[UCI]I804:24011-200000233234

*2006*年 *2*月

碩士學位論文

최대/최소 칼라 코렐로그램을 이용한 영상검색 시스템

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

情 報 通 信 工 學 科

姜 光 源

최대/최소 칼라 코렐로그램을 이용한 영상검색 시스템

Image Retrieval System using Max/Min Color Correlogram

2006年 2月 日

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

情 報 通 信 工 學 科

姜 光 源

최대/최소 칼라 코렐로그램을 이용한 영상검색 시스템

指 導 敎 授　朴　鍾　安

이 論文을 工學碩士學位申請 論文으로 提出함.

2005 年　*10* 月　　日

朝 鮮 大 學 校　大 學 院

情 報 通 信 工 學 科

姜　光　源

姜 光 源의 碩士學位 論文을 認准함

委員長　朝鮮大學校　敎授　韓　承　朝　　印

委　員　朝鮮大學校　敎授　申　暎　淑　　印

委　員　朝鮮大學校　敎授　朴　鍾　安　　印

2005 年　*12* 月　　日

朝鮮大學校　大學院

목 차

도 목 차 ····· iii
표 목 차 ····· v
ABSTRACT ····· vi

Ⅰ. 서 론 ····· 1
A. 국내외 연구 동향 ····· 2
B. 영상검색의 문제점 분석 ····· 4
C. 본 연구의 내용 및 구성 ····· 6
II. 내용기반 영상검색 시스템 ····· 8
A. 내용기반 영상검색 시스템의 개념 및 구성 ····· 8
1. 영상검색을 위한 내용기반 상호작용 ····· 9
2. 영상검색을 위한 내용표현 ····· 11
a. 칼라 정보 ····· 11
b. 모양 정보 ····· 12
c. 질감 정보 ····· 13
B. 칼라를 이용한 특성 표현 ····· 14
1. 칼라 모델 ····· 15
a. RGB 칼라 공간 ····· 15
b. HSV 칼라 공간 ····· 17
c. CMY/CMYK 칼라 공간 ····· 18
d. NTSC 칼라 공간 ····· 20

e. YCbCr 칼라 공간 ····· 21
f. XYZ 칼라 공간 ····· 21
g. YUV 칼라 공간 ····· 22
C. 칼라 영상검색 ····· 23
1. 칼라 히스토그램 영상검색 ····· 23
a. 칼라 히스토그램 ····· 23
b. 칼라 히스토그램 인터섹션 ····· 26
2. 칼라 코렐로그램 영상검색 ····· 28
a. 칼라 코렐로그램 ····· 28
Ⅲ. 제안한 영상검색 시스템 설계 ····· 31
A. 제안한 영상검색 알고리즘 ····· 32
B. 유사도 및 성능측정 ····· 37
Ⅳ. 시뮬레이션 ····· 41
Ⅴ. 분석 및 고찰 ····· 54
A. 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘 비교 ····· 54
Ⅵ. 결론 ····· 66
참고문헌 ····· 67

도 목 차

그림 2.1 내용기반 영상검색 시스템 구성도 ····· 8
그림 2.2 RGB 칼라 공간 ····· 16
그림 2.3 HSV 칼라 공간 ····· 17
그림 2.4 CMY 칼라 공간 ····· 19
그림 2.5 XYZ 칼라 공간 ····· 22
그림 2.6 칼라 빈도수로 구성된 칼라 히스토그램 ····· 26
그림 2.7 칼라 오토 코렐로그램 획득 방법 ····· 30
그림 2.8 칼라 크로스 코렐로그램 획득 방법 ····· 30
그림 3.1 제안한 알고리즘 ····· 31
그림 3.2 칼라 영상의 최대/최소 분할 ····· 34
그림 3.3 R,G,B 최대값 집합 ····· 34
그림 3.4 R,G,B 최소값 집합 ····· 35
그림 3.5 R,G,B 최대/최소값 집합 ····· 35
그림 3.6 칼라의 최대/최소의 특징자를 그룹화한 영상 ····· 36
그림 3.7 칼라의 최대/최소의 특징값 추출 예 ····· 37
그림 3.8 Recall의 구성 방법 ····· 39
그림 4.1 실험 영상 ····· 42
그림 4.2 질의 영상 6.jpg ····· 43
그림 4.3 질의 영상의 특징값 추출 ····· 43
그림 4.4 특징값을 이용한 유사성 측정 데이터베이스 영상 순위 ····· 44
그림 4.5 특징값을 이용한 유사성 측정 영상검색 순위 ····· 45

그림 4.6 유사도값에 의한 영상 검색 ····· 46
그림 4.7 질의 영상 ····· 47
그림 4.8 (a),(b),(c),(d) 유사영상 ····· 49
그림 4.9 (a),(b),(c),(d) 칼라 히스토그램 결과 영상 ····· 51
그림 4.10 (a),(b),(c),(d) 칼라 코렐로그램 결과 영상 ····· 52
그림 4.11 (a),(b),(c),(d) 최대/최소 칼라 코렐로그램 결과 영상 ····· 53
그림 5.1 질의 영상 ····· 54
그림 5.2 질의 영상(그림 5.1)을 갖는 칼라 히스토그램 검색 결과 ····· 57
그림 5.3 질의 영상(그림 5.1)을 갖는 칼라 코렐로그램 검색 결과 ····· 60
그림 5.4 질의 영상(그림 5.1)을 갖는 최대/최소 칼라 코렐로그램 검색 결과 ····· 63

표 목 차

표 3.1 Recall 구성의 기호 ····· 40
표 4.1 특징값을 이용한 유사성값 측정 데이터베이스 영상순위 ····· 44
표 4.2 특징값을 이용한 유사성값 측정 영상검색 순위 ····· 45
표 4.3 유사성값 측정 검색 영상의 오차율 ····· 46
표 5.1 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 성능 분석 ····· 64
표 5.2 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 비교 결과 ····· 65

ABSTRACT

Image Retrieval System using Max/Min Color Correlogram

Kang, GwangWon
Advisor : Prof. Park, JongAn, Ph.D.
Department of Information & Communications,
Graduate School of Chosun University

Color is widely used to represent an image for realizing content-based image retrieval (CBIR). Color histogram and color correlogram are the most popular techniques in the literature for color feature detection in CBIR. The color composition of an image, which is usually represented as a histogram of intensity values, is a global property which does not require knowledge of the component objects of an image. The color correlogram was proposed to characterize not only the color distribution of pixels, but also the spatial correlation of pairs of colors. Color correlogram requires a lot of storage and a large number of computations depending on the number of quantized colors used.

In this paper, we tried to reduce the number of quantized colors for color correlogram. The color of a pixel is presented as RGB. The image is divided into small sub-images. The dominant color components r/g/b of the sub-images are determined. The color correlogram matrix is defined based on the maximum/minimum of color component of a sub-image for different spatial distances. The proposed algorithm has shown good

performance as compared to the previous methods with reduced number of featuers.

Ⅰ. 서 론

최근 디지털 정보화 사회에서 변화하는 가장 큰 현상 중의 하나는 방대해진 양의 디지털 정보들이 끊임없이 증가하는 현상이다. 그 정보의 양은 커지고 칼라, 질감, 형태 또한 다양화되어 과거의 문서 위주의 정보들로부터 영상, 비디오, 오디오, 음성 등으로 바뀌어 생성되고 있다. 이렇게 커진 데이터를 저장하는 방법과 사용자가 원하는 정보를 쉽고 정확하게 얻을 수 있는 방법이 연구되고 있다.[1-4] 또한, 디지털 형태로 변환되고 저장이 되는 영상 자료들에 대한 표현이나 검색 방식은 과거의 방법과는 다르다. 텍스트에 기반 하여 영상을 표현하고 검색하던 과거의 영상 검색 방식은 텍스트 기반의 문제점으로 텍스트 주석이 각 영상에 추가되고 텍스트를 검색 질의어로 사용하기 때문에 사용자는 찾고자 하는 영상의 키워드 범위를 알고 있어야 한다. 그리고 나라마다 언어와 환경에서 나오는 문화적인 특성에 의해 키워드의 의미 및 용어가 다르게 됨으로써 텍스트 기반의 한계를 인식하고 있다. 그리하여, 현재 영상 데이터의 표현과 검색을 위한 주된 접근 방식중의 하나는 영상에 대한 칼라,[4] 질감,[5] 형태[6] 등의 특징에 의해 검색하는 방식이다.

칼라 특징과 공간 정보를 이용한 영상검색은 모든 영상을 칼라의 특징과 공간 정보를 이용해 데이터베이스로 구현하고 정확성을 측정하여 동일 영상과 유사 영상들을 검색하는 데에 있다. 내용기반영상검색(CBIR)[7]과 함께 시각적인 정보인 칼라가 많이 연구되고 있으며, 여러 가지 광범위한 응용에서 중요한 역할로 활용되고 있다.

많은 데이터베이스로부터 영상을 검색하기 위해서 영상의 전체적인 특징들을 인식하여 검색을 하면 시간적인 문제에 부딪혀서 어렵기 때문에 영상의 칼라와 공간의 특징들을 추출하여 사용하였다. 칼라는 물체의 표면을 반영할 뿐 아니라 그 표면의 방향, 카메라의 기하학 관점과 조명의 변화에 영향을 받는다. 하

지만 칼라 분포, 공간의 거리와 각에 의한 상호 관계가 고려되며 그 환경의 요소의 변화로, 픽셀은 거의 같은 비율로 서로 관련 있는 칼라를 변화시킨다. 만약 한 픽셀이 최대값을 가지고 있다면, 영상 안에 칼라 구성 요소는 환경의 변화 후에도 픽셀은 그 가치의 변화만으로 반드시 다시 최대값인 칼라 구성 요소를 가지게 된다. 이 같은 부분은 새로운 알고리즘에 적용되어 제안된다.[8-19]

본 연구에서는 영상검색을 위해 칼라와 영상의 공간을 이용하기 때문에 단지 칼라만을 사용할 때 보다 정확한 검색이 가능하도록 영상의 공간 및 칼라의 특징을 이용한 영상검색 알고리즘을 제안하고 기존의 칼라의 특징을 이용한 검색 방법과 비교한다. 이것은 데이터베이스 영상과 질의 영상 사이의 칼라의 특징을 이용한 영상의 공간의 정보로 측정하여 동일한 영상임을 판별하기 위해 사용되며 다양한 칼라 영상에 대해 보다 정확한 영상 검색이 가능함을 목적으로 하고 있다.

A. 국내외 연구 동향

국내에서는 칼라와 공간정보를 이용한 연구가 많이 이루어지고 있다. 이는 영상검색에서 정보 서비스의 중요한 부분으로 검색 시스템은 물론이거니와 의학, 지리 정보, 광고, 예술, 패션, 멀티미디어에 관련된 모든 것에 응용이 되고 있다. 칼라의 특징과 공간 정보를 이용한 영상검색은 추출된 최적의 특징값과 유사 영상 중에 유사성이 최대가 되는 특징값을 정합을 시킨다. 최근까지도 칼라 히스토그램,[20][21] 칼라 코렐로그램,[22-26] CCV[27][28]등이 내용기반영상검색으로 연구가 활발히 진행되고 있다.

국외에서도 영상 검색에 관한 연구 활동은 과거나 현재에도 이루어지고 있다. Swain과 Ballard[4]가 제안한 칼라히스토그램 방법은 각각의 객체에 대해 인덱스를 생성한 후 데이터베이스 내의 객체와 입력된 객체와의 히스토그램을 비교하여 공유되는 최소값을 구하는 방식이다. 이 방법은 모델 기반의 검색 방

식이므로 영상에 제한을 가하지 않는 내용기반 시스템에서 적용하는데 있어서 문제점을 안고 있다.

