수를 축소하기 위해 행렬의 대칭성과 0인 값을 갖는 빈을 제거하는 방법을 사용한다. 여기서, 빈의 개수를 더욱 축소하기 위해, 매우 작은 값을 갖는 빈을 제거한다. 이렇게 빈수가 축소된 CCH는 인덱스 d^x 와 그 빈의 값 v^x 로 이루어진 $\tilde{w}_f(x)$ 로 나타낼 수 있다. 이는 식 (4-4)와 같다.

$$\tilde{w}_f(x) = \{(d^x, v^x) | W_f > T_f\} \quad (4-4)$$

여기서 W_f 는 대각성분일 경우에는 $w_f(i, j)$ 값의 반만을 얻고, 비대각성분일 경우에는 $w_f(i, j)$ 값 그대로를 갖는 함수로, 식 (4-5)와 같다.

$$W_f = \begin{cases} \frac{w_f(i, j)}{2} & \text{if } i = j \\ w_f(i, j) & \text{if } i > j \\ 0 & \text{if } i < j \end{cases} \quad (4-5)$$

또한, 임계치(threshold) T_f 는 식 (4-7)과 같이 가중치를 둔 CCH의 에너지 평균에 τ 를 곱한 값이다. 여기서 τ 는 0 이상의 값으로 정의하며, 의미가 미미한 값의 판단 기준이다.

$$T_f = \frac{\tau \sum_{i,j \in [m]} w_f(i,j)}{m^2} \quad (4-7)$$

$\tilde{w}_f(x)$ 의 위치 인덱스 d^x 는 그림 4.6과 같이, 대각성분을 기준으로 우측으로 인덱스 번호를 높이는 형태를 취한다. 대각성분의 인덱스는 컬러 양자화된 개수만큼을 주고, 나머지 비대각성분은 이 이후의 값으로 인덱스를 설정한다. 이 경우 인덱스 값으로서 대각성분과 비대각성분을 판단할 수 있다.

얻어진 \tilde{w} 간의 유사도 측정을 위해 식 (4-8)을 이용하여 $\tilde{w}_f(x)$ 의 빈 값인 v_f^x 를 전체 값의 합으로 정규화하여 \tilde{v}_f^x 를 구한다. 이는 식 (4-8)과 같다.

■	■	■	■	■
■	■	■	■	■
■	■	■	■	■
■	■	■	■	■
■	■	■	■	■

그림 4.6 컬러 동시발생 히스토그램의 위치 인덱스

Fig. 4.6 Position index of CCH

$$\tilde{v}_f^x = \frac{v_f^x}{\sum_{x \in [n]} v_f^x} \quad (4-8)$$

여기서 n 는 인덱스 x 의 최대 개수이다.

질의영상 q 와 비교영상 r 에서 얻어진 \tilde{w} 의 유사도는 여러 가지 유사도 측정함수로 구할 수 있다. 본 논문에서는 식 (4-9)와 같은 히스토그램 교차를 사용한다. 이는 두 장의 영상에서 얻어진 \tilde{w} 의 위치 인덱스 d_q 와 d_r 가 동시에 존재하는 빈의 값만을 비교하여 유사도를 측정한다.

$$S_{\tilde{w}}(q, r) = \sum_{l \in d_q \cap d_r} \min(\tilde{v}_q^l, \tilde{v}_r^l) \quad (4-9)$$

4.2 대각성분, 비대각성분 및 가중치에 의한 영상검색

4.2.1 CCH의 획득과 빈 제거

WCCH를 이용한 방법은 CCH를 획득할 때 가중치를 고정하기 때문에, 유사도 측정 시에 가중치를 변경하기가 힘들고 질의영상의 특성을 질의할 때 포함하기 어려운 단점이 있다. 그래서, 질의영상의 특성을 질의에 포함시킬 수 있으면서 CCH의 유사도 측정 시에 가중치를 주는 방법을 제안한다. 이 방법은 영상에서 얻어진 CCH에서 빈의 개수를

축소한 후 저장한다. 그리고 영상 간 유사도를 측정할 때, 질의영상의 특성을 영상검색에 반영하기 위해 저장된 모든 CCH를 질의영상에서 얻어진 CCH의 정보에 따라 보정하고 대각성분 간의 유사도와 비대각성분 간의 유사도에 가중치를 주어 영상을 검색한다. 이 방법은 앞에서 제안한 방법보다 유사도 측정 시에 계산량이 많아지는 문제가 있지만, 질의영상의 특성과 가중치를 질의에 모두 포함할 수 있는 특징이 있어, 영상검색성능 향상을 가져올 수 있다.

영상에서 얻어진 CCH, $\varepsilon_f(i, j)$ 의 빈 개수를 식 (4-10)과 같이 $\hat{w}_f(x)$ 로 축소하여 저장한다.

$$\hat{w}_f(x) = \{(n_x, v_x) | \Gamma_f \geq T_f'\} \quad (4-10)$$

여기서 Γ_f 는 $\varepsilon_f(i, j)$ 의 대각성분일 경우에는 $\varepsilon_f(i, j)$ 의 반 값을 가지고, 비대각성분일 경우에는 $\varepsilon_f(i, j)$ 값 그대로를 갖는 함수로 식 (4-11)과 같다.

$$\Gamma_f = \begin{cases} \frac{\varepsilon_f(i, j)}{2} & \text{if } i = j \\ \varepsilon_f(i, j) & \text{if } i > j \\ 0 & \text{if } i < j \end{cases} \quad (4-11)$$

여기서, 임계치 T'_f 는 대각성분의 에너지와 비대각성분의 에너지를 분리하여 각각의 에너지 평균에 대해서 τ 를 곱하여 얻는 것으로 정의하며, 식 (4-12)와 같이 나타낸다.

$$T'_f = \begin{cases} \frac{\tau \sum_{i,j \in [m], i=j} \epsilon_f(i,j)}{m} & \text{if } i = j \\ \frac{\tau \sum_{i,j \in [m], i \neq j} \epsilon_f(i,j)}{m^2 - m} & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (4-12)$$

빈 개수를 축소하여 저장한 CCH의 유사도를 측정할 때, 질의영상의 특성을 유사도 측정에 반영하기 위해, 질의영상에서 얻어진 CCH의 대각성분과 비대각성분의 에너지 합으로 비교영상의 CCH의 대각과 비대각성분을 보정하는 방법을 사용하였다.

4.2.2 유사도 측정

영상에서 얻어진 $\hat{w}(x)$ 간의 유사도를 측정하기 위해, $x \leq m$ 인 대각성분의 빈 값이 u^x , $x > m$ 인 비대각성분의 빈 값을 \bar{u}^x 라고 하고, 이를 질의영상에서 얻어진 CCH의 대각성분의 에너지 합과 비대각성분의 에너지 합으로 보정한다. 그리고 질의영상 q 에서 얻어진 보정된 u_q^x 와 \bar{u}_q^x 를 비교영상 r 에서 얻어진 보정된 u_r^x 와 \bar{u}_r^x 와 유사도를 측정하기

위해 비교영상에서 얻어진 보정된 u_r^x 와 \bar{u}_r^x 를 각각의 전체 에너지로 정규화한다. 이는 식 (4-13)과 식(4-14)와 같다.

$$\tilde{u}_r^x = \frac{\frac{u_r^x}{\Omega_q}}{\sum_{x \in [n']} \frac{u_r^x}{\Omega_q} + \sum_{x \in [\bar{n}']} \frac{\bar{u}_r^x}{1 - \Omega_q}} \quad (4-13)$$

$$\tilde{\bar{u}}_r^x = \frac{\frac{\bar{u}_r^x}{\Omega_q}}{\sum_{x \in [n']} \frac{u_r^x}{\Omega_q} + \sum_{x \in [\bar{n}']} \frac{\bar{u}_r^x}{1 - \Omega_q}} \quad (4-14)$$

여기서, n' 는 대칭성분에서의 최대 빈수이고, \bar{n}' 는 비 대칭성분에서의 최대 빈 개수이고, $[n']$ 는 $\{0, \dots, n'\}$ 를 나타내며, $[\bar{n}']$ 는 $\{n'+1, \dots, n\}$ 이다.

유사도의 측정은 식 (4-15)와 같이 대각성분 간에서 얻어진 유사도와 비대각성분에서 얻어진 유사도에 가중치를 준 후, 그것을 합하여 얻는다.

$$S_{\hat{w}}(q, r) = (1 - \omega) \sum_{l \in d_q \cap d_r, l \in [n']} \min(\tilde{u}_q^l, \tilde{u}_r^l) + \omega \sum_{l \in d_q \cap d_r, l \in [\bar{n}']} \min(\tilde{\bar{u}}_q^l, \tilde{\bar{u}}_r^l) \quad (4-15)$$

이 방법은 WCCH를 이용한 방법과는 달리, 질의영상의 대각성분과 비대각성분의 비에 따라 비교 영상들의 에너지를 보정하기 때문에, 영상 간의 유사도 차를 더 벌어지게 하는 특성을 가지고 있다. 그림 4.7, 표

4.2 그리고 표 4.3은 이 예를 보이고 있다. 표 4.2는 그림 4.7에서 얻어진 CCH를 식 (4.2)와 식 (4.3)으로 정규화한 후, 히스토그램 교차를 이용하여 유사도를 측정한 것이고 표 4.3은 식 (4-13)와 식 (4-14)에 의해 정규화 후, 유사도를 측정한 결과를 나타낸다.

표 4.2에서는 식 (4.2)와 식 (4.3)으로 정규화된 CCH로 유사도를 측정했을 경우, 영역의 크기가 비슷한 영상 A와 영상 C의 유사도가 높게 나타난다. 그러나 표 4.3에서는 질의영상에 따라 그 결과가 다르게 나타남을 알 수 있다. 따라서 영상 B를 질의영상으로 했을 경우에 가장 유사한 영상으로 나타나는 것이 영상 A이다. 즉, 식 (4-13)와 식 (4-14)로 정규화를 할 경우, 질의영상의 특성을 유사도 측정에 더욱 반영하여 영상을 검색할 수 있다.

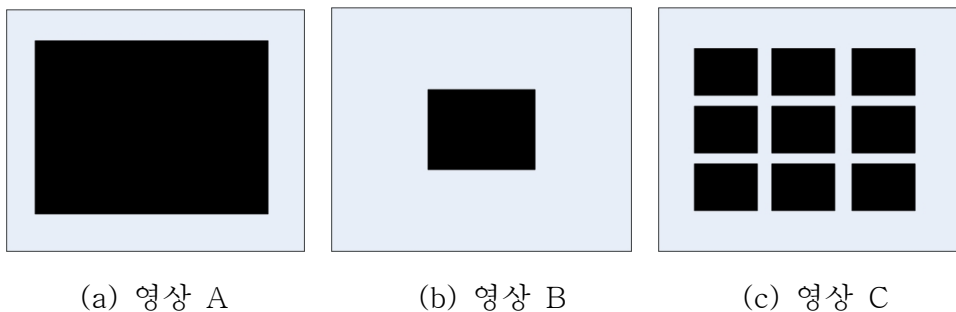


그림 4.7 유사도 측정용 영상
Fig. 4.7 Images for measuring similarity

표 4.2 $\omega=0.5$ 인 WCCH의 유사도

Table 4.2 Similarity of WCCH ($\omega=0.5$)

거리	영상 A-영상 B	영상 A-영상 C	영상 B-영상 C
유사도	0.7044	0.8271	0.7476

표 4.3 $\omega=0.5$ 인 WSCCH의 유사도

Table 4.3 Similarity of WSCCH ($\omega=0.5$)

비교 질의	영상 A	영상 B	영상 C
영상 A	1	0.6872	0.8337
영상 B	0.7126	1	0.7064
영상 C	0.8275	0.7021	1

제 5 장 실험 및 고찰

5.1 실험환경 및 성능평가 방법

제안한 방법의 성능을 검증하고 특성을 파악하기 위해 5,466장의 영상과 그 영상을 위한 50개의 질의 및 정합영상 세트로 실험을 하였다[63]. 이는 MPEG-7에서 컬러 기술자들의 성능 평가를 위해 사용되었던 것으로, 그림 5.1과 같은 질의영상과 그림 5.2와 같은 질의영상에 대한 정합영상(matched image)으로 이루어져 있다.

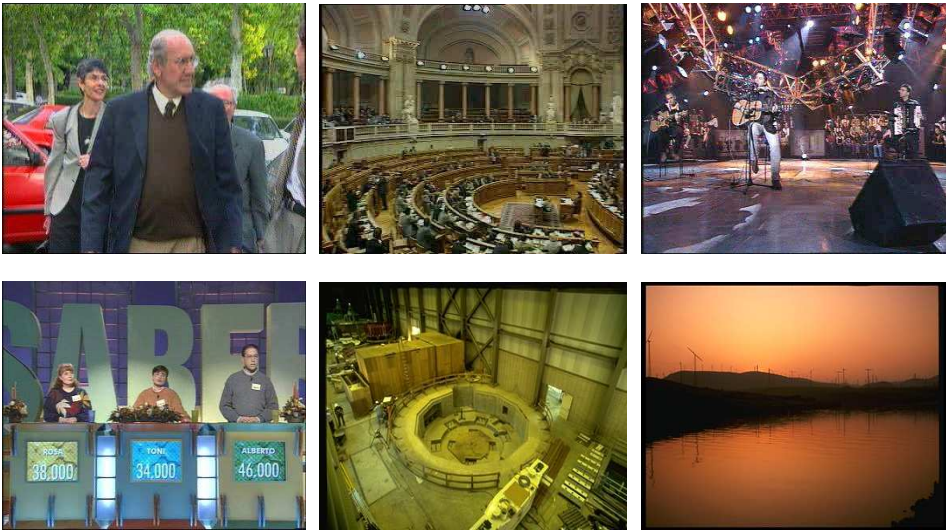


그림 5.1 질의영상 표본
Fig. 5.1 Samples of query images



(a) 질의영상 A



(b) 질의영상 A에 대한 정합영상

그림 5.2 질의영상과 정합영상 표본
Fig 5.2 Samples of a query and Matched images

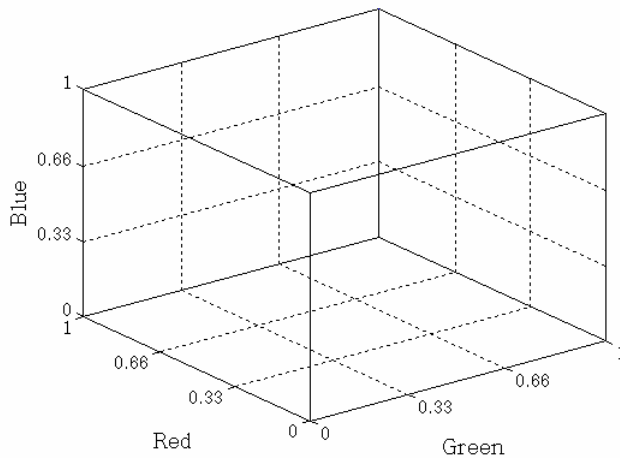


그림 5.3 27 레벨로 양자화된 RGB 컬러 좌표계
Fig. 5.3 The quantized RGB color coordinates into 27 levels

실험에 사용한 좌표계는 RGB 컬러 좌표계이다. 그리고 Red, Blue, Green 채널을 같은 수로 컬러 양자화한, 8, 27, 64, 125 컬러 양자화 레벨에서 실험을 진행하였다. 그림 5.3은 RGB 채널 각각을 3 레벨로 균등하게 양자화하여 만든 27 레벨의 양자화된 RGB 컬러 좌표계를 나타낸 것이다.

제안한 방법과 컬러 동시발생 히스토그램 그리고 컬러 코렐로그램을 얻기 위한 거리 k 는 $\{1, \dots, 5\}$ 로 정하였고, 컬러 기술자들의 성능 평가는 ANMRR(average normalized modified retrieval rate)[64, 65]을 사용하였다. ANMRR은 질의영상에 대해 얼마나 많은 정합영상을 찾고, 또 찾아진 정합영상의 순위가 얼마나 높은가를 측정할 수 있다. 영상검색의 성능이 우수하면 ANMRR 값은 낮아진다. ANMRR은 질의영상 q 에 대한 정합영상의 순위 합을 $[0.0, 1.0]$ 범위의 값으로 나타내는 NMRR(normalized modified retrieval rate)의 평균으로 나타낼 수 있으며, 식(5-1)과 같다.

$$ANMRR = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q NMRR(q) \quad (5-1)$$

여기서, Q 는 질의영상의 총 개수이다. 또한 $NMRR$ 은 식(5-2)와 같다.

$$NMRR(q) = \frac{MRR(q)}{1.25X - 0.5[1 + NG(q)]} \quad (5-2)$$

여기서, $NG(q)$ 는 질의영상 q 의 정합영상의 개수이며, 완전 검색율을 나타내는 $MRR(q)$ 는 식 (5-3)과 같다.

$$MRR(q) = AVR(q) - 0.5 \times [1 + NG(q)] \quad (5-3)$$

여기서, 질의에 대한 정합영상의 평균 순위를 나타내는 $AVR(q)$ 는 식(5-4)와 같다.

$$AVR(q) = \frac{1}{NG(q)} \sum_{x=1}^{NG(q)} Rank^*(x) \quad (5-4)$$

여기서, $Rank^*(x)$ 는 식 (5-5)와 같이 나타낼 수 있고, $Rank(x)$ 는 질의영상에 대한 정합영상의 순위를 나타낸다.

$$Rank^*(k) = \begin{cases} Rank(x), & \text{if } Rank(x) \leq X \\ 1.25 \times K, & \text{if } Rank(x) > X \end{cases} \quad (5-5)$$

여기서, X 은 $\min(4 \times NG(q), 2 \times GTM)$ 이고, GTM 은 질의영상에 대한 정합영상 중, 가장 정답 개수가 많은 수이다.

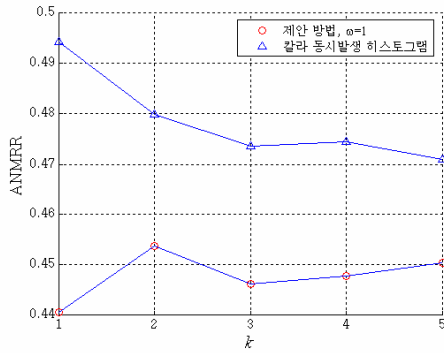
5.2 실험결과 및 고찰

CCH의 비대각성분이 어느 정도의 검색성능을 나타내는지 알아보기 위해 CCH의 비대각성분만을 이용할 때와 CCH 모두를 이용할 때의

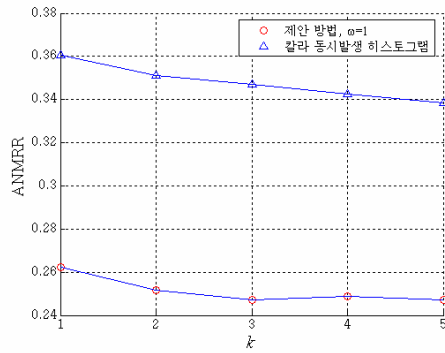
영상검색 성능을 비교하였다. 그림 5.4는 가중치가 $\omega=1$ 이고 $\tau=0$ 일 때, 각 양자화 레벨에 따른 제안한 검색방법과 CCH를 이용한 영상검색의 ANMRR을 나타낸다. 가중치가 $\omega=1$ 면, CCH의 비대각성분만을 제안한 기술자로 적용한 것이다. 이는 대각성분의 에너지를 버리고, 비대각성분의 전체 에너지로 정규화된 후, 영상검색을 한 것이기 때문에 WCCH와 WSCCH를 이용하여 영상을 검색한 결과가 같다.

그림 5.4을 통해 CCH의 비대각성분만을 이용하여 영상을 검색하면 CCH 전체를 이용한 것보다 모든 화소 간 거리 k 에서 우수한 영상검색 성능을 얻을 수 있고, 모든 컬러 양자화 레벨에서 우수하게 영상을 검색할 수 있음을 알 수 있다. 이 사실을 통해서 CCH의 대각성분이 CCH를 이용하여 영상을 검색할 때, 검색성능에 나쁜 영향을 미친다는 것과 CCH의 비대각성분 자체의 영상기술 능력이 우수하다는 것을 확인할 수 있다.