Nagasaka와 Tanaka가 제안한 칼라 쌍의 경우 영상내의 경계선 사이에서 변화되는 칼라성분의 차로 히스토그램을 형성하는 방식을 사용하였다. 이들 연구에서는 기존의 히스토그램 방식이 전역적인 특징을 갖는다는 단점을 보완하는데는 효율적이나 정합된 화상에 일괄적인 비중을 주는 오류를 범하고 있다.[29]

Grosky 및 Mehrotra 등은 영상 데이터에서 검색 대상의 객체 윤곽선을 벡터화 하여 영상 데이터의 특징 값으로 사용하였다. 이 방법으로 얻은 벡터화된 영상 데이터의 특징 값은 거리, 방향, 인접 요소와 이루고 있는 각도 등을 평가하여 데이터간의 유사성을 비교한다. 이 접근 방법의 장점으로는 여러 객체들이 있을 경우 각각을 따로 식별할 수 있다는 장점이 있고 특정한 응용 대상에서만 사용할 수 있는 단점이 있다.[30][31]

Hiurata등은 사용자가 그린 대략적인 스케치 또는 칼라나 복사본 영상(monochromephoto)으로 영상 데이터를 검색 할 수 있는 방법을 보였다. 이들 연구에서는 작은 크기로 축소한 아이콘으로 특징 값을 나타냈다. 검색 시스템의 저장 공간에 저장된 각 영상 정보는 모양과 칼라, 텍스쳐에 대한 아이콘 영상을 가지고 있으며 이를 기반으로 검색작업을 수행한다. 이들의 방법은 다양한 형태의 영상정보를 다룰 수 있다는 장점을 가지고 있으나, 영상을 검색하기 우해서 모든 영상자료를 픽셀단위로 순차적으로 비교해야 하는 단점을 가지고 있다.[32]

Jacobs 등은 특성벡터의 추출과정에서 처음으로 웨이블릿 변환을 사용하였다. 그들의 연구에서는 색상영상에 대하여 직접적으로 웨이블릿 변환을 적용하여 얻은 계수들을 영상의 RGB 각 채널마다 따라 특성벡터를 구성하였다. 이는 특성벡터의 차원이 너무 크므로 처리시간이 많이 걸려 기존의 색인기술을 이용하는데 많은 어려움이 있다.[33]

Milanese는 영상을 직각 좌표계에서 로그-극 좌표계로 변환한 후 이를 퓨리

에 변환 방법으로, 변환한 좌표계가 회전 이동 크기의 변화에 강한 성질을 이용하였다. 그러나 이 방법은 회전 등의 변화를 계산하기 위해 많은 시간이 필요하여 대용량의 영상시스템에는 적용하기가 곤란하다는 단점이 있다.[34]

IBM사의 QBIC 프로젝트에서는 텍스트와 더불어 스케치, 사용자가 구성한 질의 영상, 칼라 레이아웃이나 구조적 묘자, 실험 영상 아이콘이나 그래픽 정보를 기반으로 한 대규모 데이터베이스 질의가 가능한 검색방법을 개발하였다. 이러한 연구들은 대부분 특정한 응용에만 적합한 상태이다.[1][35]

Cabot VisualSEEK에서는 주석정보와 영상의 특성벡터를 함께 고려한 시스템으로 특성벡터로는 색상과 히스토그램을 이용하였다. 영상의 종류 키워드, 키워드와 더불어 스케치, 텍스쳐, 모양을 사용한 방대한 데이터베이스 상에서 검색할 수 있도록 연구되었다.[36]

이외에도 국외에서의 영상검색 하는 방법의 연구는 진행되어져왔고 최근까지도 계속하여 새로운 알고리즘을 개발 중에 있다.

B. 영상검색의 문제점 분석

현대 사회가 멀티미디어 정보화 사회로 변화하는 가장 큰 현상 중의 하나는 방대해진 양의 정보들이 계속해서 증가하는 현상이다. 이에 따라 단순한 텍스트 정보만이 아닌 영상, 비디오, 오디오, 음성, 데이터 등과 같은 멀티미디어 정보들이 넘쳐나고 있다. 영상에서 칼라는 과거의 칼라와는 비교가 되지 않을 정도로 많아졌다. 칼라의 종류가 많아졌을 뿐 아니라 환경이 변화하면서 그 요소들도 변화해 갔다. 이에 관련하여 변화하는 칼라 안에서 인터넷 및 데이터베이스 안에 존재하는 정보를 찾는 어려움을 극복하고자 많은 검색 엔진들이 끊임없이 개발되고 있으며 다양한 기법을 이용하여 정보를 원하는 사용자에게 많은 도움이 되고 있다.

본 논문의 영상 검색 방법 및 비교 영상 검색 방법으로 세 가지로 나누어지

는데, 첫째, 영상에서 칼라 히스토그램을 이용하는 방법, 둘째, 영상에서 칼라 코렐로그램을 이용하는 방법, 셋째, 칼라의 특징 및 공간 정보를 이용한 최대/최소 칼라 코렐로그램을 이용하는 방법으로 나뉜다.

칼라의 특징은 영상 검색을 위해 가장 널리 사용되는 시각요소이다. 칼라의 3차원 값은 영상의 1차원 값인 그레이 값보다 잠재적으로 더 높은 특징값을 만들어 준다. 적절한 칼라 기술을 선택하기 전에, 칼라 공간은 결정되어야 한다. 이들 칼라 특징자의 RGB 칼라 공간은 영상 출력을 위한 칼라 공간으로 널리 사용된다.

칼라 히스토그램의 칼라 패턴이 데이터를 추출하는데 유일한 비교 방법이라면 칼라 영상 검색시스템의 효과적인 방법이다. 칼라 히스토그램은 관점 축과 크기, 폐색과 보는 각도의 완만한 변화와 회전에 강인하다. 영상의 어떤 픽셀들이라도 칼라의 공간에서 구성 요소들에 의해 기술하게 될 수 있는데, 양자화된 bin을 위한 픽셀수의 분포는 각 구성 요소들을 위해 정의된다. 다량의 bin들을 가지는 히스토그램은 그 계산적인 비용을 증가시킬 뿐만 아니라, 영상의 데이터베이스를 위한 효율적인 추출에 부적절하다. 게다가, 칼라 히스토그램은 픽셀의 공간 정보를 고려하지 않는다. 그래서 매우 다양한 영상들이 비슷한 칼라 분배를 가지고 있을 수 있다. 이 같은 히스토그램의 문제는 거대한 규모의 데이터베이스에서 더욱 심해진다.

칼라 코렐로그램은 픽셀의 칼라 분포 뿐 아니라 칼라들 쌍의 공간의 상관관계까지도 포함할 것을 제안했다. 공간의 상관관계에서 첫 번째와 두 번째는 픽셀의 쌍인 칼라이고 세 번째는 특별한 공간 거리이다. 만일, 우리가 칼라 한 쌍의 모든 결합을 고려하면, 칼라 코렐로그램의 크기는 매우 클 것이다. 그리고 칼라 코렐로그램에서 방향과 거리를 이용하는데 큰 거리는 결과적으로 많은 계산과 커다란 기억장치요구를 가져오기 때문에 작은 거리에서 최적의 성능을 보여야 한다. 또한 칼라 코렐로그램은 부분 영상의 크기에 민감한 반응을 보인다. 단지 주위에 같은 칼라가 나올 확률 분포이기 때문에 양자화된 영상 크기는 같

지만 우리가 찾고자 하는 부분 영상의 크기가 같지 않다면 확률 분포도로 나타내기 때문에 약간의 다른 영상으로 인식하는 문제점이 있다.

C. 본 연구의 내용 및 구성

영상에서 칼라를 이용한 영상 검색 방법은 많이 연구되고 있으며 멀티미디어 사회의 도래로 인한 커지는 정보의 정확한 정보검색을 위해 필수적이라 할 수 있다. 이러한 영상검색이 우리 사회의 전반적인 필수 요소로 대두되면서 각 분야 들에서는 더 정확하고 좋은 기술을 사용하려고 노력하고 있다. 시대가 변하면서 더 복잡하고 무수히 많은 칼라들이 생성되면서 칼라에 대한 영상 검색이 여러 가지 방법으로 꾸준히 연구되고 있다. 논문에서 사용된 칼라 영상 검색 방법은 칼라 히스토그램, 칼라 코렐로그램, 칼라의 특징으로써 칼라의 최대/최소를 이용한 코렐로그램이 있는데 논문에서는 세 번째 방법을 제안하고 나머지 두 가지 방법은 비교 영상 검색 시스템으로 분류한다.

본 논문에서 사용하는 칼라의 특징과 공간 정보를 이용한 검색 방법은 상관관계, 공간 거리, 다른 환경 변화를 고려한다. 환경 요인의 변화와 더불어, 영상에서 픽셀은 서로에 관해서 거의 같은 비율로 칼라를 변화 시켰다. 만일, 하나의 영상에서 조명 변화 후의 칼라 구성요소인 하나의 픽셀이 최대값을 가지면, 그 픽셀은 그 값의 변화와 함께 다시 최대 칼라 구성 부분을 가지게 된다. 따라서 본 알고리즘에서는 픽셀 레벨에서 칼라 특징을 얻는 대신에 칼라의 특징자로 구성된 부 영상에서 칼라 특징을 얻는다. 부 영상을 나타내는데 이용될 수 있는 칼라를 결정하고, 부 영상의 각각의 픽셀들은 R,G,B 구성요소를 사용한다. 픽셀의 칼라로 세 개의 구성요소로 표현되며, 부 영상 안에서의 모든 픽셀의 칼라 구성 요소의 최대/최소값이 결정된다. 부 영상의 R,G,B에 의한 영상합의 최대 칼라의 집합과 최소 칼라의 집합으로부터 각각 세 개의 값 중의 1개를 가지게 된다. 부 영상의 최대값이나 주된 칼라는 부 영상의 구성요소 R,G,B

에서 최대값을 가지는 칼라 구성 요소로 정의된다. 부 영상의 최소값도 같은 방법으로 정의된다. 칼라 코렐로그램은 다른 부 영상의 공간 거리에 대한 부 영상의 칼라 구성요소의 최대/최소에 기반 하여 재정의 된다. 이러한 방법으로 칼라의 최대/최소값을 가지면서 공간적인 상관관계를 이용하였다.

본 논문에서 제안한 칼라의 특징과 공간 정보를 이용한 최대/최소 칼라 코렐로그램의 영상 검색 방법이 칼라 히스토그램과 칼라 코렐로그램 보다 우수하다는 것을 입증하기 위해 MATLAB 7.1을 사용하여 시뮬레이션을 수행하였다.

제안한 방법은 실험에 사용된 모든 영상에 대하여 기존의 방법보다 더욱 정확하게 영상 검색이 이루어짐을 확인할 수 있었다. 이를 위하여 제 Ⅱ장에서는 내용기반 영상검색 시스템을 설명하고, 제 Ⅲ장에서는 제안한 영상검색 시스템을 기술한다. 제 Ⅳ장에서는 시뮬레이션을 통하여 칼라 영상검색 성능을 입증하며, 제Ⅴ장에서 시뮬레이션 결과에 대한 분석 및 고찰을 한 후 Ⅵ장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 내용기반 영상검색 시스템

A. 내용기반 영상검색 시스템의 개념 및 구성

내용기반 영상검색(CBIR: Content-Based Image Retrieval) 시스템은 영상 자체의 시각 정보를 이용하여 영상 데이터베이스를 색인하고, 예제 질의를 통하여 사용자가 찾고자하는 영상과 유사한 것들을 검색하는 기능을 제공한다. 저마다의 영상 검색 시스템은 그에 사용되어지는 특징 종류와 표현 방법이 다르고, 특징들 간의 유사성을 측정하는 방법 또한 다르다. 내용기반 영상 검색 시스템의 성능은 영상을 대표할 특징의 선택 그리고 추출 방법, 유사성 측정 방법 등으로 결정된다. 일반적인 내용기반 영상검색 시스템은 그림 2.1과 같이 구성된다.

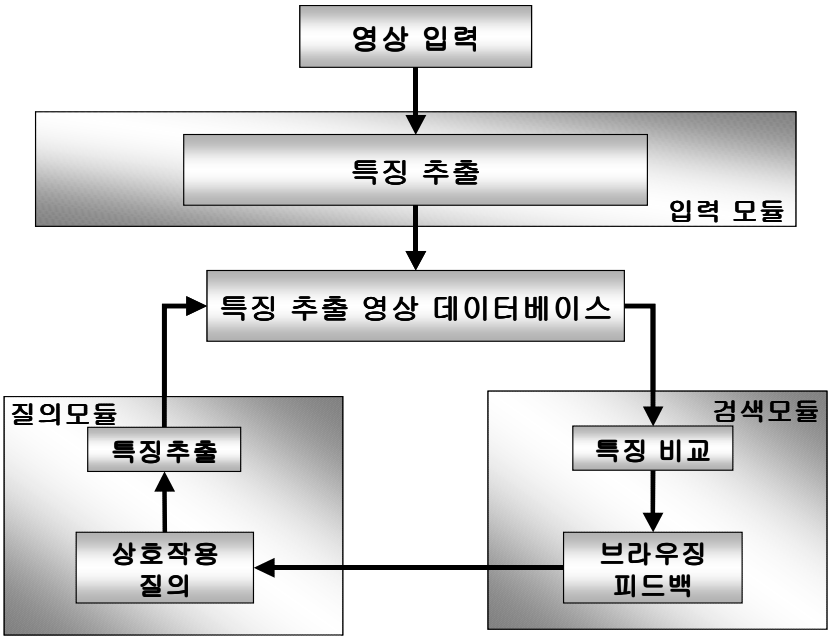


그림 2.1. 내용기반 영상검색 시스템 구성도

내용기반 영상검색 시스템은 사용자에게 질의를 입력받는 질의 입력부와 영상을 분석하여 특징을 추출하는 특징 추출부, 특징간의 유사도를 계산하는 유사성 측정부 그리고 검색된 결과를 사용자에게 보여주는 결과 출력부로 구성된다.