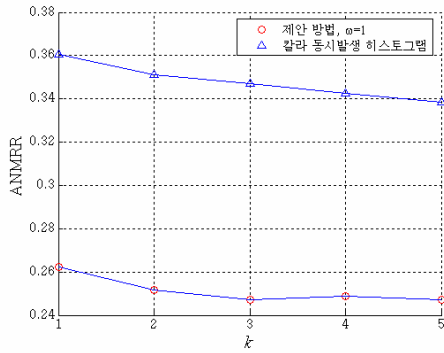
WCCH를 이용하여 영상을 검색할 때, 가중치 ω 의 변화에 따른 검색성능의 변화추이를 알아보기 위해 $\tau=0$ 으로 정하고 ω 를 변화시키면서 영상을 검색하였다. 그림 5.5는 이때 모든 컬러 양자화 레벨에서의 ANMRR을 나타낸다. 모든 양자화 레벨에서 가중치가 0.5 이상일 때 영상검색이 우수하다는 것을 알 수 있다. 이는 CCH의 대각성분보다 비대각성분에 가중치를 더 높게 주어야 영상을 우수하게 검색할 수 있다는 사실을 나타내며, WCCH를 이용한 영상검색에는 영상의 컬러영역의 크기정보보다는 문침정보가 더 효과적으로 사용된다는 것을 알 수이다. 이는 3장에서 분석한 비대각성분이 대각



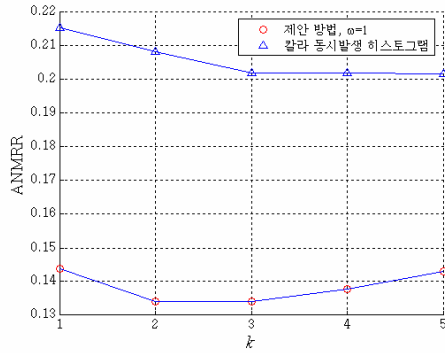
(a) 8 양자화 레벨



(b) 27 양자화 레벨

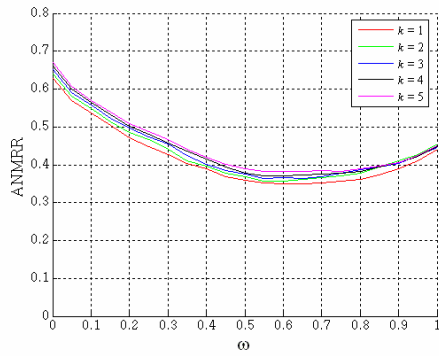


(c) 64 양자화 레벨

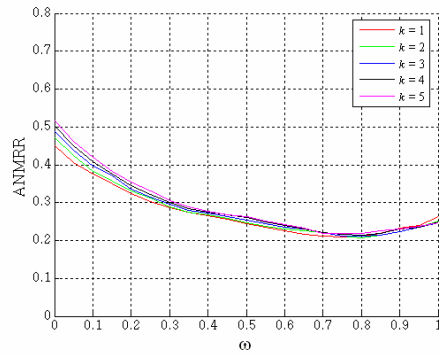


(d) 125 양자화 레벨

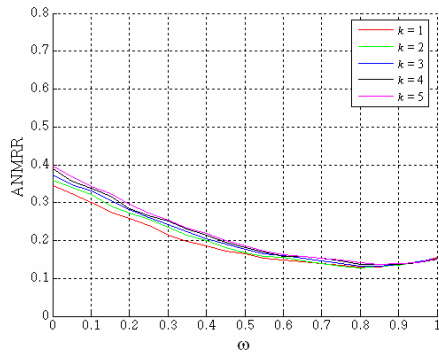
그림 5.4 제안한 방법과 CCH를 이용한 영상검색 결과($\omega=1, \tau=0$)
 Fig. 5.4 Retrieval results of the proposed and CCH method ($\omega=1, \tau=0$)



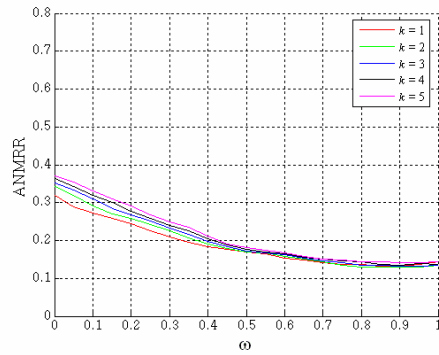
(a) 8 양자화 레벨



(b) 27 양자화 레벨



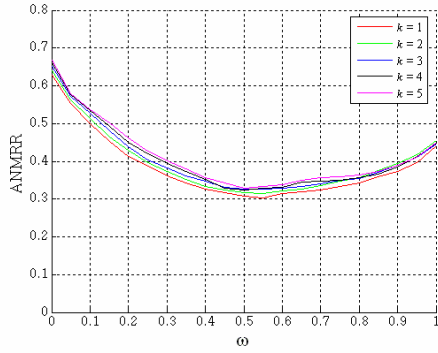
(c) 64 양자화 레벨



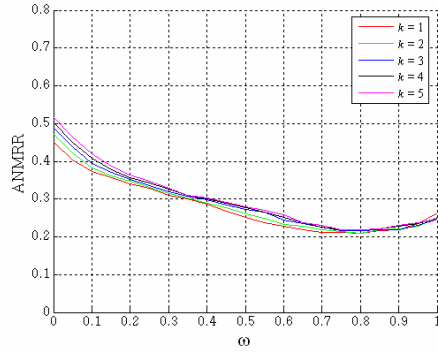
(d) 125 양자화 레벨

그림 5.5 컬러 양자화 레벨과 ω 의 변화에 따른 제안 방법의 ANMRR(WCCH)

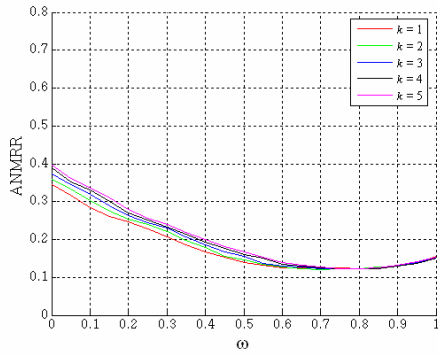
Fig. 5.5 ANMRR of the proposed method in terms of color quantization levels and ω (WCCH)



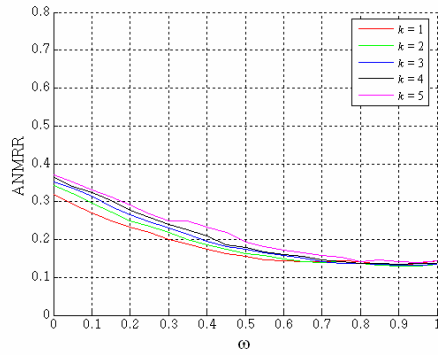
(a) 8 양자화 레벨



(b) 27 양자화 레벨



(c) 64 양자화 레벨



(d) 125 양자화 레벨

그림 5.6 컬러 양자화 레벨과 ω 의 변화에 따른 제안 방법의 ANMRR(WSCCH)

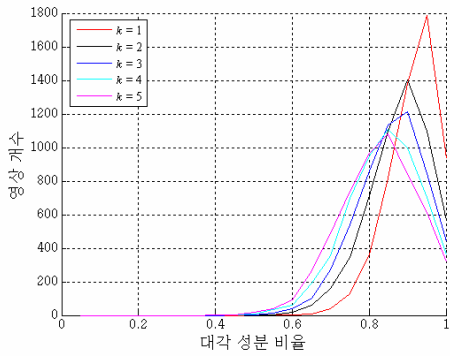
Fig. 5.6 ANMRR of the proposed method in terms of color quantization levels and ω (WSCCH)

성분보다 검색성능이 우수하다는 사실과 그림 5.4의 결과와 같은 의미이다.

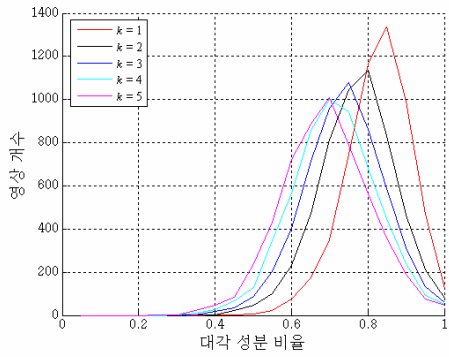
WSCCH를 이용하여 영상을 검색할 때, 가중치 ω 의 변화에 따른 검색성능의 변화추이를 알기 위해 $\tau=0$ 으로 정하고 ω 를 변화시키면서 영상을 검색해보았다. 그림 5.6은 $\tau=0$ 일 때, WSCCH를 이용하여 영상을 검색할 때의 컬러 양자화 레벨과 ω 변화에 따른 ANMRR 값 변화를 나타낸다. 이 실험의 결과는 WCCH를 이용했을 때와 거의 비슷하지만, ANMRR 값이 전체적으로 조금 더 우수하다는 것을 알 수 있다. 이는 WSCCH를 이용한 방법이 WCCH를 이용한 방법보다 질의영상의 정보를 보다 많이 포함하기 때문이다.

가중치 ω 의 변화에 따른 제안방법의 검색성능을 나타내는 그림 5.5와 그림 5.6에서 몇 가지 사실을 관찰할 수 있다. 하나는 양자화 레벨이 높아질수록 ANMRR이 최저가 되는 가중치의 위치가 우측으로 옮겨가는 것이다. 이는 양자화 레벨이 높아질수록 비대각성분에 더 높은 가중치를 주어야 영상검색 결과가 우수해진다는 사실을 나타내는 것으로, 양자화 레벨이 높아질수록 CCH의 대각성분의 에너지 비율이 변하는 사실과 관계가 있다. 그림 5.7은 5,466장 영상의 CCH의 전체 에너지에 대한 대각성분 에너지의 비율을 나타낸 것이다.

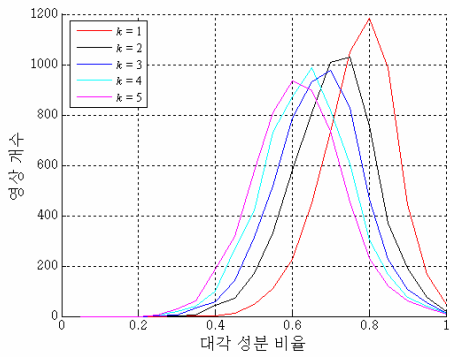
그림 5.7에서 컬러 양자화 레벨이 높아질수록 대각성분의 에너지 비율이 낮아지는 현상이 나타난다. 높은 양자화 레벨에서의 다른 컬러인 화소는 컬러 양자화 레벨이 낮아질수록 같은 컬러화소가 될 가능성이 높아진다. 그래서 높은 양자화 레벨에서 비대각성분이 되던 화소가 낮은



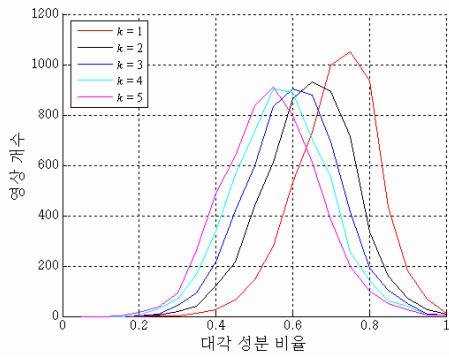
(a) 8 양자화 레벨



(b) 27 양자화 레벨



(c) 64 양자화 레벨



(d) 125 양자화 레벨

그림 5.7 컬러 양자화 레벨에 따른 CCH의 대각성분 비율
 Fig. 5.7 Diagonal elements ratio of CCH in color quantization levels

양자화 레벨에서는 대각성분으로 편입될 가능성이 높다. 이는 비대각 성분에서 가중치에 의해 검색성능을 우수하게 만들던 성분들이 양자화 레벨이 낮아지면 대각성분으로 이동하게 되고, 우수한 검색성능을 유지하려면 가중치를 대각성분에 높이 주는 방향으로 이동해야 한다는 것을 나타낸다.