질의 입력부는 사용자와 효율적인 상호작용을 할 수 있도록 시스템에서 제공하는 사용자 인터페이스 부분으로 사용자가 쉽게 질의할 수 있도록 영상에 의한 질의 등과 같은 시각적 예제를 통한 질의 형태를 사용한다.

특징 추출부는 검색 시스템에서 사용하는 특징을 추출하는 기능을 수행한다. 시스템에 사용되는 영상 특징은 칼라, 질감, 모양 등으로 다양하며 특징의 종류와 표현 형태에 따라 영상에서 특징을 추출하는 알고리즘은 달라진다. 유사성 측정부는 사용자가 입력한 질의에서 추출된 특징과 데이터베이스 내의 저장된 특징간의 유사도를 계산하여 유사 여부를 결정한다. 일반적으로 특징들은 벡터 공간에서 표현되고, 특징 벡터들 간의 유사성은 벡터 거리 계산 척도에 의해 결정된다.

마지막으로 결과 출력부는 검색된 결과를 사용자가 잘 확인할 수 있도록 시각화하여 보여준다.

1. 영상검색을 위한 내용기반 상호작용

내용기반 영상 검색 시스템은 효율적인 검색을 위하여 내용에 의한 질의를 통한 사용자와의 효과적인 상호작용을 제공한다. 내용에 의한 질의는 특정한 내용을 포함하는 영상들을 검색하기 위하여 사용되어진다. 질의는 질의 형태에 따라 일치형 질의와 범위형 질의, K-최근접 이웃 질의로 구분된다.

일치형 질의는 질의와 동일한 것 또는 복사본들을 찾기 위한 목적으로 사용되어진다. 여기서 복사본이란 원 영상에 일반적인 왜곡이 가해진 영상이거나 프린트 또는 스캐너에 의해 발생되는 잡음 등을 포함한 영상을 의미한다.

범위형 질의는 특징에 대한 범위를 제공함으로서 이루어진다. 예를 들어 “초록색(green)과 파란색(blue) 사이의 칼라를 가지는 모든 영상을 찾아라.”와 같이 특징 공간에서 질의의 범위에 포함되는 영상들은 질의와유사하다고 간주되어진다.

K-최근접 이웃 질의는 검색 결과 항목을 K개만을 원할 때 사용한다. 예를 들어 “예제와 가장 유사한 10개의 영상을 찾아라.”와 같이 질의가 주어지면 시스템은 질의와의 유사성에 따라 항목들을 정렬하고 상위 10개의 항목만을 검색 결과로 제공한다. 이러한 질의 형태들에 대하여, 시각 예제에 의한 질의가 가장 적절한 형태이다.

시각 예제에 의한 질의는 시각 내용의 저수준 특징의 지각적 관점을 표현하는데 아주 적절한 패러다임 이다. 이 패러다임은 사용자가 프로토타입 영상을 참조 예제로 제공하도록 요구한다. 시각 예제에 의한 질의의 종류에는 아이콘닉 질의와 페인팅에 의한 질의, 스케치에 의한 질의, 영상에 의한 질의 등이 있다. 아이콘닉 질의는 고수준 개념기반 검색에 적절하다. 아이콘은 객체/개체의 속성을 표현한다. 아이콘닉 질의는 미리 정의된 아이콘 집합과 불리언 연결어를 통한 시각 언어에 따르는 시각 문장을 생성하여 사용한다. 이 방법은 영상에서 객체들의 공간적 관계를 표현하기에 매우 유용하다. 페인팅에 의한 질의는 칼라기반 검색에서 유용하게 사용되며 사용자가 영상에서 두드러진 칼라나 칼라 영역과 공간적 배열을 재현하여 페인팅 함으로써 이루어진다. 이러한 방법은 사용자에게 색상에 대한 충분한 지식을 요구하며, 또한 질의가 사용자의 페인팅 능력에 의존한다. 스케치에 의한 질의는 예제와 유사한 형태를 가지는 객체를 포함하는 영상을 검색할 때 일반적으로 사용되어진다. 이 방법 또한 페인팅에 의한 질의와 마찬가지로 사용자의 스케치 능력에 의존하는 경향이 있다. 이러한 문제는 객체의 윤곽을 미리 제공하는 방법과 원본 객체를 아래에 두고 객체의 윤곽을 쫓아가면서 복잡한 객체의 실루엣을 스케치하는 방법에 의하여 어느 정도 해결될 수 있다. 영상에 의한 질의는 전역 칼라, 질감 또는 구

조 속성을 기반 한 질의나 검색하고자 하는 영상을 재현하기가 쉽지 않을 때 사용한다.

2. 영상 검색을 위한 내용 표현

a. 칼라 정보

칼라는 영상에서 객체를 식별하게 하는 중요한 시각 요소이며, 영상 검색에 가장
널리 사용되어지는 시각 특징 중의 하나이다. 칼라 정보는 객체의 크기 변화나 관측시점, 조명 변화 등에 영향을 덜 받는다는 장점이 있다. 칼라를 표현하는 데에는RGB, YCbCr, HSV 등과 같은 칼라 모델을 사용한다. 영상 검색에서 칼라 특징을 표현하기 위해 가장 일반적인 방법으로는 칼라 히스토그램이 있다. 칼라 히스토그램은 3개 칼라 채널의 세기에 대한 공동 확률(joint probability)로 나타낸다. 즉, 영상 내의 칼라 분포를 나타내는 것이다. 칼라 히스토그램은 영상 내 객체의 각 구성 요소에 대한 자세한 지식보다는 영상의 대략적인 성질을 나타내는데 더 적당하다. 또한 히스토그램 방법은 알고리즘이 간단한 반면, 물체의 회전이나 크기 변화 등에 비교적 강한 편이다. 그러나 서로 연관된 화소들 사이의 위치 정보가 부족하기 때문에 대략적인 객체의 구분 정보만을 가진다. 즉, 영상의 2차원적인 공간 정보가 상실된다는 단점이 있다.

칼라 정보를 이용한 대표적인 연구로는 Swain과 Ballard의 칼라 히스토그램 인터섹션(Histogram Intersection)기법이 있다. 그리고 Nagasaka 등의 칼라쌍(Color-pair)을 이용한 연구는 영상 내 경계선 사이에서 변화되는 칼라 성분의 차이로 히스토그램을 형성하여 사용하였으며, Chua는 Nagasaka가 제안한 칼라쌍에 유사도를 첨가하여 영상의 두드러진 특징만을 고려하는 방법을 제시하였다. 그리고 Niblack 등은 QBIC 시스템에서 칼라 히스토그램의 유사도를 평가

하기 위해 가중치를 적용한 유클리디언 거리(weighted Euclidean distance)를 사용하였다. Smith, Chang 등은 칼라 및 혼합 특성을 이용한 영상의 효율적인 질의 검색 방법에 대해 연구하였다. 또한 칼라 영역들의 공간적 관계를 표현하기 위한 통계적 방법에 대해서도 연구하였다. Pass 등은 영상 내에 포함된 칼라의 응집 여부를 이용한 CCV(Color Coherence Vectors)방법을 제안하였다. 그리고 에지 밀도(edge density), 기울기 크기(gradient magnitude) 등과 같은 지역 화소 특징들(local pixel features)을 칼라 히스토그램과 결합한 Joint Histogram 방법을 제안하였다. 그리고 Mandal 등은 칼라 정보를 반영하기 위하여 색상 히스토그램에 대한 모멘트를 이용하였고 공간 정보를 고려하는 방법으로 웨이블릿 부 영상을 가우시안 분포로 근사화한 뒤 그 계수를 이용하였다. Huang 등도 공간 정보를 고려하기 위한 방법으로 주어진 칼라의 화소가 임의 거리에 존재할 확률을 계산한 테이블을 작성하여 색인하는 칼라 코렐로그램 방법을 제안하였다. Rechard 등은 칼라의 구조적인 정보를 표현할 수 있는 Blob Histogram을 이용하여 영상 검색에 사용하였다.

b. 모양 정보

각각의 객체(object)에 대하여 유일하게 정의되는 모양 정보는 객체의 윤곽을 구분 짓는 특성으로 하나의 객체를 인식하기 위한 구조적인 속성을 제공한다. 모양 정보는 객체의 윤곽 특징, 다각형 근사, 유한 요소 모델 등으로 표현할 수 있으며 객체를 이루는 윤곽선은 객체가 놓여 있는 위치나 크기 등에 영향을 받지 않는다는 장점이 있다. 하지만 모양 정보는 객체의 모양 유사성에 대한 주관적인 해석이 가능하므로 객체의 모양을 정확히 정의한다는 것은 어렵다. 그리고 객체를 이루는 윤곽선이 모양의 변환이나 방향에 따라 민감하게 반응하기 때문에 모양 형태의 추출 및 모델링이 어렵다는 단점이 있다.

모양 정보를 이용한 대표적인 연구로는 Mehrotra 등의 모양을 표현하기 위

해 다각형을 이용한 연구가 있었다. 그리고 Huttenlocher 등은 수치 벡터로 표현된 모양 정보를 비교하기 위해 일반적으로 사용되는 유클리디언 거리를 이용하지 않고 하우스돌프 거리(Hausdorff distance)를 사용하였다. Niblack 등은 QBIC시스템에서 모양 정보를 표현하기 위해 모멘트를 사용하였으며, Mokhtarian 등은 multiple scale에 의한 모양의 변화가 모양의 구조적 유사성을 검출하는데 중요하다는 것에 착안하여 해상도에 따른 윤곽 곡선의 변화를 이용한 연구를 하였다. 또한 Wang은 B-spline을 기반 한 multiscale curvature의 표현을 연구하였다. 그리고 Belongie 등은 모양 문맥(shape contexts)을 이용한 정합 방법에 관하여 연구하였다.

c. 질감 정보

시각적으로 물체를 식별하기 위하여 사용 가능한 영상 정보에는 앞서 언급한 칼라와 모양 외에 물체의 표면 특성을 나타내는 질감 정보가 있다. 질감은 인간 시각에 있어 중요한 요소이며, 많은 실세계 영상들의 내용을 묘사하기 위하여 사용된다. 예를 들어 구름, 산, 벽돌, 머리카락, 직물 구조 등 모두는 조직적인 특성을 갖는다. 이러한 질감 정보는 영상 처리와 패턴 인식 분야에서 꾸준히 연구되고 있는 부분으로, 위성사진이나 항공사진에 의한 지형이나 산림의 분석, 생체 조직이나 세포의 현미경사진 분석 등의 응용에도 이용된다. 또한 칼라 특징이 칼라 공간 요소의 세기 분포에 의해 결정되는 것과 마찬가지로 질감 특징은 “연관된 화소들 간의 상호관계”를 나타내는 영상 명암도의 공간적인 분포에 의해서 결정된다.

질감 분석 방법은 구조적 방법, 통계적 방법, 스펙트럼 방법으로 크게 구별된다. 구조적 방법은 요소와 규칙이 명확한 경우에 사용하는 방법으로, 공간상의 배열 규칙을 이용한다. 통계적 방법은 영상의 각 화소 사이의 상호 관계를 분석하는 방법으로 요소와 규칙이 확실치 않은 것을 분석하는데 유효하다. 스펙

트럼방법은 푸리에 변환의 파워 스펙트럼에서 무늬배열 규칙을 구한다. 구조적 방법은 질감의 구조가 옷감의 프린트 패턴이나 벽돌 무늬처럼 규칙적으로 반복되는 기하학적인 도형의 배열을 분석하는 데 이용된다. 이 방법은 영상의 구조적인 원형과 그들의 위치 규칙을 정의함으로써 질감 정보를 표현한다. 하지만 영상 내원형의 구조가 크고, 일정한 규칙성을 가지는 영상만이 분석 가능하다는 단점을 가진다. 통계적 방법은 질감 성질을 묘사하기 위한 가장 단순한 접근법의 하나로, 한 영상을 대표하는 통계값을 얻기 위하여 일반적으로 화소들 간의 공간적인 상호 의존성을 분석한다. 하지만 통계적 방법은 영상의 크기에 따라 계산량이 많으며, 통계값을 구하는 알고리즘이 복잡하다.

질감 정보를 이용한 대표적인 연구로는 Haralick 등의 Co-occurrence matrix를 기반 한 질감 표현에 과한 연구가 있었다. 그들은 질감을 균일성(uniformity), 밀도(density), 거침(coarseness), 울퉁불퉁함(roughness), 규칙성(regularity), 강도(intensity), 방향(directionality)으로 정의하였다. 그리고 Tamura 등은 Co-occurrence matrix를 이용하여 거침(coarseness)과 대조(contrast), 방향(directionality)을 기반 한 질감 특징을 연구하였다. Manjunath 등은 질감 특징을 표현하기 위해 영상 전체에 대하여 Gabor 웨이블릿 변환을 통한 계수들을 이용하였으며, Park 등은 영상에 포함된 에지의 종류와 빈도로 구성된 Edge Histogram을 이용한 질감 특징의 표현과 정합 방법에 관한 연구를 하였다.

B. 칼라를 이용한 특성 표현

칼라는 이미지를 인지하는 기초적인 시각 특징이다. 칼라 유사도를 이용하는 이미지 검색을 위해서는 칼라를 표현하는 공간 모델이 필요하다. 가장 일반적으로 사용되는 하드웨어 중심 공간은 칼라 모니터와 칼라 비디오 카메라를 위한 RGB(Red, Green, Blue) 공간, 조명 기기를 위한 XYZ 공간, 칼라 프린터를

위한CMY(Cyan, Magenta, Yellow) 공간과 CMYK(Cyan, Magenta, Yellow, Black) 공간, 칼라 텔레비전 방송을 위한 YIQ(Luminace, Inphase, Quadrature) 공간 등이 있으며 칼라를 재현하는 장치의 특성에 따라 정의된다. 칼라를 표현하는 공간 모델 중에서 사용자 중심 공간은 HSV(Hue, Saturation, Value) 공간, HSI(Hue, Saturation, Intensity) 공간, HSB(Hue, Saturation, Brightness) 공간, L*u*v* 공간, L*a*b* 공간 등으로 분류할 수 있다. 사용자 중심 공간은 인간의 칼라 인식을 기초로 정의되며 인간이 느끼는 칼라간의 거리를 3차원 칼라 공간으로 표현한 다. 하나의 칼라 공간에서 다른 칼라 공간으로 칼라 데이터를 변환할 때 칼라 공간의 기하학적인 모양이 처리 과정에 영향을 미친다. RGB 공간은 이미지 처리장치의 하드웨어에 적합하여 많이 사용되고 있다. 여러 가지 칼라 공간 중에서 RGB 공간,HSV공간, CMY/CMYK 공간, NTSC 공간, YCbCr 공간, XYZ 공간, YUV 공간에 대하여 기술한다.

1. 칼라 모델

a. RGB 칼라 공간

RGB 칼라 영상은 M x N x 3개의 칼라 화소의 배열이다. 각 칼라 화소는 RGB 영상의 특정 공간 위치에서의 빨강색, 녹색, 파랑색 성분의 트리플릿이다. RGB 영상은 칼라 모니터의 빨강색, 녹색, 파랑색 입력으로 각각 인가될 때는 칼라 영상을 만드는 세 개의 그레이 스케일 영상의 “스택(stack)”으로 볼 수 있다. 관례적으로, RGB 칼라 영상을 형성하는 세 영상들을 빨강색, 녹색, 파랑색 성분 영상(component image)이라고 부른다. RGB 공간은 서로 가산될 수 있는 빨강(Red), 녹색(Green), 파랑(Blue)의 삼원색으로 구성된 입방체에 해당하며 칼라 당 하나씩 모두 3개의 독립적인 이미지 평면으로 그림 2.2 같이 구성된다.

RGB 공간에서 원점은 검정색에 해당한다. 흰색은 입방체의 반대쪽 끝이다.

명도는 검정색에서 흰색으로 이어지는 선을 따라 표현된다. 칼라 채널당 8비트를 가지는 24비트 칼라 그래픽 시스템에서 빨강색은 (255, 0, 0)이며, 칼라 입방체 상에서는 (1, 0, 0)으로 표현된다. 이 RGB 공간은 대부분의 컴퓨터 모니터와 컴퓨터 그래픽에서 널리 사용되고 있다. RGB칼라는 3가지 원색을 더하여 원하는 칼라를 만들 수 있다. RGB 공간은 칼라를 해석하기 어려우므로 대부분의 경우에 다른 공간으로 변환하여 사용한다. 이미지를 RGB 칼라에서 명도 V로 표현되는 그레이 이미지로 변환하기 위해서 식 (2-1), (2-2)를 사용한다. 식 (2-1)은 NTSC 표준에서 사용되고 있으며, 식 (2-2)는 대부분의 어플리케이션에서 사용하고 있다.

$$V = 0.299*R + 0.587*G + 0.114*B \quad (2\text{-}1)$$

$$V = 0.333*R + 0.333*G + 0.333*B \quad (2\text{-}2)$$

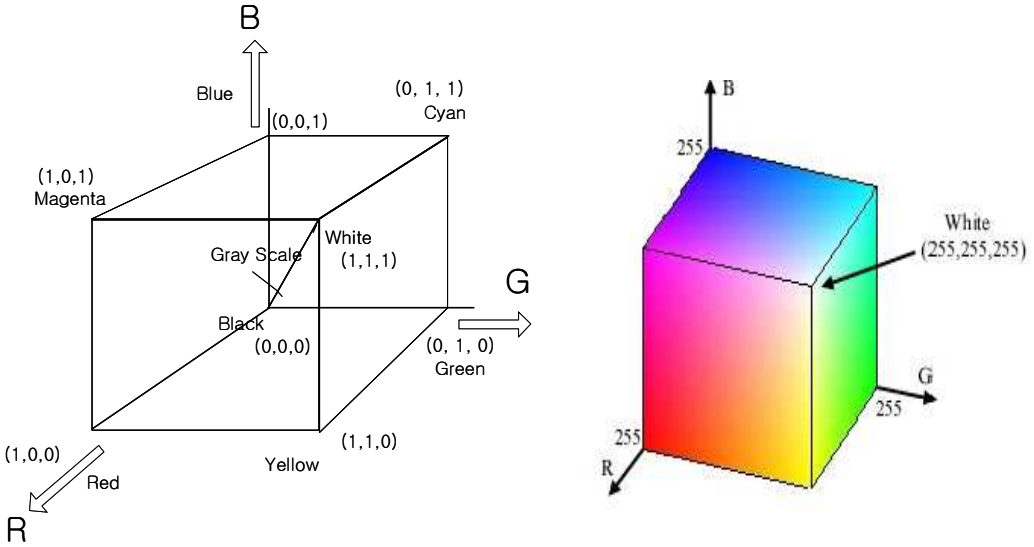


그림 2.2. RGB 칼라 공간과 칼라 큐브

b. HSV 칼라 공간

HSV(hue, saturation, value)는 칼라 휠 또는 팔레트로부터 (페인트 또는 잉크 등의)칼라를 선택하는 데 사용되는 몇 가지 칼라 시스템 중 하나이다. 이 칼라 시스템은 사람이 칼라 감각을 경험하고 묘사하는 방식이다. HSV 공간은 공간상의 거리를 이용하여 칼라 간의 유사도를 검색하기 용이하므로 이미지 처리 분야에서 많이 사용되고 있다.

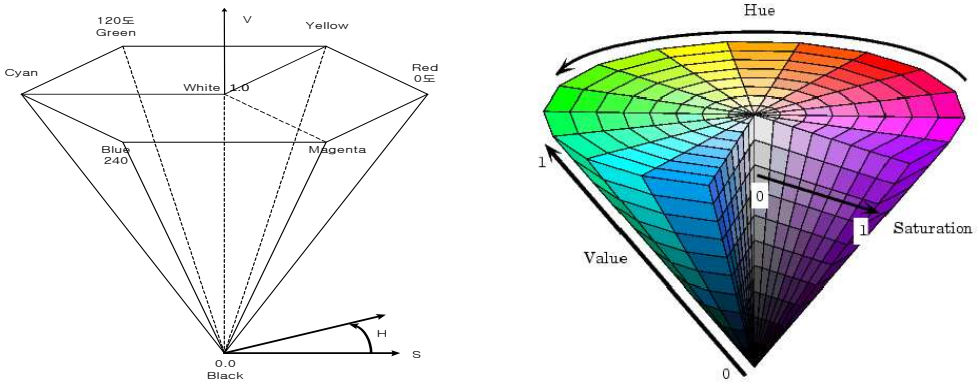


그림 2.3. HSV 칼라 공간

HSV 공간은 그림 2.3과 같으며, RGB칼라 큐브로 그레이 축(흑색과 흰색 모서리를 연결하는 축)을 따라 쳐다보면서 만들었다. 이 공간은 사람들이 알고 있는 것과 동일한 방법으로 칼라를 생성할 수 있다. 그림 2.2에서 수직(그레이) 축들 따라 이동함에 따라, 축에 수직인 육각형 주위의 각도로 표현되며, 적색 축을 0^0 축으로 사용한다. H의 값은 색상을 의미하며 360도의 각도를 가진다. S는 각도에 대한 칼라의 세기, 즉 채도를 나타내며 0에서 1까지의 범위를 가지는 반지름에 해당한다. S가 높을수록 높은 순도의 칼라가 되며, 채도(칼라의 순도)는 V축으로부터의 거리로 측정된다. 만일 H의 값이 0이고 S의 값이 1이라면, 색상(Hue, H) = red이고, 채도(Saturation, S) = 1로서 순수한 빨강색을 의

미한다. 이것은 RGB 공간에서의 (max, 0, 0)을 나타낸다. 값(value)은 뿔의 축을 따라 측정된다. 축의 V=0 끝은 흑색이다. 축의 V=1 끝은 백색이며, 전체 칼라 육각형의 중앙에 놓인다. 따라서 이축은 그레이 모든 농도를 나타낸다.

RGB 공간을 HSV 공간으로 바꾸기 위해서 식 (2-3) ~ 식 (2-5)을 이용한다. 식 (2-3)은 명도를 계산하는 식으로 입력 이미지의 각 화소에 대한 R, G, B채널의 평균값이다. 식 (2-4)는 채도를 계산하는 식이며, min (R,G,B) 는 입력이미지의 한 화소의 Red, Green, Blue 채널 중에서 가장 작은 값을 취하는 것을 말한다. 식 (2-5)은 HSV 공간의 칼라를 계산하는 식으로 R, G, B 각각은 입력 이미지의 한 화소에 대한 Red, Green, Blue 채널에 해당되는 값을 나타낸다. 만약 B가 G보다 크면 H = 360 - H를 사용한다.

$$V = \frac{1}{3}(R+G+B) \tag{2-3}$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)}\left[Min(R,G,B)\right] \tag{2-4}$$

$$H = COS^{-1}\left(\frac{\frac{1}{2}\left[(R-G)+(R-B)\right]}{\left[(R-G)^2+(R-B)(G-B)\right]^{\frac{1}{2}}}\right) \tag{2-5}$$

HSI 공간과 HSB 공간은 HSV 공간과 마찬가지로 칼라, 명도, 채도로 구성되며 특히, HSI 공간은 원통 모양이나 이중 원뿔 모양의 좌표계를 사용한다. 이것은 하나의 원뿔 밑에 또 하나의 원뿔이 뒤집어져 있는 형태와 같다.

c. CMY/ CMYK 칼라 공간

CMY 공간은 서로 감산될 수 있는 청록색(Cyan), 자홍색(Magenta), 노랑색

(Yellow)으로 구성된다. 청록, 자홍, 황색은 빛의 등화색(secondary colors), 또는 물감의 원색(primary colors)이다. 예를 들면, 청록색 물감으로 코팅된 표면에 백색 빛이 비춰 졌을 때, 적색 빛은 표면에서 반사되지 않는다. 즉, 청록색 물감은 반사되는 백색 빛에서 적색 빛을 뺀다. 백색 빛은 같은 양의 적, 녹, 청색의 빛으로 구성된다. 이 원색들은 흰색으로부터 감산되어 원하는 색이 만들어진다. 이것은 그림 2.4에서 RGB 칼라 공간과 반대의 공간으로 청록, 자홍, 노랑은 빨강, 초록, 파랑의 보색이다. 따라서 두 공간 사이의 변환은 간단하다.