또 하나의 사실은 양자화 레벨이 높아질수록 ANMRR 곡선이 직선으로 변하는 현상이다. 양자화 레벨이 낮을 경우에는 CCH의 대각성분과 비대각성분의 에너지를 적절한 가중치로 변형해야만 낮은 ANMRR 값을 얻을 수 있지만, 양자화 레벨이 높아질수록 비대각 성분만으로도 우수한 검색성능을 얻을 수 있음을 나타낸다. 이는 그림 5.7과 같이 양자화 레벨이 높아질수록 대각성분의 에너지가 낮아지는 사실과 연관 지을 수 있다. 즉, 양자화 레벨이 높아질수록, 같은 컬러가 나타나는 컬러영역의 크기는 작아지고, 이를 기술하는 대각성분의 에너지 또한 낮아진다. 따라서 실제 영상의 유사도를 측정할 때, 대각성분의 영향력이 작아진다고 판단할 수 있다. 이 사실에서 양자화 레벨이 높을수록 비대각성분에 가중치를 높게 주는 것이 영상검색에 유리하다는 사실을 유추할 수 있다.

이 실험을 통해 컬러 양자화 레벨이 8일 때는 가중치가 0.6에서 0.7, 양자화 레벨이 27일 때는 0.7에서 0.8, 양자화 레벨이 64일 때는 0.8에서 0.9 그리고 양자화 레벨이 125일 때는 0.7부터 0.9일 때 우수하게 영상을 검색할 수 있음을 알 수 있다. 표 5.1은 WCCH를 이용하여 영상을 검색할 때, 각 양자화 레벨과 각 화소 간 거리에서 최소

ANMRR과 그때의 가중치 및 평균 빈수를 나타내고, 표 5.2는 WSCCH를 이용하여 영상을 검색할 때의 값들을 나타낸다. 전체적으로 WSCCH를 이용한 방법의 검색성능이 우수함을 볼 수 하다.

표 5.1 각 거리에 대한 최저 ANMRR, 그 때의 가중치와 빈의 개수(WCCH)

Table 5.1 Minimum ANMRRs, ω and bin numbers with respect to number of quantization levels and k (WCCH)

양자화 레벨	거리	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
8	가중치	0.65	0.6	0.65	0.55	0.75
	ANMRR	0.3493	0.3567	0.3638	0.3705	0.3819
	평균 빈수	24	26	26	27	27
27	가중치	0.7	0.8	0.75	0.8	0.75
	ANMRR	0.2082	0.2069	0.2124	0.2143	0.2175
	평균 빈수	78	90	96	100	102
64	가중치	0.8	0.8	0.8	0.8	0.85
	ANMRR	0.1292	0.1283	0.1320	0.1367	0.1375
	평균 빈수	165	197	215	226	234
125	가중치	0.9	0.9	0.9	0.9	0.95
	ANMRR	0.1332	0.1293	0.1319	0.1355	0.1415
	평균 빈수	518	581	620	646	663

표 5.2 각 거리에 대한 최저 ANMRR, 그 때의 가중치와 bin의 개수(WSCCH)

Table 5.2 Minimum ANMRRs, ω and bin numbers with respect to number of quantization levels and k (WSCCH)

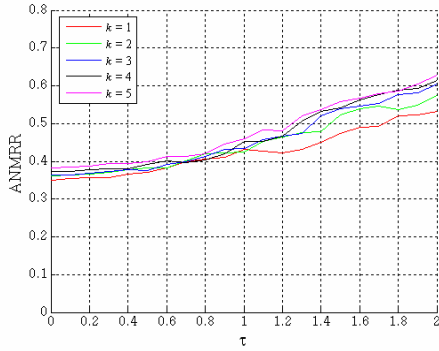
양자화 레벨	거리	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
8	가중치	0.55	0.55	0.5	0.5	0.55
	ANMRR	0.3031	0.3143	0.3252	0.3247	0.3324
	평균 bin수	24	26	26	27	27
27	가중치	0.8	0.8	0.8	0.8	0.75
	ANMRR	0.2098	0.2093	0.2158	0.2179	0.2183
	평균 bin수	78	90	96	100	102
64	가중치	0.8	0.7	0.75	0.8	0.8
	ANMRR	0.1222	0.1212	0.1224	0.1216	0.1221
	평균 bin수	165	197	215	226	234
125	가중치	0.9	0.95	0.95	0.9	0.9
	ANMRR	0.1331	0.1299	0.1318	0.1344	0.1397
	평균 bin수	518	581	620	646	663

이 실험을 통해 제안한 방법의 거리 k 를 1이나 2로 영상을 검색하면 가장 우수한 검색결과를 얻을 수 있을 뿐만 아니라 평균 bin수도 적다는 것을 알 수 있다. 또한 거리 k 가 작을수록, CCH를 얻을 때, 확인하는 화소의 양이 줄기 때문에 계산량도 줄어든다. 따라서 계산량과 bin수,

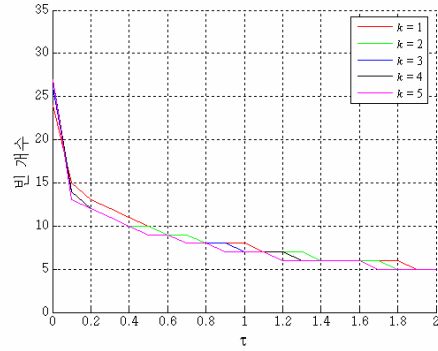
그리고 검색성능을 종합적으로 고려할 때, 제안한 방법은 k 를 1이나 2로 정의하여 사용할 때가 가장 효과적으로 영상을 검색할 수 있다.

제안한 방법에서 임계치를 위한 τ 값이 어떤 영향을 미치는지를 알기 위해, 고정된 가중치 ω 에 대해 τ 의 변화에 따른 검색성능의 변화와 빈 개수의 변화를 실험하였다. 그림 5.8은 WCCH를 이용한 영상검색에서 $\tau=0$ 일 때 ANMRR이 최소가 되는 ω 를 찾고, 그때의 τ 를 0에서 2까지 변경하면서 제안한 방법의 평균 빈수와 ANMRR을 나타낸 것이다. 모든 양자화 레벨에서 $\tau=0.1$ 일 때, ANMRR의 변동은 크지 않으면서 평균 빈수가 급격히 적어진다. 이는 가중치를 둔 CCH에는 유사도 측정시에 크게 영향을 미치지 않는 값을 갖는 빈 들이 다수 분포되어 있음을 나타낸다. 또한 양자화 레벨이 높아지면 τ 가 커짐에도 불구하고 ANMRR의 변화가 거의 없다는 사실도 확인할 수 있다. 이는 양자화 레벨이 높아질수록, 매우 작은 값을 갖는 빈들이 많아지기 때문이다.

제안한 방법과 기존의 방법의 성능을 비교하기 위해, 사용하는 빈수를 같도록 하여 얻어진 ANMRR을 비교하였다. 이를 위해 제안한 방법에서는 우수한 성능을 나타내는 가중치 ω 와 화소 간 거리 k 를 찾고, 그때 빈수를 컬러 양자화 레벨 수로 맞추기 위해 임계치 τ 를 조정하였다. 표 5.3은 양자화 레벨에 따른 제안 방법과 기존 방법의 성능을 비교한 것이다. 모든 경우에서 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 우수한 ANMRR 값을 나타내는 것을 볼 수 있다.

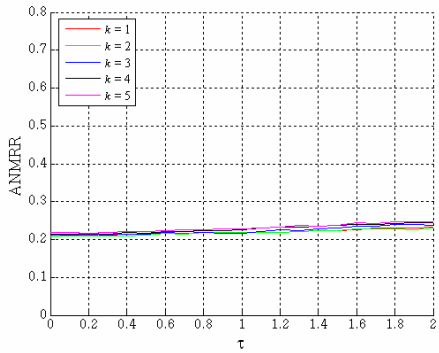


τ 의 변화에 따른 ANMRR

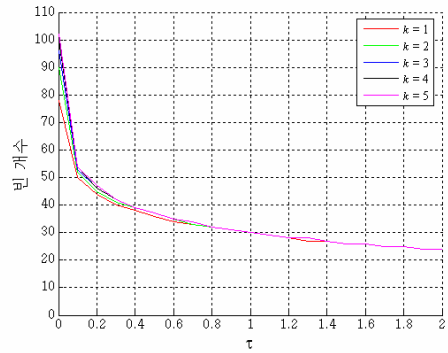


τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

(a) 8 양자화 레벨



τ 의 변화에 따른 ANMRR

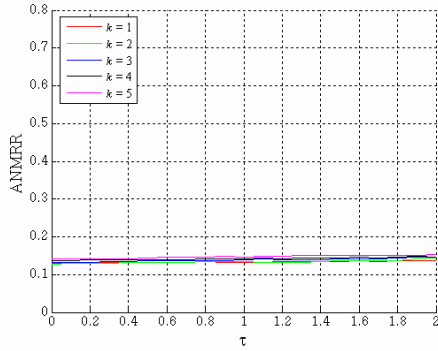


τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

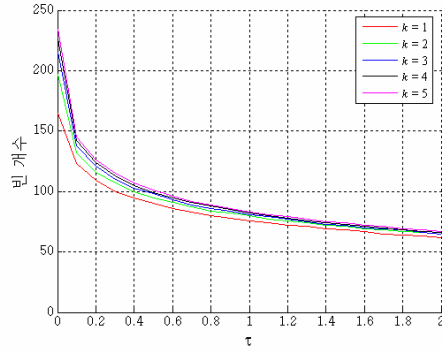
(b) 27 양자화 레벨

그림 5.8 τ 의 변화에 따른 제안한 방법의 ANMRR과 평균 빈수(WCCH, $\omega = 0.8$)

Fig. 5.8 ANMRRs and bin numbers in terms of τ (WCCH, $\omega = 0.8$)

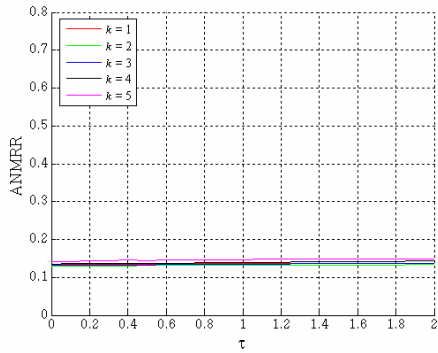


τ 의 변화에 따른 ANMRR

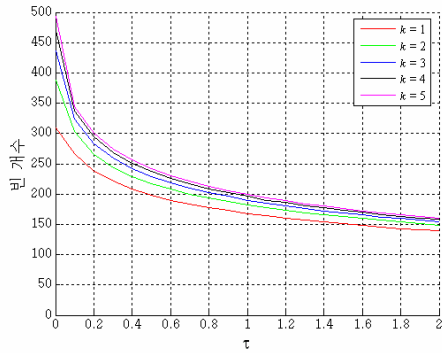


τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

(c) 64 양자화 레벨



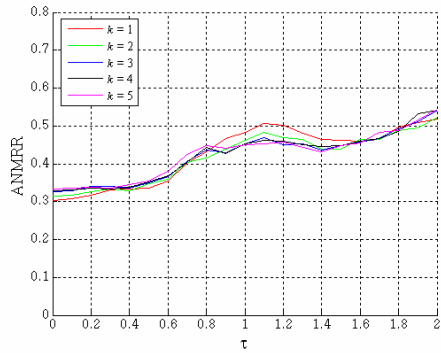
τ 의 변화에 따른 ANMRR



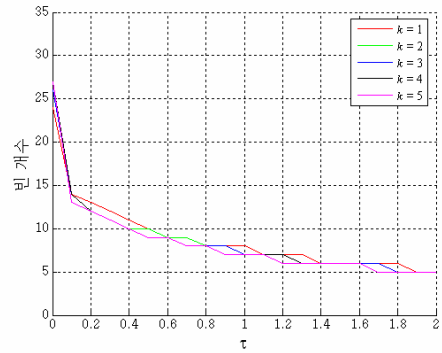
τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