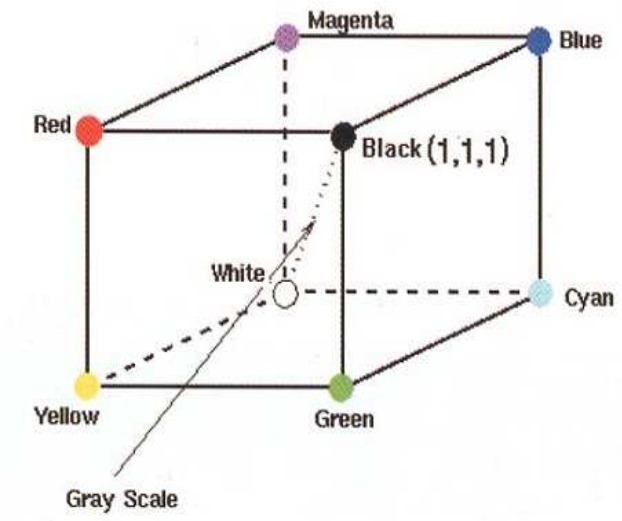


그림 2.4. CMY 칼라 공간

RGB 공간을 CMY 공간으로 변환하기 위해서는 식 (2-6)과 같이 흰색에 대한 보수를 취하면 된다.

$$\begin{bmatrix} C = 1.0 - R \\ M = 1.0 - G \\ Y = 1.0 - B \end{bmatrix} \tag{2-6}$$

프린터를 이용한 인쇄 작업에는 CMY 공간에 검정색(Black, K)을 추가한 CMYK 공간을 사용한다. 세 가지 칼라를 조합해서 검정색을 만들면 순수한 검정색이 만들어지지 않기 때문에 순수한 검정색을 별도로 사용하는 것이 좋기 때문이다. 그리고 검정 잉크가 칼라 잉크보다 비용 부담이 적기 때문이다. CMY 공간에서 CMYK 공간으로의 변환은 식 (2-7)을 사용한다.

$$\begin{bmatrix} K = \min(C, M, Y) \\ C = C - K \\ M = M - K \\ Y = Y - K \end{bmatrix} \tag{2-7}$$

d. NTSC 칼라 공간

NTSC 칼라 시스템은 미국에서 TV에 사용된다. 이 포맷의 주요 장점은 그레이 스케일 정보가 칼라 데이터로부터 분리되어서, 같은 신호를 칼라와 흑백 TV에 사용할 수 있다. NTSC 포맷에서 영상 데이터는 세 성분으로 구성된다. 휘도(luminance, Y), 색상(hue, I), 채도(saturation, Q). 글자 YIQ는 관습적으로 사용되고 있다. 휘도 성분은 그레이 스케일 정보를 나타내며, 다른 두 성분은 TV 신호의 칼라 정보를 갖고 있다.

YIQ 성분들은 다음 식(2-8)의 변환에 의해 영상의 RGB 성분들로부터 얻는다.

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \tag{2-8}$$

e. YCbCr 칼라 공간

YCbCr 칼라 공간은 디지털 비디오에서 널리 사용된다. 이 포맷에서, 휘도 정보는 단일 성분 Y에 의해 표현되며, 칼라 정보는 두 개의 칼라 차이 성분들 Cb 와 Cr로서 저장된다. 성분 Cb는 청색 성분과 기준 값 간의 차이이며, 성분 Cr은 적색 성분과 기준 값 간의 차이이다(Poynton[1996]).

RGB를 YCbCr로 전환하기 위해 IPT에 의해 사용되는 변환은 다음 식(2-9)과 같다.

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112.000 \\ 112.000 & -93.786 & -18.241 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \tag{2-9}$$

f. XYZ 칼라 공간

국제 조명 위원회(CIE)에서 통용되는 기준을 마련하기 위해 지정한 것으로 CIE 공간이라고 부르기도 한다. 색상을 고정시키고 채도를 변화시키려면 X와Y의 두 변수를 변화 시켜야 한다. 이 때 X와 Y는 색상과 채도를 동시에 변화시킬 수 있으므로 이에 따른 처리가 있어야 한다. 이 공간의 한 단면은 그림 2.5와 같다.

RGB 공간을 XYZ 공간으로 바꾸기 위해서는 식 (2-10)을 이용한다.

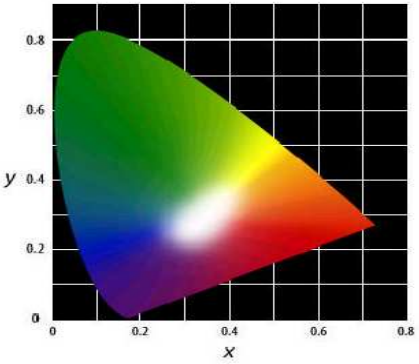


그림 2.5. XYZ 칼라 공간

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.476 & 0.262 & 0.020 \\ 0.299 & 0.656 & 0.161 \\ 0.175 & 0.082 & 0.909 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \tag{2-10}$$

g. YUV 칼라 공간

YUV는 칼라 정보로부터 명도(luminance)를 분리하는 또 하나의 칼라 공간이다. 명도는 Y로 기호화되고 파란 정도와 빨강 정도는 UV로 기호화 된다.

RGB에서 YUV로 변환하는 것은 아래의 식(2-11)과 같다

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3 * R - 0.6 * G + 0.1 * B \\ B - Y \\ R - Y \end{bmatrix} \tag{2-11}$$

살색 성분에 대하여 조명 영향을 받지 않고 색상 성분만을 뽑아 낼 수 있는 특성이 있다. 본 논문에서 YUV 칼라 모델이 조명변화가 있는 영상 조명변화가 없는 영상에 모두 다 우수한 인식 성능을 보였다.

C. 칼라 영상 검색

1. 칼라 히스토그램 영상 검색

a. 칼라 히스토그램

영상 내용 특징화의 일반적인 방법은 칼라 히스토그램 방법이다. 영상에 대한 칼라 히스토그램은 각 칼라 픽셀 수의 계산으로 이루어진다. 대부분의 많은 응용들에서는 화상의 전체 외상적인 모양에 기초하여 두 개의 화상을 비교하는 단순한 방법을 요구하고 있다. 예를 들면, 사용자는 대규모 화상 데이터베이스로부터 주어진 화상과 유사한 모든 화상을 검색하기를 원한다. 그렇기 때문에 칼라 히스토그램은 이러한 문제에 대한 좋은 해결책으로 사용한다.

칼라 히스토그램은 계산이 효율적이고, 일반적으로 카메라의 위치 변화에 덜 민감하다. 칼라히스토그램이 많이 사용되는 몇 가지 요인은 다음과 같다.

- 칼라히스토그램은 계산 시간량이 적다.
- 칼라히스토그램은 카메라 위치의 미세한 변화에 크게 영향을 받지 않는다.
- 서로 다른 객체는 보통 구별되는 칼라 히스토그램을 갖는다.

다음과 같은 요인으로 칼라 히스토그램을 많이 사용하였지만, 칼라 히스토그램에 기반 한 검색은 여러 가지의 문제점이 있다. 첫 번째는 칼라 히스토그램은 높은 차수로 이루어져 있다. 칼라 공간의 양자화와 같이, 특징공간인 영상의 히스토그램은 영상의 공간에서 100차수이상을 차지할 수 있다. 이 높은 차수는 특징을 감소시키는 방법이고, pre-filtering과 계층적 인덱싱이 이행될 수 있게 한다. 또한 많은 차수는 복잡도와 거리함수를 증가시켜 계산량을 증가시킨다.

칼라 영상 히스토그램은 칼라 영상 명암의 가능성 밀집 함수로 간주 된다.

칼라 영상에 대해서 세 개의 칼라 채널 명암의 접속 가능성을 포착하게 확장된다. 공식적으로, 칼라 히스토그램은 식(2-12)과 같이 정의 된다.

$$h_{r,g,b}(R,G,B) = N \cdot Prob\{R=r,\ G=g,\ B=b\} \tag{2-12}$$

R, G, B는 세 개의 채널을 표현하고, N은 영상내의 픽셀 수이다. 계산적으로, 칼라 히스토그램은 영상내의 분리된 칼라와 각 칼라 픽셀 수의 계산에 의해 만들어 진다. 칼라 히스토그램은 영상내의 칼라를 분별하거나 영상 배열 내에 나타나는 칼라를 카운트함으로써 얻어 질 수 있다. 즉, 히스토그램이란 모든 가능한 칼라의 집합 내에서 상등함수로 정의 할 수 있다. 기존의 히스토그램 방식은 크게 두 가지로 나누어지는데, 영상 전체에 대한 전역적인 특징을 갖는 글로벌 히스토그램과 객체와 배경 사이의 경계선 사이에 존재하는 국부적 히스토그램으로 나뉜다. 이들을 구분 짓는 것은 전자의 경구, 사용되는 단위가 히스토그램이고 후자의 경우는 각 히스토그램간의 거리 값이다.

전역적으로 사용되는 히스토그램 방식은 누적히스토그램과 같은 형태로 나타나는데 3차원 칼라공간(x, y, z)에 누적되는 히스토그램을 표현하면 식(2-13)과 같다.

$$C(x,y,z) = \sum_{i=1}^{x} \sum_{j=1}^{y} \sum_{z=1}^{z} H(x,y,z) \tag{2-13}$$

그동안, 칼라 히스토그램을 다룬 다수의 논문이 발표되었다. Soffer등은 칼라 히스토그램의 가중치 거리(weighted - distance) 인덱싱에 대한 효율적인 방법을 제시하였다. 모든 영상은 동일한 수의 픽셀 M을 가지고 있다고 볼 수 있다. 하나의 영상은 n개의 구별되는 칼라를 갖는 칼라공간으로 분리된다. 칼라 히스토그램 H는 각 빈의 hi 영상 내 칼라 j의 픽셀수를 포함하는 벡터(h1, h2,… hn

)이다. 즉, 임의의 영상 I에 대하여 히스토그램 Hi는 화상의 모든 칼라 픽셀의 합이다. 따라서, 칼라 히스토그램은 다음 식(2-14)과 같이 나타낼 수 있다. 여기서, n은 칼라의 최대 분포레벨이다.

$$H_i = \sum_{i=0}^{n} hi \tag{2-14}$$

전형적으로 칼라 히스토그램은 일치되는 차이점의 합(L2-distance) 또는 차이점들의 절대치 값의 합(L1-distance)을 사용해서 계산한다. 그래서 I와 가장 유사한 영상은 영상 I′를 최소화한다.

$$\|Hi - Hr\| = \sum_{j}^{n} (Hi[j] - Hr[j])^2 \tag{2-15}$$

$$\|Hi - Hr\| = \sum_{j}^{n} |(Hi[j] - Hr[j])| \tag{2-16}$$

L2 - distance 는 대부분 $\sqrt{2}M$이고, L1 - distance 는 대부분 2M이다. 다음 그림 2.6은 임의의 화상에 대한 칼라히스토그램을 보이고 있다. 화상 데이터베이스는 질의 화상 I에 대한 가장 유사한 화상을 위해 질의될 수 있으며, 가장 유사한 칼라 히스토그램 Hr를 갖는 참조 화상 I′를 검색하여 되돌려 준다.

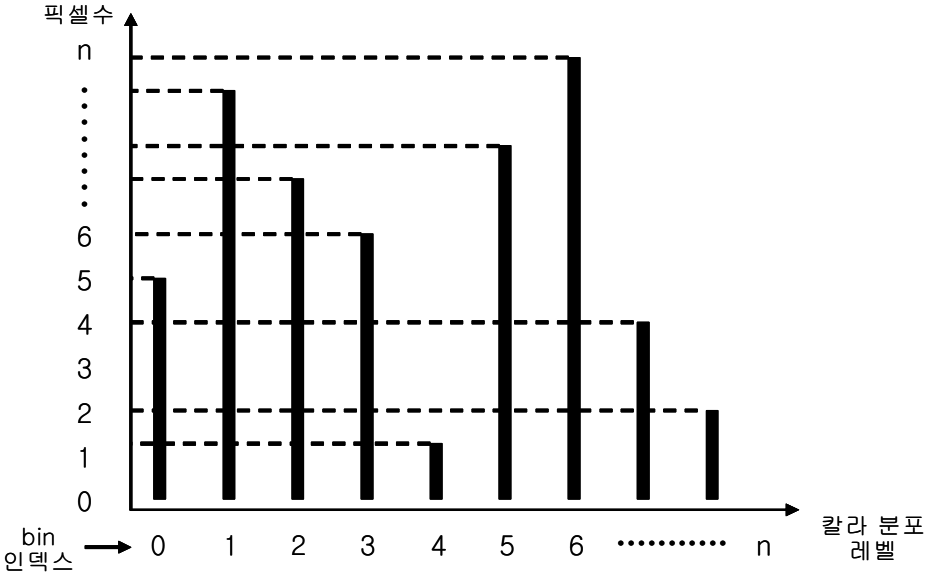


그림 2.6 칼라 빈도수로 구성된 칼라 히스토그램

b. 칼라 히스토그램 인터섹션

내용기반 영상검색 방법 가운데 칼라를 이용한 대표적인 검색방법은 칼라 히스토그램 인터섹션(Color Histogram Intersection)이다. 칼라 영상의 경우 밝기 영상에 비해 정보량이 많음을 이용하여 영상의 통계적 특성을 이용한 3차원 히스토그램을 생성한 후 히스토그램 공간상에서 데이터베이스 영상과 입력영상의 정합을 시도하는 색인화 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 간단하고 적용하기 쉬우면서도 물체의 회전, 이동 및 어느 정도의 크기 변화, 그리고 영상 획득 시 각도의 변화 등에 강인하게 동작한다는 장점을 가진다. 이 방법에서는 칼라 공간으로 식 (1)과 같은 R, G, B (Red, Green , Blue)로부터 얻어지는 rg, by, wb의 보색축(opponent color axis)을 이용하였다.

먼저 영상의 칼라를 (식2-17)과 같이 공간변환을 행한다.

$$rg = R - G$$
$$by = 2B - R - G$$
$$wb = R + G + B \qquad (2\text{-}17)$$

영상의 칼라 히스토그램을 구하기 위해서 위 세 축의 구간을 나누어야 하는데, 여기서는 세기(intensity)축인 wb가 광원으로부터의 거리 및 밝기의 변화 등에 민감하기 때문에 영향을 줄이기 위해 구간을 더 크게 하였다. rg , by 는 16개의 구간으로 나누었으며 wb는 8개의 구간으로 나누어 히스토그램은 총 2048 (16x16x8)개의 그룹을 가진다. 히스토그램이 구해지면 두 영상의 색상 히스토그램은 히스토그램 인터섹션(Histogram Intersection) 방법에 의해 비교된다.

일반적으로, 영상을 N 개의 칼라로 양자화 한다면, 칼라 히스토그램 H 는 벡터$\langle h_1, h_2, h_3 ...., h_N \rangle$로 구성된다. 이때 h_j는 영상 내의 칼라를 가진 화소수의 수를 나타낸다. 입력 영상(query image)이 I(image)이고, 데이터베이스 영상이 M(model)일 때, 히스토그램 인터섹션은 식(2-18)와 같이 두 히스토그램의 교집합으로 정의된다.

$$H(I, M) = \sum_{j=1}^{n} min\,(I_j, M_j) \qquad (2\text{-}18)$$

여기서 j는 히스토그램에서의 각 구간을 나타낸다. 이 결과는 영상의 크기에 따라 값이 변하므로 식 (2-19)과 같이 정규화 시켜서 사용한다.

$$H(I, M) = \frac{\sum_{j=1}^{n} min(I_{j,} M_j)}{\sum_{j=1}^{n} M_j} \tag{2-19}$$

식(2-19)은 입력 영상과 데이티베이스 영상의 유사도를 나타내며, 0에서 1사이의 값으로 정규화 된 값이다. 따라서, 서로 유사도가 높은 두 영상에 대해서 1의 값에 가까운 값을 가지게 된다. 만일 두 영상이 동일한 경우는 1의 값을 가지고, 두 영상이 전혀 다른 경우는 0의 값을 가진다. 보는 바와 같이 히스토그램 인터섹션은 알고리즘이 비교적 간단하고, 식(2-19)에서 보다시피 화소의 위치에는 상관없이 유사도가 측정된다는 것을 알 수 있다. 즉, 어떠한 영상이라도 히스토그램만 유사하다면 검색되기 때문에 영상 내에서 어떤 목적물의 이동이 있는 영상에 대해서도 잘 검색되고, 영상의 회전이 있을 때도 좋은 검색 결과를 나타내는 것을 알 수 있다. 그러나, 영상 내의 칼라 빈도수만을 이용하기 때문에 히스토그램은 같으나 영상의 내용은 전혀 다를 경우에도 검색되어 질 수 있는 단점을 가지고 있다. 또, 밝기 변화나 칼라 변화가 없는 영상을 가정한 알고리즘이므로 영상내의 밝기나 칼라 변화에는 민감하다는 단점을 가지고 있다. 특히, 데이터베이스의 크기가 커질수록 그 문제가 심각해진다.

2. 칼라 코렐로그램 영상검색

a. 칼라 코렐로그램

칼라 코렐로그램은 영상의 모든 화소의 칼라에 대해 일정 거리가 떨어진 화소에 나타나는 칼라를 2차원 확률로 나타낸다. m 개의 칼라로 양자화된 영상 I 에서 화소 간의 거리가 k 인, 칼라 C_i 와 C_j 에 대한 칼라 코렐로그램 $r^k_{C_i, C_j}(I)$

는 식(2-20)과 같다.

$$r_{c_i,c_j}^{(k)} = \Pr_{p_1 \in I_{c_i},\, p_2 \in I_{c_j}} \left[p_2 \in I_{c_i = c_j} \middle\| p_1 - p_2 \right| = k \right] \tag{2-20}$$

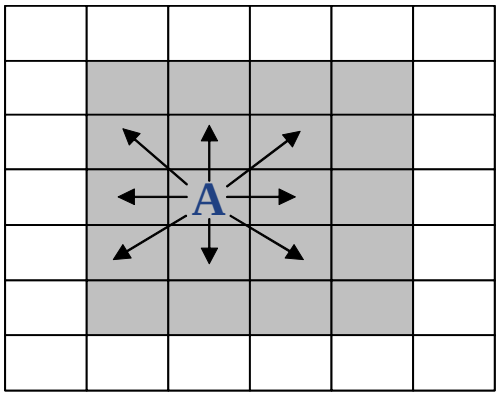
여기서, $\Pr[\cdot]$ 은 내부조건을 만족하는 확률, $i, j = 0,1,\cdots,m-1$ 이고 m 은 양자화된 칼라의 개수이다 I_{C_i} 와 I_{C_j} 는 영상에서 i 와 j 번째 칼라를 가지는 모든 화소를 나타낸다. 화소 p_a 와 p_b 간의 거리 $|p_a - p_b|$ 는 식(2-21)와 같다.

$$|p_a - p_b| = max(|x_a - x_b|, |y_a - y_b|) \tag{2-21}$$

여기서, 각 화소의 좌표는 $p_a = (x_a, y_a) \in I$, $p_b = (x_b, y_b) \in I$ 이다. 이때, $C_i = C_j$ 인 영역을 오토-코렐로그램 이라 한다. 여기에는 영상의 한 화소가 가지는 칼라와 같은 칼라를 가지는 화소들이 그 주위에 얼마나 분포되어 있는지에 대한 정보를 가지는데, 하나의 칼라를 가지는 영역의 크기정보를 포함한다. 또, 칼라 코렐로그램의 대부분의 에너지는 이 영역에 나타난다.

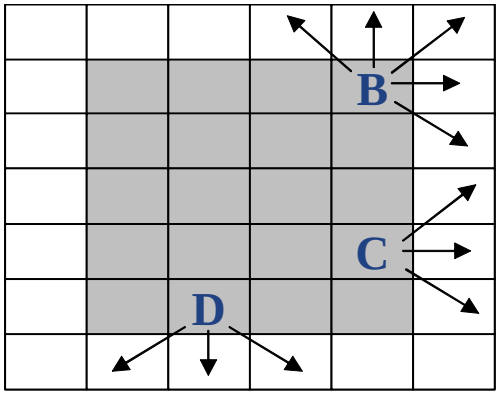
$$r_{c_i,c_j}^{(k)} = \Pr_{p_1 \in I,\, p_2 \in I} \left[p_2 \in I_{c_i \neq c_j} \middle\| p_1 - p_2 \right| = k \right] \tag{2-22}$$

식(2-22)는 칼라 크로스 코렐로그램으로써 같은 칼라를 가지는 확률 분포를 제외한다. 즉 픽셀의 주위의 같은 칼라는 제외하고 다른 칼라가 나오는 부분의 확률을 나타낸다.



칼라	0	1	2	3
0	◎			
1		◎		
2			◎	
3				◎

그림 2.7 칼라 오토 코렐로그램 획득 방법



칼라	0	1	2	3
0		◎	◎	◎
1	◎		◎	◎
2	◎	◎		◎
3	◎	◎	◎	

그림 2.8 칼라 크로스 코렐로그램 획득 방법

다음 그림 2.7은 칼라 코렐로그램을 획득하는 방법이며, 칼라 코렐로그램은 거리와 각도에 따라 계산되는 알고리즘이다. 그림 2.7에서 보는 바와 같이 A픽셀을 기준으로 하고 거리를 1로 하여 기준 픽셀들과 주위의 같은 칼라의 픽셀을 찾아내는 확률을 나타낸 것이다. 그림 2.8에서의 픽셀 B, C, D가 크로스 코렐로그램 부분이다. B, C, D픽셀을 기준으로 하고 거리를 1로 하여 기준 픽셀들과 주위의 다른 칼라의 픽셀을 찾아내는 확률을 나타낸 것이다.

III. 영상검색 알고리즘 설계

본 논문에서는 칼라의 특징과 공간정보를 이용한 영상검색 알고리즘을 제안하였다. 아래 그림 3.1은 제안한 알고리즘의 순서도이다.