(d) 125 양자화 레벨

그림 5.8 τ 의 변화에 따른 제안한 방법의 ANMRR과 평균 빈수(계속)
 Fig. 5.8 ANMRRs and bin numbers in terms of τ (WCCH, $\omega = 0.8$)
 (Continued)

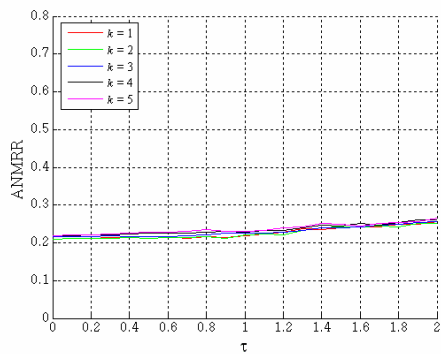


τ 의 변화에 따른 ANMRR

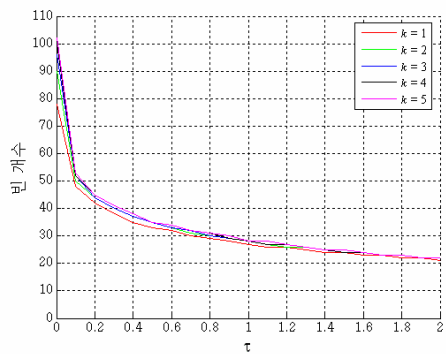


τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

(a) 8 양자화 레벨



τ 의 변화에 따른 ANMRR

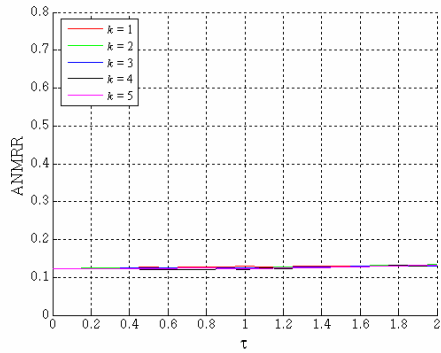


τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

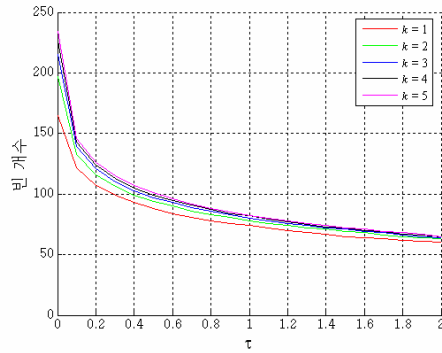
(b) 27 양자화 레벨

그림 5.9 τ 의 변화에 따른 제안한 방법의 ANMRR과 평균 빈수 (WSCCH, $\omega = 0.8$)

Fig. 5.9 ANMRRs and bin numbers in terms of τ (WSCCH, $\omega = 0.8$)

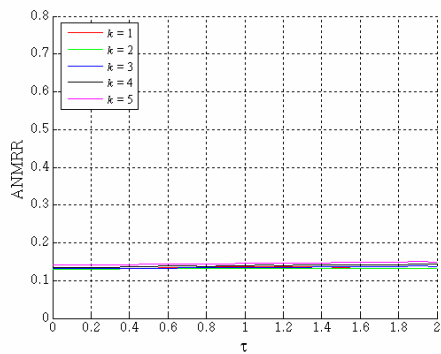


τ 의 변화에 따른 ANMRR

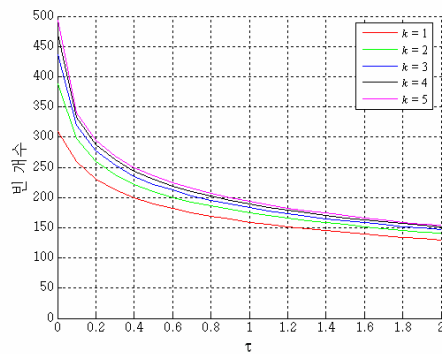


τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

(c) 64 양자화 레벨



τ 의 변화에 따른 ANMRR



τ 의 변화에 따른 평균 빈 개수

(d) 125 양자화 레벨

그림 5.9 τ 의 변화에 따른 제안한 방법의 ANMRR과 평균 빈수 (WSCCH, $\omega = 0.8$)(계속)
 Fig. 5.9 ANMRRs and bin numbers in terms of τ (WSCCH, $\omega = 0.8$) (Continued)

제안한 방법과 기존방법의 영상검색 결과를 가시적으로 보이기 위해 실제 질의영상과 그에 대한 검색 결과영상을 출력하였다. 그림 5.10에서 그림 5.12는 제안한 방법, CCH, CC 그리고 CSH로 영상을 검색했을 때, 정합영상으로 판단된 여덟 장의 영상을 순서대로 나타낸 것이다. 이 때의 조건은 64 레벨로 양자화된 RGB 컬러 좌표계에서, $\omega=0.8$, $\tau=1.8$ 이고, CCH의 거리 $k=3$, CC의 거리 $k=\{1,\dots,5\}$ 이다.

그림 5.10은 붉은 계열의 꽃과 녹색의 풀 등으로 이루어진 질의영상에 대해 각 기술자들을 이용하여 영상을 검색한 결과이다. 이 결과에서 제안한 방법이 기존 방법들에 비해 시점 등이 변한 정합영상을 더 잘 찾고 있다. 즉, 다른 컬러 기술자들에 비해 시점변화에 의해 나타나는 영역의 컬러의 변화에 강인하게 영상을 찾을 수 있다. 또한 제안한 방법과 CC를 이용한 방법은 복잡한 느낌의 영상을 찾아내고, CCH는 복잡함이 덜한 영상을 찾는 것을 볼 수 있다. 이는 제안 방법과 CC는 CCH에 비해 비대각성분에 더 많은 에너지가 분포하기 때문이다.

그림 5.11은 공장의 원형 구조물이 존재하는 영상을 질의할 때의 검색 결과이다. 이 그림에서는 제안한 기술자가 기존의 컬러 기술자들에 비해 영역의 크기변화나 시점변화에 강인하게 영상을 찾고 있다. 또한, 그림 5.12는 회의하는 모습을 촬영한 영상으로 복잡한 영역과 평탄한 영역이 고루 분포된 영상이다. 이 질의영상에 대한 정합영상은 시점변화가 크게 일어나, 영상의 형태가 많이 변한 것을 포함하고 있다. 제안한 방법은 이런 경우에도 다른 방법들에 비해 우수하게 영상을 검색한다.

표 5.3 각 컬러 양자화 레벨에서 컬러 기술자 성능 비교

Table 5.3 Comparison of the proposed methods with conventional methods

양자화 레벨	거리	ANMRR	비고
8	WCCH	0.4069	$k=1, \omega=0.65, \tau=0.8$, 8개 빈
	WSCCH	0.4034	$k=4, \omega=0.55, \tau=0.7$, 8개 빈
	CH	0.5999	8개 빈
	CCH	0.4710	$k=1$, 64개 빈
	CC	0.3956	$k=\{1, \dots, 5\}$
	CSH	0.4803	8개 빈
27	WCCH	0.2219	$k=1, \omega=0.8, \tau=1.3$, 27개 빈
	WSCCH	0.2223	$k=1, \omega=0.8, \tau=1.1$, 27개 빈
	CH	0.4342	27개 빈
	CCH	0.3383	$k=1$, 729개 빈
	CC	0.3858	$k=\{1, \dots, 5\}$
	CSH	0.3179	27개 빈
64	WCCH	0.1359	$k=1, \omega=0.8, \tau=1.8$, 64개 빈
	WSCCH	0.1305	$k=1, \omega=0.8, \tau=1.6$, 64개 빈
	CH	0.2983	64개 빈
	CCH	0.2006	$k=5$, 4096개 빈
	CC	0.2157	$k=\{1, \dots, 5\}$
	CSH	0.2079	64개 빈
125	WCCH	0.1369	$k=1, \omega=0.9, \tau=2.7$, 125개 빈
	WSCCH	0.1371	$k=2, \omega=0.9, \tau=2.85$, 125개 빈
	CH	0.2890	125개 빈
	CCH	0.2016	$k=5$, 15625개 빈
	CC	0.2978	$k=\{1, \dots, 5\}$
	CSH	0.1790	125개 빈



질의영상 A

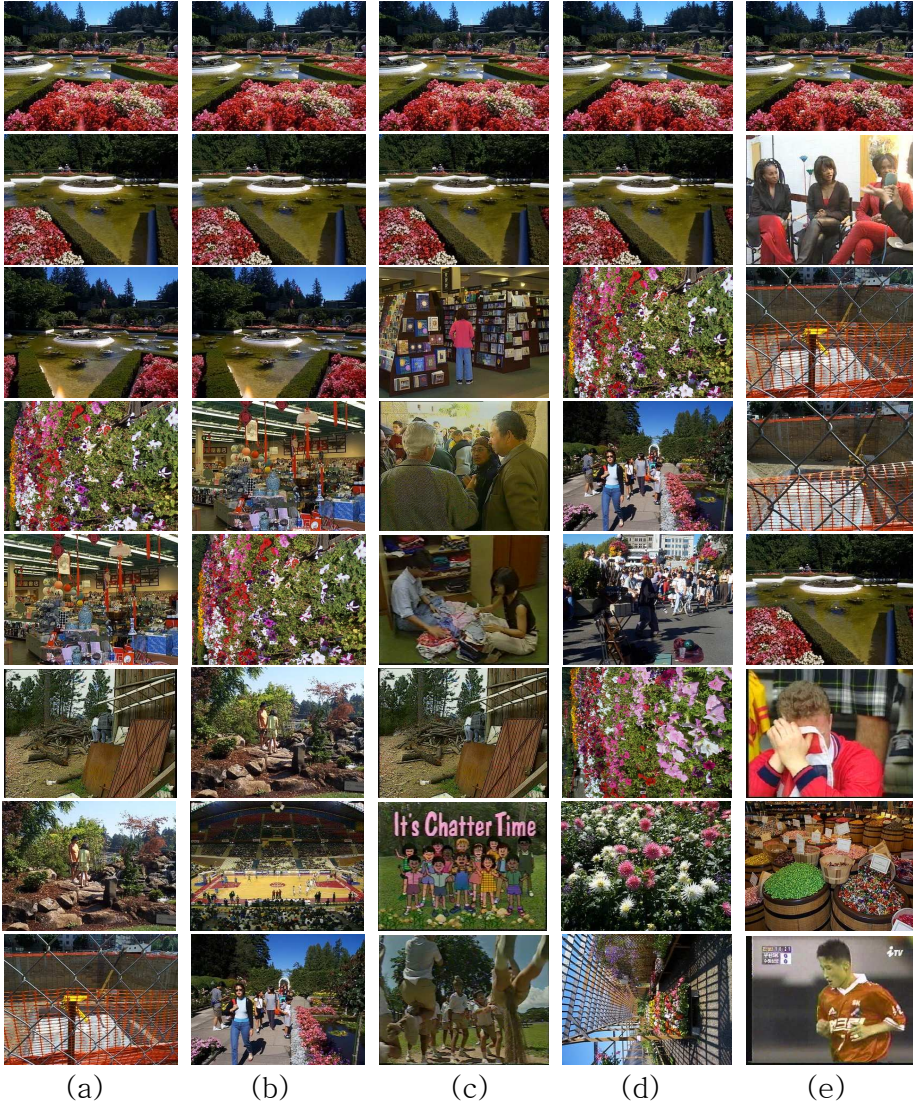
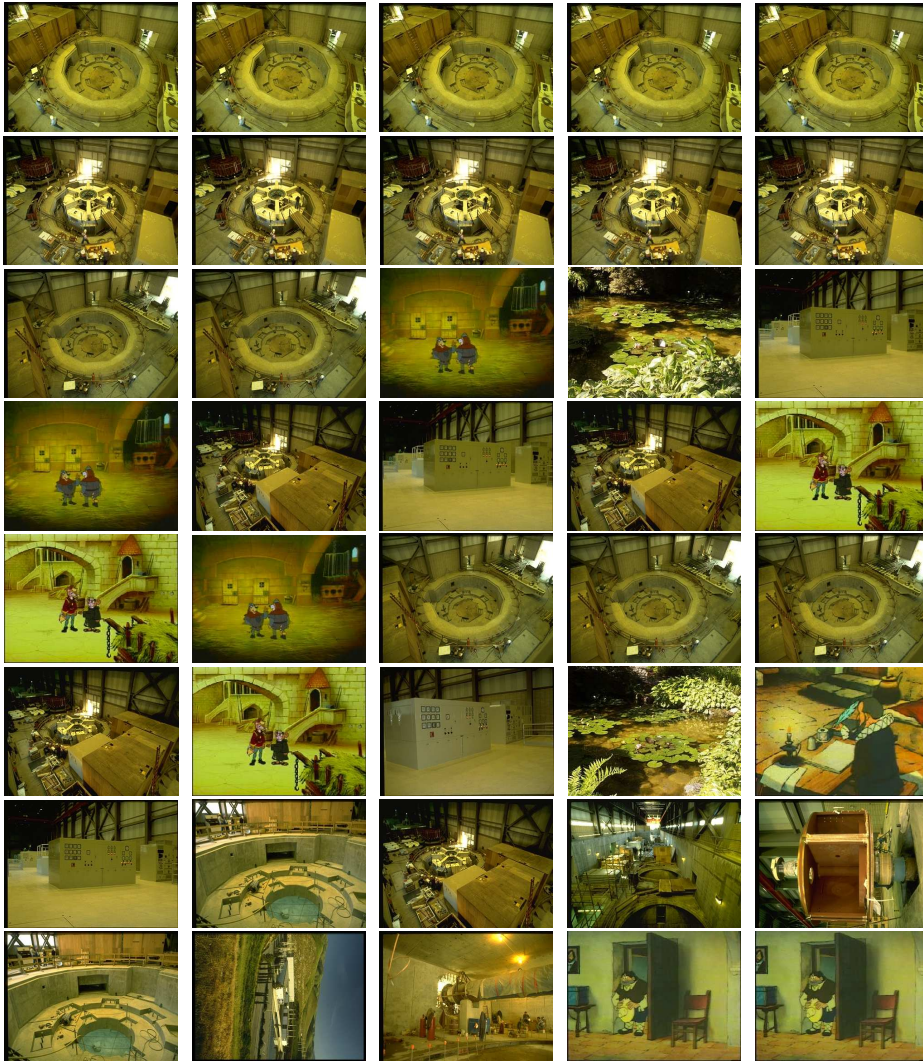


그림 5.10 질의영상 A에 대한 영상검색 결과 : (a) WCCH (b) WSCCH (c) CCH (d) CC (e) CSH

Fig. 5.10 Image retrieval results of a query image A : (a) WCCH (b) WSCCH (c) CCH (d) CC (e) CSH



질의영상 B



(a)

(b)

(c)

(d)

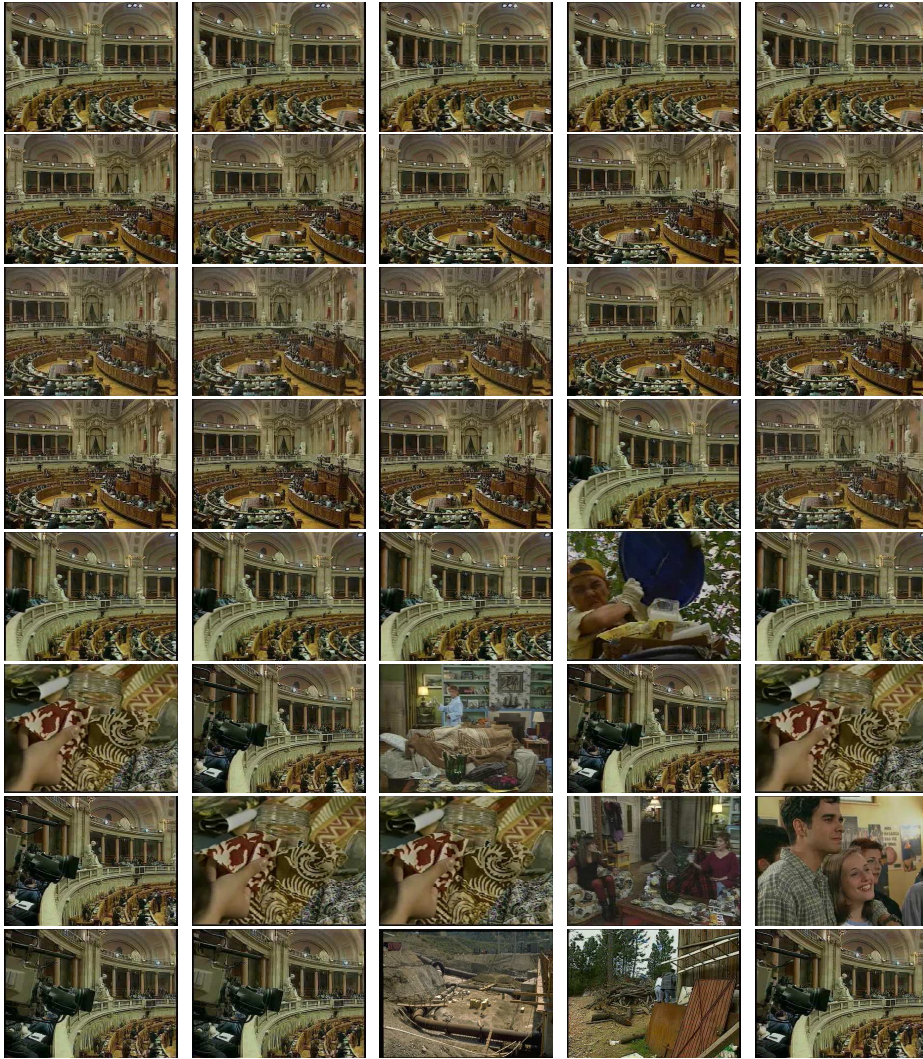
(e)

그림 5.11 질의영상 B에 대한 영상검색 결과: (a) WCCH (b) WSCCH (c) CCH (d) CC (e) CSH

Fig. 5.11 Image retrieval results of a query image B: (a) WCCH (b) WSCCH (c) CCH (d) CC (e) CSH



질의영상 C



(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

그림 5.12 질의영상 C에 대한 영상검색 결과: (a) WCCH (b) WSCCH (c) CCH (d) CC (e) CSH

Fig. 5.12 Image retrieval results of a query image C: (a) WCCH (b) WSCCH (c) CCH (d) CC (e) CSH



(a) 질의영상 D



Rank A:	2	1	11
Rank B:	1	2	40 이상

(b) 정합영상과 순위

그림 5.13 WCCH와 CCH를 이용한 영상검색 결과: 정합영상의 순위 ($\omega = 0.8$)

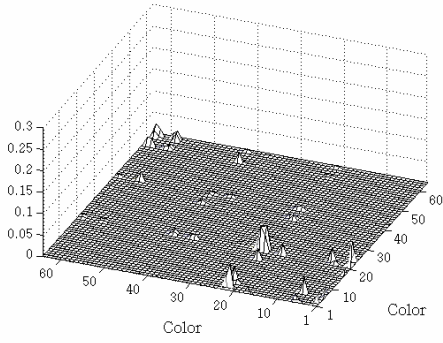
Fig. 5.13 Image retrieval result of WCCH and CCH: rank of the matched images ($\omega = 0.8$)

영상내의 물체크기 변화가 있는 질의영상과 정합영상의 검색결과 순서를 나타내보았다. 그림 5.13은 원형 구조물 영상에 대한 검색결과와 정합순위를 표시한 것이다. 여기서 Rank A는 WCCH를 이용하여 영상을 검색했을 때의 정합영상의 순위를 나타내고, Rank B는 CCH로 영상을 검색했을 때의 검색순위를 나타낸다. 그림 5.13(b)의 세 번째 영상은 CCH로 검색했을 경우, 순위가 40위 밖으로 밀려나 있고, 제안한

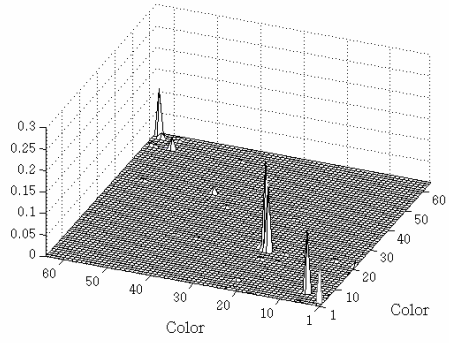
방법은 11위로 나타난다. 이 영상은 질의영상에 비해 구조물의 크기가 작고, 땅 영역이 커진 영상이다. 그래서 CCH로 질의영상과 비교할 경우, 대각성분의 변화량 때문에 다른 영상에 비해 덜 유사하다고 판단한 것이다. 하지만 제안한 방법은 크기변화가 생긴 땅과 구조물에 대한 영향을 덜 받기 때문에, 정합영상의 순위가 CCH를 이용한 결과보다 앞에 있다.