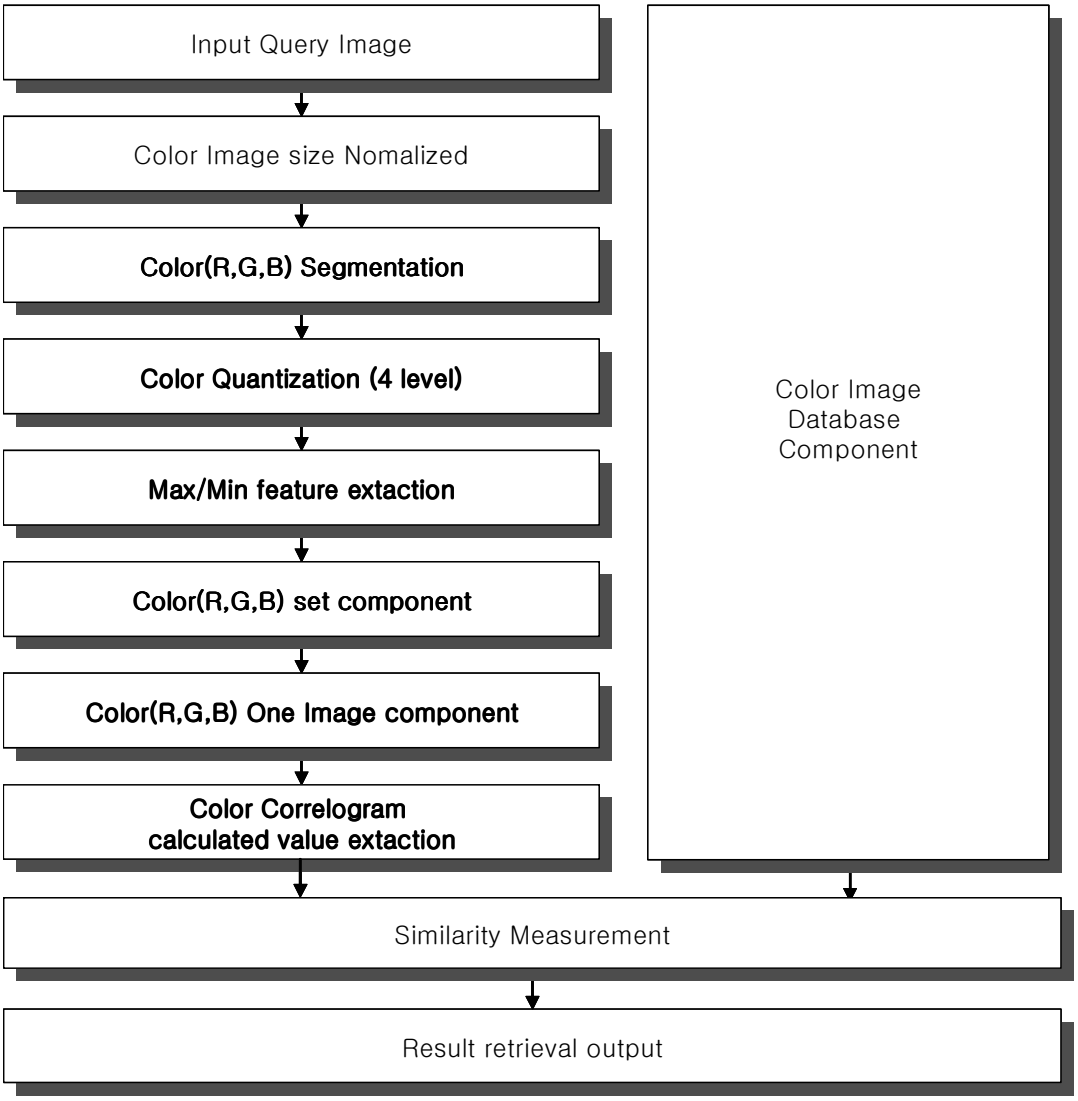


그림 3.1 제안한 알고리즘

A. 제안한 영상검색 알고리즘

본 논문에서 RGB는 최대/최소 특징자를 구성하기 위한 칼라로 선택된다. 먼저 칼라 영상에서 각각 픽셀로부터의 칼라는 R,G,B로 분할하게 된다. 분할된 R,G,B를 이용하여 본 알고리즘의 칼라 영상은 최대/최소로 구성된 K x K 부영상으로 구성된다. 본 알고리즘에서는 칼라 코렐로그램을 이용한 픽셀 레벨에서 칼라 특징값을 얻는 대신에 최대/최소로 구성된 부 영상 집합을 사용하여 특징값을 얻어낸다. 따라서 부 영상을 나타내는데 사용될 수 있는 칼라를 RGB로 결정하며, 부 영상을 구성하기 위한 각각의 픽셀로부터의 R,G,B 구성요소는 정의된다. 최대/최소 칼라 특징자를 얻기 위해 R,G,B에서 Red와 마찬가지로, 픽셀의 Green과 Blue의 구성요소도 부 영상을 구성하기 위해 추가된다. 부 영상의 주된 칼라 즉, 최대값은 부 영상의 구성을 위해 사용하는 R,G,B 사이에서 최대값을 가지는 칼라 구성 요소로 정의된다. 마찬가지로 부 영상의 최소값도 이와 같은 방법으로 정의된다. 제안된 알고리즘은 칼라 코렐로그램의 256 레벨보다 더 적은양의 특징을 가지고 있으며, 다음과 같이 설명된다. 픽셀의 칼라는 세 개의 구성요소 $I(p) \equiv (R(p), G(p), B(p))$ 로 표현되게 하며, 부 영상안에서의 픽셀의 Red 구성 요소의 합은 식(3-1)에서 결정된다. 여기서 t는 부 영상의 개수를 표시하고 Red로 구성된 픽셀을 표현한다.

$$R_{sum}(I^t) = \sum_{m=1}^{K}\sum_{n=1}^{K} R\left(I^t(m,n)\right) \tag{3-1}$$

유사하게, 부 영상 안에 있는 모든 픽셀의 Green과 Blue구성요소의 합도 같은 방법으로 계산된다.

부 영상 I^t의 칼라 구성요소의 최대값은 식(3-2)에서 결정된다.

$$MaxCom(I^t) = ARG\max\left(R_{sum}\left(I^t\right), G_{sum}\left(I^t\right), B_{sum}\left(I^t\right)\right) \tag{3-2}$$

부 영상 I^t의 $MaxCom\ (I^t)$는 최대 칼라의 집합$\{R_{\max}, G_{\max}, B_{\max}\}$으로부터 세 개의 값 중의 1개를 가지고 있다.

$$MinCom(I^t) = ARG\min\left(R_{sum}\left(I^t\right), G_{sum}\left(I^t\right), B_{sum}\left(I^t\right)\right) \tag{3-3}$$

마찬가지로, 부 영상 I^t의 칼라 구성요소의 최소값도 유사한 방법으로 식(3-3)에서 결정된다. 최소값의 부 영상 I^t의 $MinCom\ (I^t)$는 최대 칼라의 집합$\{R_{\min}, G_{\min}, B_{\min}\}$으로부터 세 개의 값 중의 1개를 가지고 있다. 이런 방법으로 최대/최소 칼라 특징자를 구성하게 된다. 하지만, 칼라의 0 ~ 255레벨의 값들을 일일이 계산의 값으로 넣었을 시 엄청난 양의 데이터가 생성되고 그에 따라 시간적인 손해도 막대하다. 따라서 그림 3.2에서 보는바와 같이 256레벨의 값들을 0그룹에서 3그룹까지 4개의 그룹으로 재 생성하였다. 최대의 구성요소와 최소한의 구성 요소들은 192에서 255를 3그룹으로 만들고 128에서 191은 2그룹, 64에서 127은 1그룹, 그리고 0에서 63은 0그룹으로서 4개의 그룹들로 양자화 된다.

그림 3.2는 칼라 영상에서 R,G,B의 최대/최소 특징자를 추출하여 집합으로 구성하였다. Red에서 12x4개의 특징자로 구성되고 나머지 Green과 Blue도 마찬가지로 12x4개의 특징자로 구성되는 것을 볼 수 있다. 따라서 구성된 특징자는 12x12개로 나누어진다는 것을 볼 수 있다.

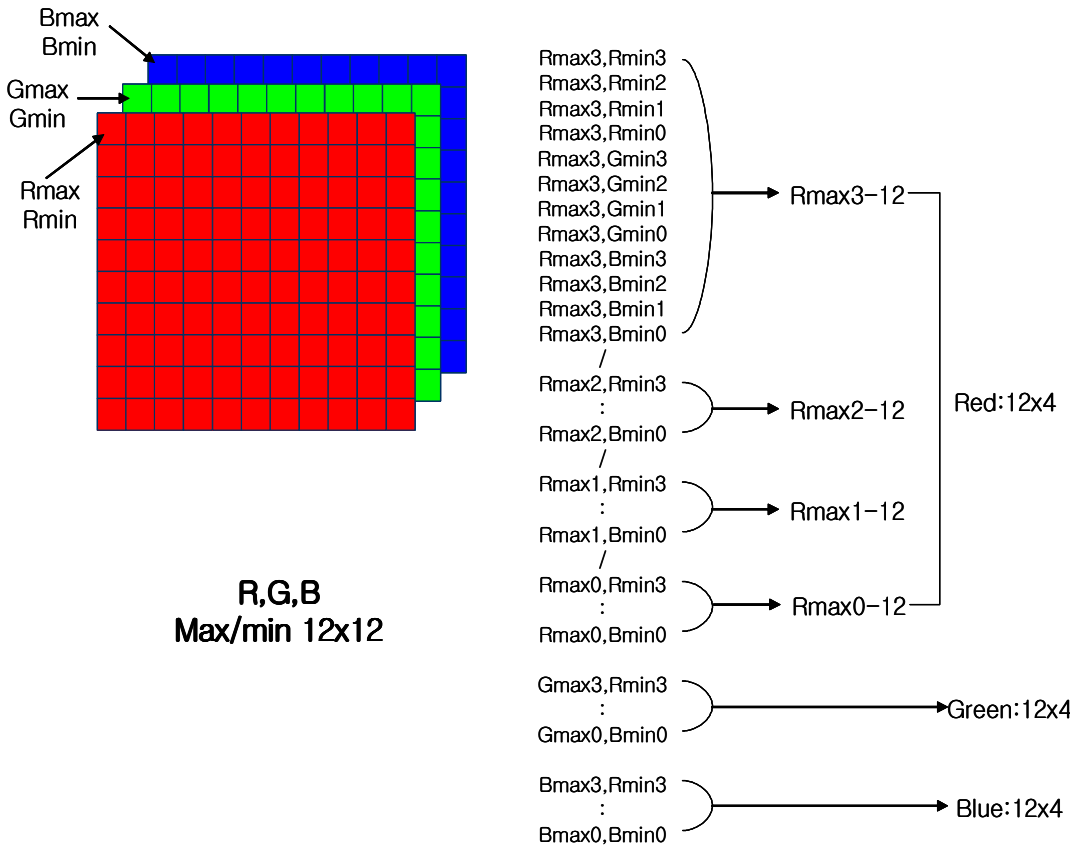


그림3.2. 칼라 영상의 최대/최소 특징자 구성

부 영상에서의 최대 구성요소는 그림 3.3에서 보는 바와 같이 12개의 값들을 가지게 된다.

$$\left\{ \begin{matrix} R_{\max}\ 3, R_{\max}\ 2, R_{\max}\ 1, R_{\max}\ 0, G_{\max}\ 3, G_{\max}\ 2, G_{\max}\ 1, G_{\max}\ 0, \\ B_{\max}\ 3, B_{\max}\ 2, B_{\max}\ 1, B_{\max}\ 0 \end{matrix} \right\}$$

그림 3.3. R,G,B 최대값 집합

이와 같이 부 영상의 최소 구성요소도 그림 3.4에서처럼 12개의 값들을 가지

게 된다.

$$\left\{\begin{matrix} R_{\min}\ 3, R_{\min}\ 2, R_{\min}\ 1, R_{\min}\ 0, G_{\min}\ 3, G_{\min}\ 2, G_{\min}\ 1, G_{\min}\ 0, \\ B_{\min}\ 3, B_{\min}\ 2, B_{\min}\ 1, B_{\min}\ 0 \end{matrix}\right\}$$

그림 3.4. R,G,B 최소값 집합

0 ~ 3계급으로 양자화 되었던 칼라의 구성 요소들로 그림 3.5와 같이 정의 했던 12x12가 된다. 그리고 최대와 최소의 특징값들은 행렬의 값으로 가지게 된다. 각각 행 (12x12), 열 (12x12)이 되어 144x144의 행렬 크기가 된다. (그림 3.7 참조)

$$A = \left\{\begin{matrix} R_{\max}\ 3R_{\min}\ 3, R_{\max}\ 3R_{\min}\ 2, R_{\max}\ 3R_{\min}\ 1, R_{\max}\ 3R_{\min}\ 0, \\ R_{\max}\ 3G_{\min}\ 3, \ldots, B_{\max}\ 0B_{\min}\ 1, B_{\max}\ 0B_{\min}\ 0 \end{matrix}\right\}$$

그림 3.5. R,G,B 최대/최소값 집합

이제 최대/최소 칼라 특징자를 모두 구성해 보았다. 구성된 특징자들을 이용하여 최대/최소 칼라 코렐로그램은 부 영상 한 쌍에 의해 구성된 테이블이다. 부 영상의 집합 그림 3.5에서 RmaxGmin의 부 영상으로부터 거리가 k이며 RmaxGmin인 같은 부 영상을 찾게 된다.

그림 3.6에서 보다시피 칼라의 최대/최소 특징자의 집합을 한 영상으로 만들었다. 이렇게 만들어진 최대/최소 특징자 집합의 영상은 칼라 코렐로그램을 이용하여 특징값을 추출하게 된다. 블록이 씌워진 부분은 칼라의 색이 같은 부분이 아니라 양자화 시킨 계급의 최대/최소 특징자를 추출하여 구성해 놓은 영상

에서 부 영상의 값이 같은 부분을 정의해 놓았다. 이렇게 구성된 특징자는 본 알고리즘에서 중요한 핵심이다.

(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax2, Gmin1)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax2, Gmin2)	(Rmax3, Gmin0)
(Rmax2, Gmin0)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin1)	(Rmax0, Gmin2)	(Rmax1, Gmin1)	(Rmax0, Gmin1)	(Rmax2, Gmin2)
(Rmax1, Gmin2)	(Rmax3, Gmin3)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin0)	(Rmax2, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax0, Gmin2)
(Rmax0, Gmin2)	(Rmax1, Gmin0)	(Rmax0, Gmin2)	(Rmax3, Gmin1)	(Rmax2, Gmin3)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax1, Gmin2)
(Rmax3, Gmin3)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax1, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax0, Gmin1)	(Rmax2, Gmin2)	(Rmax0, Gmin0)	(Rmax1, Gmin3)
(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax1, Gmin1)	(Rmax0, Gmin2)	(Rmax1, Gmin2)	(Rmax1, Gmin3)	(Rmax3, Gmin1)	(Rmax3, Gmin0)
(Rmax2, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin0)	(Rmax0, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin3)	(Rmax1, Gmin1)	(Rmax2, Gmin2)
(Rmax0, Gmin2)	(Rmax3, Gmin1)	(Rmax2, Gmin2)	(Rmax1, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin2)	(Rmax3, Gmin1)

그림 3.6. 칼라의 최대/최소의 특징자를 그룹화한 영상

그림 3.7은 최대/최소 칼라 특징자로 구성된 집합체를 칼라 코렐로그램을 이용하여 부 영상과 거리 k만큼 떨어진 부분에 같은 부 영상이 얼마나 있는지 확률로 나타낸 것이다. 행렬의 크기가 144x144로 구성되어진다는 것을 확인 할 수 있다. 그리고 같은 부분만 찾기 때문에 행렬의 부분에서 같은 부분을 제외하고는 모두 확률이 없는 것으로 나와 있다.