그림 5.13에서 얻어진 CCH와 가중치에 의해 변형된 CCH의 에너지 분포를 파악하면 제안한 방법의 검색성능이 CCH보다 우수한 이유를 설명할 수 있다. 그림 5.14는 그림 5.13 영상에서의 WCCH와 CCH의 에너지 분포를 나타낸 것이다. 그림 5.14(a)는 그림 5.13의 질의영상에서 얻어진 WCCH와 CCH이다. 5.14(b)는 그림 5.13의 순위 B가 1위 영상이고, 5.14(b) 2위 영상, 5.14(d)는 11위 영상이다. 이 영상에서 보는 바와 같이 11위 영상은 다른 영상에 비해 구조물의 일부분이 가려져 있고, 땅 영역이 다른 영상에 비해 매우 큰 형태를 지니고 있다.

이 영상에서 얻어진 CCH는 다른 영상의 CCH에 비해 어두운 부분에 많은 에너지가 집중되어 있고, 다른 영역에는 상대적으로 에너지가 덜 모여 있다. 그래서 검색 순위가 40위 밖으로 나타난 것이다. 그러나 그림 5.14(d) 에서의 제안 방법은 다른 영상에서 얻어진 기술정보와 유사한 형태를 지니고 있다. 이는 제안한 방법으로 영상을 검색했을 경우, CCH의 대각성분으로 에너지 쏠림현상이 덜하고, 대각성분과 비대각성분에 에너지를 적절히 분포시킴으로써 영상검색을 효과적으로 수행할 수 있음을 나타낸다.

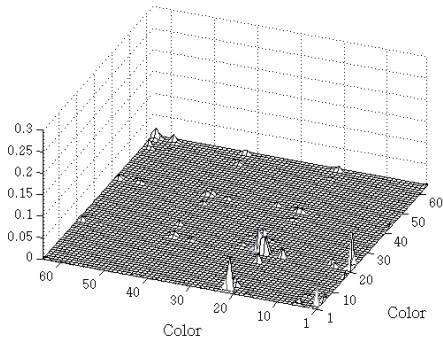


WCCH

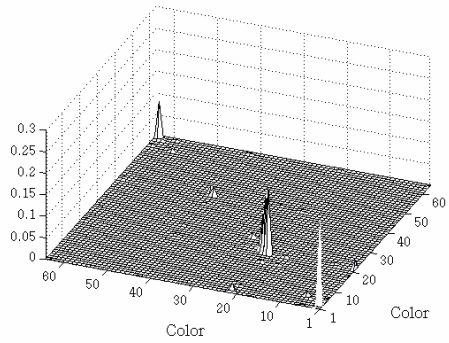


CCH

(a) 질의영상



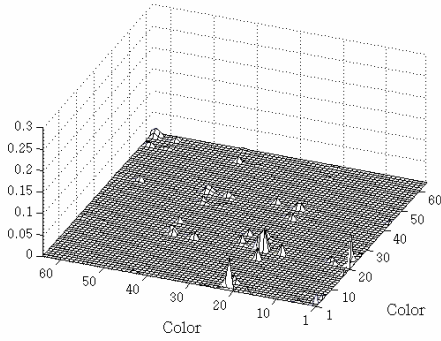
WCCH



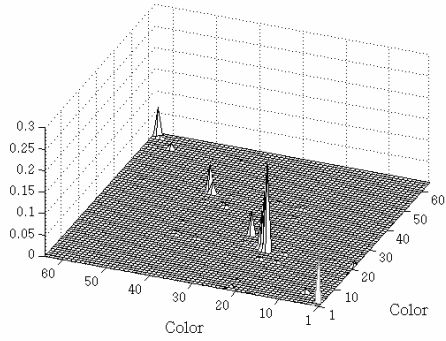
CCH

(b) Rank A의 1위 영상

그림 5.14 그림 5.13 영상에서 얻어진 WCCH와 CCH($\omega = 0.8$)
 Fig. 5.14 WCCH and CCH of images in Fig. 5.14 ($\omega = 0.8$)

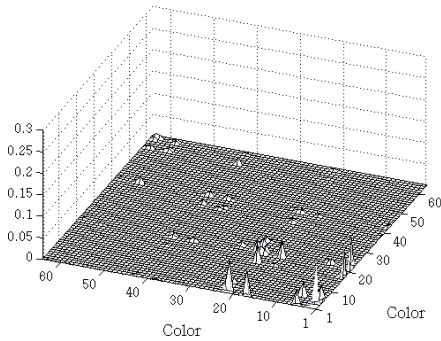


WCCH

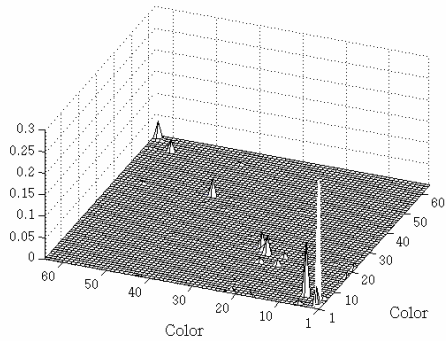


CCH

(c) 순위 A의 2위 영상



WCCH



CCH

(d) Rank A의 11위 영상

그림 5.14 그림 5.13 영상에서 얻어진 WCCH와 CCH($\omega=0.8$)(계속)
 Fig. 5.14 WCCH and CCH of images in Fig. 5.13 ($\omega=0.8$)
 (Continued)

제 6 장 결 론

본 논문에서는 CCH의 대각성분과 비대각성분에 가중치를 두고 빈 개수를 축소하여 영상을 검색하는 방법을 제안했다. 이 방법은 가중치를 주는 시점에 따라, CCH에 가중치를 주는 방법과 CCH 간의 유사도를 측정할 때 가중치를 주는 방법으로 나뉘어진다.

첫 번째 방법은 영상에서 CCH를 추출한 후, 대각성분과 비대각성분의 에너지를 전체 에너지로 정규화하고 두 성분에 가중치를 둔다. 그리고 의미 없는 값을 갖는 빈들을 제거하여 저장하고, 이를 이용해 영상을 검색한다. 두 번째 방법은 영상에서 얻어진 CCH에서 의미 없는 값을 갖는 빈들을 제거하여 저장한다. 그리고 질의영상에서 얻어진 CCH의 대각성분과 비대각성분 각각의 에너지 합으로 비교 영상에서 얻어진 CCH의 대각성분과 비대각성분을 보정하고 가중치를 주어 영상을 검색한다.

CCH의 대각성분과 비대각성분에 가중치를 주면 영상검색 성능이 향상된다는 사실을 파악하기 위해 다음의 사실을 분석하였다. 첫째, CCH의 대각성분과 비대각성분은 영상의 서로 다른 정보를 포함한다. 둘째, CCH의 대각성분은 같은 컬러를 가지는 영역의 크기정보를 기술하고, 비대각성분은 컬러영역의 뭉침정보를 기술한다. 셋째, 두 성분이 영상검색 성능에 미치는 영향이 다르다. 넷째, CCH의 대각성분보다 비대각성분이 영상의 특징 기술능력이 더 우수하다.

제안한 방법은 가중치로 CCH의 에너지를 변형함으로써, 대각성분에

에너지가 과도하게 분포하여 영상검색 성능에 나쁜 영향을 미치는 문제와, 영상기술에 효과적인 비대각영역을 유사도 측정에 효과적으로 사용할 수 없었던 문제를 해결하였다. 실험을 통해 제안한 방법이 CCH의 약 5% 이하의 빈수로 CCH나 CC, CSH보다 우수하게 영상을 검색할 수 있음을 알았다. 이는 단순히 저장해야 할 빈수가 적다는 의미뿐만 아니라, CCH 간 유사도를 측정할 때 적은 계산량으로 영상을 효과적으로 검색할 수 있음을 나타낸다.

실험의 고찰을 통해 컬러 양자화 레벨이 높아짐에 따라 CCH의 비대각성분에 가중치를 더 높게 주어야 영상검색 성능이 우수해진다는 사실을 확인하였다. 그리고 컬러 양자화 레벨과 빈 값의 유효성을 결정하는 τ 의 변화에 따른 평균 빈수의 관찰함으로써, CCH에는 작은 값을 갖는 빈의 개수가 많고, 그 빈들이 영상검색 성능에 크게 영향을 주지 않는다는 사실도 확인하였다.

본 논문에서 제안한 방법은 RGB 컬러 좌표계에서 다루어졌으며, 컬러 양자화 방법도 각 채널을 일정하게 나누는 방법을 사용하였다. 그러나 실제 영상 검색에서는 사람의 시각특성을 표현한 컬러 좌표계와 비정형 컬러 양자화 방법을 사용한다. 본 논문에서는 이 부분을 다루지 않고 있다. 따라서 다양한 컬러 좌표계와 컬러 양자화 방법에서도 제안한 방법의 특성이 어떻게 나타나는지 연구해 볼 필요가 있을 것이다.

제안한 방법은 가중치를 모든 영상에서 얻어진 CCH에 일률적으로 적용하였다. 이 방법은 가장 우수하게 영상을 검색할 수 있는 평균적인 가중치를 나타내는 것으로, 각 질의영상에 대한 최적의 가중치를

나타내지는 않는다. 따라서, 각 영상에서 얻어진 CCH에 가중치를 개별적으로 주는 방법을 강구한다면, 더욱 우수한 영상검색 성능을 얻을 수 있을 것이다.

또한 제안한 방법은 컬러영역의 크기변화에 강인하고 문턱정보를 효과적으로 기술할 수 있기 때문에, 이런 성질이 필요한 영상 분류(image classification)나 물체 위치 추정(object location), 비디오 검색 (video retrieval)의 컷 검출(cut detection) 등에 효과적으로 적용가능 할 것으로 예상된다.

참고 문헌

- [1]Sergey Brin and Lawrence Page, “The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine,” *Computer Networks and ISDN Systems*, Vol.30, No.1, pp.107-117, 1998.
- [2]Lan Huang, “A survey on web information retrieval technologies,” *Technical Report-120 of experimental computer systems laboratory, State University of New York*, <http://www.ecsl.cs.sunysb.edu/tr/rpe8.ps.Z>, 2000.
- [3]Petter Gottschalk, “Information systems executives: The changing role of new IS/IT leaders,” *The International Journal of an Emerging Discipline - Informing Science*, Vol.3, No.2, pp.31-39, 2000.
- [4]National Information Standards Organization, *Information Retrieval*, National Information Standards, 2003.
- [5]Sougata Mukherjea, Bhuvan Bamba, and Pankaj Kankar, “Information retrieval and knowledge discovery utilizing a biomedical patent semantic web,” *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, Vol.17, No.8, pp.1099-1110, 2005.
- [6]M. Chock, A. F. Cardenas, and A. Klinge, “Database structure and manipulation capabilities of a picture database management system (PICDMS),” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*

- Intelligence*, Vol.6, No.4, pp.484-492, 1985.
- [7]Carlo Meghini, Fausto Rabitti, and Costantino Thanos, “Conceptual modeling of multimedia documents,” *IEEE Computer*, Vol.24, No.10, pp.23-29, 1992.
- [8]Alberto Del Bimbo, *Visual Information Retrieval*, Morgan Kaufmann, 2001.
- [9](주) 에어스파이더, “상표검색방법 및 상표검색시스템,” 특허 공개번호 10-2002-0006339, 2002.
- [10] 황의선, 박상근, 전준철, “컬러 에지의 벡터적 결합을 이용한 e-카탈로그 영상검색,” 한국정보처리학회 논문지 B, Vol.9-B, No.05, pp. 579-586, 2002.
- [11]Chong-Wah Ngo, “Analysis of spatio-temporal slices for video content representation,” *The Ph.D. Thesis*, Hong Kong University of Science and Technology, 2000.
- [12]Apostol Natsev, Atul Chahda, Basuki Soetarman, Jeffrey Scott Vitter, “CAMEL: Concept annotated image libraries,” *Proceedings of SPIE, Storage and Retrieval for Media Databases*, Vol. 4315, pp.62-73, 2001.
- [13]John Eakins and Margaret Graham, “Content-based image retrieval,” *JISC Technology Applications Programme*, Report 39, 1999.
- [14]Colin C. Venters and Dr. Matthew Cooper, “A review of content-

- based image retrieval systems,” *JISC Technology Applications Programme*, 2001.
- [15] Remco C. Veltkamp and Mirela Tanase, “Content-based image retrieval systems: a survey,” *Technical Report UU-CS-2000-34*, Department of Computing Science, Utrecht University, 2000.
- [16] John R. Smith and Shih-Fu Chang, “Integrated spatial and feature image query,” *Multimedia Systems*, Vol.7, No.2, pp.129-140, 1999.
- [17] James Ze Wang, Gio Wiederhold, Oscar Firschein, and Sha Xin Wei, “Content-based image indexing and searching using Daubechies’ wavelets,” *International Journal on Digital Libraries*, Vol.1, pp.311-328, 1997.
- [18] A. Del Bimbo and E. Vicario, “Using weighted spatial relationships in retrieval by visual contents,” *Proceedings of the IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries*, p.35, 1998.
- [19] Chee Sung Won, Dong Kwon Park, and Soo-Jun Park, “Efficient use of MPEG-7 edge histogram descriptor,” *ETRI Journal*, Vol.24, No.1, pp.23-30, 2002.
- [20] 노영만, 김문철, 강호경, B.S. Manjunath, 김진웅, “Mpeg-7 homogeneous texture descriptor,” *ETRI Journal*, Vol.23, No.2 pp.41-51, 2001.
- [21] Sharad Mehrotra, Yong Rui, Kaushik Chakrabarti, Michael Ortega,

- and Thomas S. Huang, "Multimedia analysis and retrieval system (MARS) Project," *Proceedings of Digital Image Access and Retrieval: 1996 Clinic on Library Application of Data Processing*, pp.101-117, 1996.
- [22]Michael J. Swain and Dana H. Ballard, "Color indexing," *International Journal of Computer Vision*, Vol.7, No.1, pp.11-32, 1992.
- [23]Vassili Kovalev and Stephan Volmer, "Color co-occurrence descriptors for querying-by-example," *Proceedings of the 1998 Conference on Multimedia Modeling*, pp.32-38, 1998.
- [24]Seong-O Shim and Tae-Sun Choi, "Image indexing by modified color co-occurrence matrix," *Proceedings of International Conference on Image Processing*, Vol.2, pp.III-493-496, 2003.
- [25]David Crandall and Jiebo Luo, "Robust color object detection using spatial-color joint probability functions," *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.379-385, 2004.
- [26]Jing Huang, S.Ravi Kumar, Mandar Mitra, Wei-Jing Zhu, and Ramin Zabih, "Image indexing using color correlogram," *Proceedings of the 16th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.762-768, 1997.
- [27]Jing Huang, "Color-spatial image indexing and application," *The*

- Ph.D. Thesis*, Cornell University, 1998.
- [28]Jing Huang, S. Ravi Kumar, Mandar Mitra, Wei-Jing Zhu, and Ramin Zabih, “Spatial color indexing and applications,” *International Journal of Computer Vision*, Vol.35, No.3, pp.245–268, 1999.
- [29]Mika Rautiainen and Timo Ojala, “Color correlograms in image and video retrieval,” *Proceedings at STeP 2002, The 10th Artificial Intelligence Conference*, pp.203–212, 2002.
- [30]Thomas Sikora, “The MPEG-7 visual standard for content description—an overview,” *IEEE Transactions on Circuit and Systems for Video Technology*, Vol.11, No.6, 2001.
- [31]B.S. Manjunath, Jens-Rainer Ohm, Vinod V. Vasudevan, and Akio Yamada, “Color and texture descriptors,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.11, No.6, pp.703–715, 2001.
- [32]Dean S. Messing, Peter van Beek, and James H. Errico, “The MPEG-7 colour structure descriptors: image description using colour and local spatial information,” *Proceedings of International Conference on Image Processing*, Vol.1, pp.670–673, 2001.
- [33]Arnold W. M. Smeulders, Marcel Worring, Simone Santini, and Amarnath Gupta, “Content-based image retrieval at the end of the early years,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine*

- Intelligence*, Vol.22, No.12, pp.1349-1380, 2000.
- [34] Anil K. Jain and Aditya Vailaya, "Image retrieval using color and shape," *International Journal of Pattern Recognition*, Vol. 29, No.8, pp.1233-1244, 1996.
- [35] Yihong Gong, Chua Hock Chuan, and Gua Xiaoyi, "Image indexing and retrieval based on color histograms," *Multimedia Tools and Application*, Vol.3, No.3, pp.133-156, 1996.
- [36] Greg Pass, Ramin Zabih, and Justin Miller, "Comparing images using colour coherence vectors," *Proceedings of the ACM Conference on Multimedia*, pp.65-73, 1996.
- [37] Del Bimbo and P. Pala, "Retrieval by elastic matching of user sketches," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.2, pp.121-132, 1997.
- [38] Surajit Chaudhuri and Kyuseok Shim, "Optimization of Queries with User-defined predicates," *ACM Transactions on Database Systems*, Vol. 24, No. 2, pp. 177-228, 1999.
- [39] Stefan Muller, Stefan Eickeler, and Gerhard Rigoll, "Image database retrieval of rotated objects by user sketch," *Proceedings of IEEE Workshop on content-based access of image and video libraries*, pp.40-44, 1998.
- [40] Apostol Natsev, Rajeev Rastogi, and Kyuseok Shim, "WALRUS: A similarity retrieval algorithm for image databases," *Proceedings of*

- ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pp.395-406, 1999.
- [41] Yossi Rubner, "Perceptual metrics for image database navigation," *The Ph.D. Thesis*, Stanford University, 1999.
- [42] Jan Puzicha, Thomas Hofmann, and Joachim M. Buhmann, "Non-parametric similarity measures for unsupervised texture segmentation and image retrieval," *Proceedings on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.267-272, 1997.
- [43] Yossi Rubner, Carlo Tomasi, and Leonidas J. Guibas, "A metric for distributions with applications to image databases," *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.59-66, 1998.
- [44] Giorgio Giacinto and Fabio Roli, "Nearest-prototype relevance feedback for content based image retrieval," *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, Vo.2, pp.989-992, 2004.
- [45] Jing Peng, "Multi-class relevance feedback content-based image retrieval," *Proceedings of Computer Vision and Image Understanding*, Vol.90, pp.42-67, 2003.
- [46] Qasim Iqbal and J. K. Aggarwal, "Feature integration, multi-image queries and relevance feedback in image retrieval," *Proceedings of the 6th International Conference on Visual*

- Information Systems*, pp.467-474, 2003.
- [47] Renato O. Stehling, Mario A. Nascimento, and Alexandre X. Falcao, "On "Shapes" of colors for content-based image retrieval," *Proceedings of the International Workshop on Multimedia Information Retrieval - MIO'00*, pp.171-174, 2000.
- [48] Santhana Krishnamachari and Mohamed Abdel-Mottaleb, "Compact color descriptor for fast image and video segment retrieval," *Proceedings of IS&T/SPE Conference on Storage and Retrieval of Media Databases*, vol.3972, pp.581-589, 2000.
- [49] Robert Haralick, K. Shanmugam, and Its'hak Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3, Vol.6, pp.610-621, 1973.
- [50] Mark S. Nixon and Alberto S. Aguado, *Feature extraction and image processing*, pp.294-301, Newnes, 2002.
- [51] Liyuan Li, Weimin Huang, Irene Y.H. Gu, and Qi Tian, "Foreground object detection in changing background based on color co-occurrence statistics," *Proceedings of the 6th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp.269-274, 2002.
- [52] Thomas Stepleton and Tai Sing Lee, "Using co-occurrence and Segmentation to learn feature-based object models from video," *Proceedings of the 7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision / IEEE Workshop on Motion and Video Computing*,

- pp.129-134, 2005.
- [53] Vassili Kovalev and Maria Petrou, "Multidimensional co-occurrence matrices for object recognition and matching," *Graphical Models and Image Processing*, Vol.58, Issue 3, pp.187-197, 1996.
- [54] Kimmo Valkealahti and Erkki Oja, "Reduced multidimensional co-occurrence histograms in texture classification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 1, 1998.
- [55] Wei-Ying Ma and HongJiang Zhang, "Benchmarking of image features for content-based retrieval," *Conference Record of the 32nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Vol.1, pp.253-257, 1998.
- [56] Timo Ojala, Markus Aittola, and Esa Matinmikko, "Empirical evaluation of MPEG-7 XM color descriptors in content-based retrieval of semantic image categories," *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition*, Vol.2, pp.1021-1024, 2002.
- [57] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [58] 이호영, "Spatial color distribution descriptor for image retrieval and video segmentation," 경북대학교 박사학위 논문, 2001.

- [59]안명석, “복잡성에 의해 분할된 영상과 코렐로그램을 이용한 내용기반 영상검색,” 한국해양대학교 석사학위 논문, 2000.
- [60]안명석, 조석제, “분할된 영상에서의 컬러 코렐로그램을 이용한 내용기반 영상검색,” 한국정보과학회 논문지: 소프트웨어 및 응용, 제28권, 제9·10호, pp.507-512, 2001.
- [61]안명석, 조석제, “영역의 크기변화에 강인한 영상검색을 위한 컬러 크로스-코렐로그램,” 한국정보처리학회 논문지 B, 제9-B권, 제6호, pp.753-758, 2002.
- [62]안명석, 조석제, “변형된 컬러 코렐로그램을 이용한 영상검색,” 한국정보과학회 논문지: 소프트웨어 및 응용, 제29권, 제12호, pp.940-946, 2002.
- [63]ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11, Core experiments on MPEG-7 color and texture descriptors, Document N2819, MPEG Vancouver Meeting, 1999.
- [64]Patrick Ndjiki-Nya, Jan Restat, Thomas Meiers, Jens-Rainer Ohm, Anneliese Seyferth, and Ruediger Sniehotta, “Subjective evaluation of the MPEG-7 retrieval accuracy measure(ANMRR),” *ISO/WG11 MPEG Meeting*, Geneva, Switzerland, Doc. M6029, 2000.
- [65]ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11, 15938-3 *Multimedia Content Description Interface-Part 3: Visual, Final Committee Draft*, Document N4062, 2001.