Rmax3,Rmin3	0.49	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rmax3,Rmin2											
Rmax3,Rmin1	0	0.00	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rmax3,Rmin0											
Rmax3,Gmin3	0	0	0.17	0	0	0	0	0	0	0	0
Rmax3,Gmin2											
Rmax3,Gmin1	0	0	0	0.39	0	0	0	0	0	0	0
Rmax3,Gmin0											
Rmax3,Bmin3	0	0	0	0	0.00	0	0	0	0	0	0
Rmax3,Bmin2											
Rmax3,Bmin1	0	0	0	0	0	0.96	0	0	0	0	0
Rmax3,Bmin0											
:	0	0	0	0	0	0	0.85	0	0	0	0
Rmax2,Rmin3											
Rmax0,Rmin3	0	0	0	0	0	0	0	0.00	0	0	0
:											
Rmax0,Bmin0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.12	0	0
:											
Gmax3,Rmin3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.76	0
:											
Gmax0,Bmin0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.23
:											
Bmax3,Rmin3											
:											
Bmax0,Bmin0											

144 x 144

Rmax3,Rmin3 Rmax3,Rmin2 Rmax3,Rmin1 Rmax3,Rmin0 Rmax3,Gmin3
Rmax3,Gmin2…Rmax2,Rmin3…Rmax0,Rmin3…Rmax0,Bmin0…Bmax0,Bmin0

그림 3.7 칼라의 최대/최소의 특징값 추출 예

B. 유사도 및 성능 측정

영상 데이터베이스에 저장된 여러 영상들 중에서 사용자가 질의한 영상과 가장 유사한 영상을 검색하는 시스템을 구현하기 위해서는 영상들 간의 유사성 척도(Similarity measure)에 대한 정의와 이를 효율적으로 활용하는 방법이 필

요하다.

영상들 간의 유사성 척도는 특징 벡터로 사용된 영상의 속성이 무엇이냐에 따라서 다양한 방법이 있을 수 있다. 유사성 측정은 두 영상 데이터 사이의 유사성을 수치로 나타낸 것이다. 데이터 분석, 색인, 검색 전반에 걸쳐서 밀접한 관계가 있으며, 내용기반 검색 성능 전체에 영향을 주는 핵심기술이라 할 수 있다.

본 논문에서는 질의 영상과 데이터베이스 영상 사이의 내용기반영상검색의 시각 유사성을 계산하였다. 따라서, 검색 결과는 질의 영상과 함께 영상의 유사성에 의해 배열하게 되는 영상의 단일 영상이 아니라 유사도 순으로 뿌려주는 검색 리스트이다. 많은 유사성 측정은 최근 특징 분포의 경험적인 추정에 의거하여 영상검색을 위해 개발되었으며 각각의 유사성/거리 측정은 영상 검색 시스템의 검색 성능에 현저하게 영향을 미칠 것이다. 본 논문의 가장 일반적인 거리 측정은 Swain과 Ballard의해 제안된 정규화한 거리 공통부분이고 또한 정합을 위해 논문에서 사용된다. 유사도 측정은 식(3-4)로 정의 된다.

$$Dist = Dist(k) + \frac{\left|\sum_{k=0}^{N-1}(D[k]) - (Q[k])\right|}{1 + \left\{\sum_{k=0}^{N-1}(D[k]) + (Q[k])\right\}} \qquad (3\text{-}4)$$

여기서, D[k]는 데이터베이스 영상 D의 특징값 D[k]를 나타내고 Q[k]는 질의 영상 Q의 특징값 D[k]를 나타낸다. 그리고 N은 특징값을 이루는 전체 데이터베이스 영상의 개수를 나타낸다. 두 영상 D, Q의 유사도 Dist는 [0, 1]사이의 실수값을 가지며 Dist의 영상간의 차이가 0에 가까운 값일수록 두 영상은 더 유사한 영상으로 간주된다.

본 논문의 성능 평가로서는 영상검색시스템을 개발하는 과정에서 시스템의

구성과 영상내의 특징을 추출하는 방법의 개발도 중요하지만 이에 못지않게 시스템의 성능을 분석할 수 있는 성능평가과정은 매우 중요하다. 그러나 성능평가를 위해 사용하고 있는 평가도구가 문헌마다 달라서 일관성 있는 기준을 설정하지 못하고 있으며 성능을 평가하기 위해 공통적으로 사용할 수 있는 실험영상도 존재하지 않아 일반적인 영상을 시험용으로 사용하고 있다. 이에 개선을 할 수 있는 많은 연구가 요구 되고 있다.

본 논문에서는 영상검색의 성능을 평가하기 위하여, 멀티미디어 컨텐츠 기술에 관한 표준인 MPEG-7에서 멀티미디어 검색 방법의 성능 평가 척도로 권고하는 ARR(Average Retrieval Recall)을 사용하였으며 ARR은 검색율을 평가하기 위하여 설계된 척도이다.

ARR은 영상 데이터베이스 내에서 질의 영상과 관련된 영상의 개수와 검색결과 중에서 질의 영상과 관련된 영상의 개수의 비율로 나타내며, 질의 영상과 관련된 영상이 얼마나 많이 검색되는지를 평가하는 척도이다. ARR을 측정하기 전 Recall을 먼저 측정해야 한다.

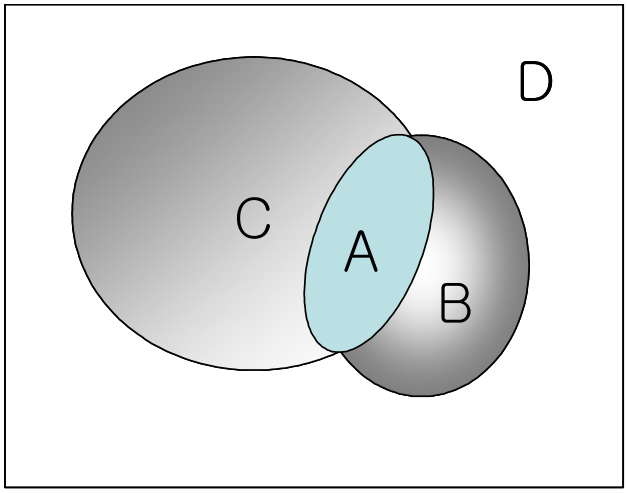


그림 3.8 Recall의 구성 방법

표 3.1. Recall 구성의 기호

집합의 구성	기 호	의 미
A+B+C+D	DB	전체 영상의 수
A+C	T	전체 영상 중에서 질의와 관련된 영상의 총수
A+B	Ri	전체 영상 중에서 검색된 영상의 수
B+D	Nq	전체 영상 중에서 질의영상과 관련 없는 영상의 수
A	Rr	검색된 영상 중에서 질의영상과 관련된 영상의 수

Recall값은 영상 데이터베이스에서 질의와 관련된 영상 중 검색된 영상의 비율로써 다음의 구성된 기호들을 이용해서 식(3-5)를 나타낼 수 있다.

$$\mathrm{Recall} = \frac{Rr}{T} \tag{3-5}$$

Recall은 [0, 1]사이의 실수값을 가지며, 1에 가까운 값을 가질수록 검색율이 높다는 것을 의미한다. ARR은 한 영상 검색 시스템이 모든 질의 영상들에 대해 관련된 영상을 얼마나 많이 검색하는지를 평가하는 척도이며 ARR은 모든 질의 영상 q에 대한 Recall(q)의 합의 평균을 의미하고 식(3-6)으로 나타낼 수 있다.

$$ARR = \frac{1}{n(Q)} \sum_{q \in Q} \mathrm{Re}call(q) \tag{3-6}$$

ARR은 [0, 1] 사이의 실수값을 가지며 1에 가까운 값을 가질수록 검색율이 높다는 것을 의미한다.

IV. 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 알고리즘은 다양한 칼라 영상에 대하여 MATLAB 7.1 소프트웨어를 사용하여 실험하였다. 본 실험은 질의 영상이 모두 같은 상태에서 분석된다. 먼저 질의 영상은 모두 같게 하였다. 영상검색 방법을 설명하기 위해 데이터베이스 영상을 20 ~ 3000개로 놓고 비교되는 영상에 따라 10 ~ 20개를 찾도록 정의하여 놓았다. 실험에서 질의 영상과 비슷한 영상은 알맞은 영상의 개수로 만들어놓았다. 본 알고리즘의 시뮬레이션은 다양한 영상을 대상으로 기존 2가지의 방법과 제안한 알고리즘의 특징값들을 미리 데이터에 저장해 놓았다. 저장해 놓은 데이터는 나중에 다른 질의 영상을 입력 시켰을 때 따로 계산을 하지 않고 질의 영상만 계산되고 데이터의 특징값들을 이용해 유사도 측정을 비교하여 결과 영상을 도출하게 된다.

그림 4.1의 실험 영상은 본 시뮬레이션을 구현하기 위한 실험 영상으로 사용되었다. 먼저 본 알고리즘의 이해를 돕기 위해 데이터베이스를 그림 4.1과 같이 실험 영상을 20개로 정한 후 20개의 영상에서 질의 영상을 선택한다. 선택된 질의 영상은 본 알고리즘을 이용하여 데이터베이스 영상들과 비교되어 검색 결과를 나타낸다. 검색 결과는 데이터베이스 20개중에 검색 결과를 20개로 나타내었으며 유사도 순으로 출력 되도록 하였다.

1.jpg 2.jpg 3.jpg 4.jpg 5.jpg

6.jpg 7.jpg 8.jpg 9.jpg 10.jpg

11.jpg 12.jpg 13.jpg 14.jpg 15.jpg

16.jpg 17.jpg 18.jpg 19.jpg 20.jpg

그림 4.1 실험 영상

먼저 그림 4.1을 실험 영상으로 두고 그림 4.1의 6.jpg를 질의 영상으로 정한 후 실험을 수행하였다. 그림 4.2는 질의 영상이다.

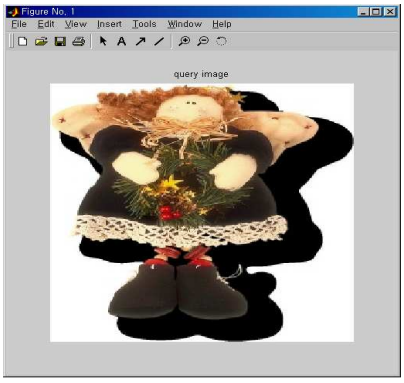


그림 4.2. 질의 영상 6.jpg

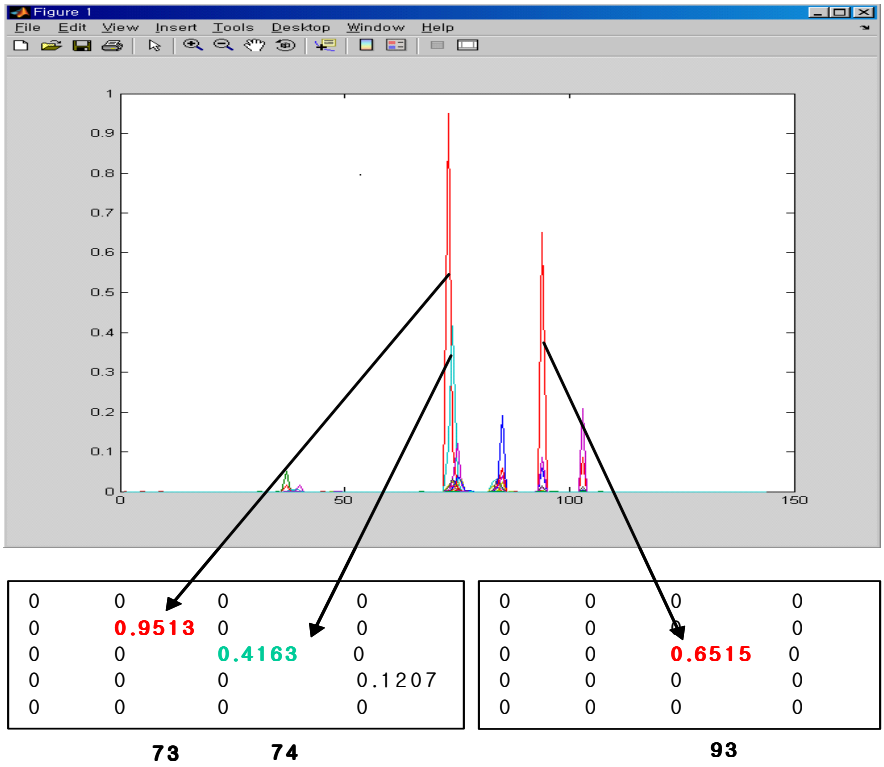


그림 4.3 질의 영상의 특징값 추출

그림 4.3에서 보듯이 최대/최소 칼라 코렐로그램을 이용하여 특징값들이 추출된다.

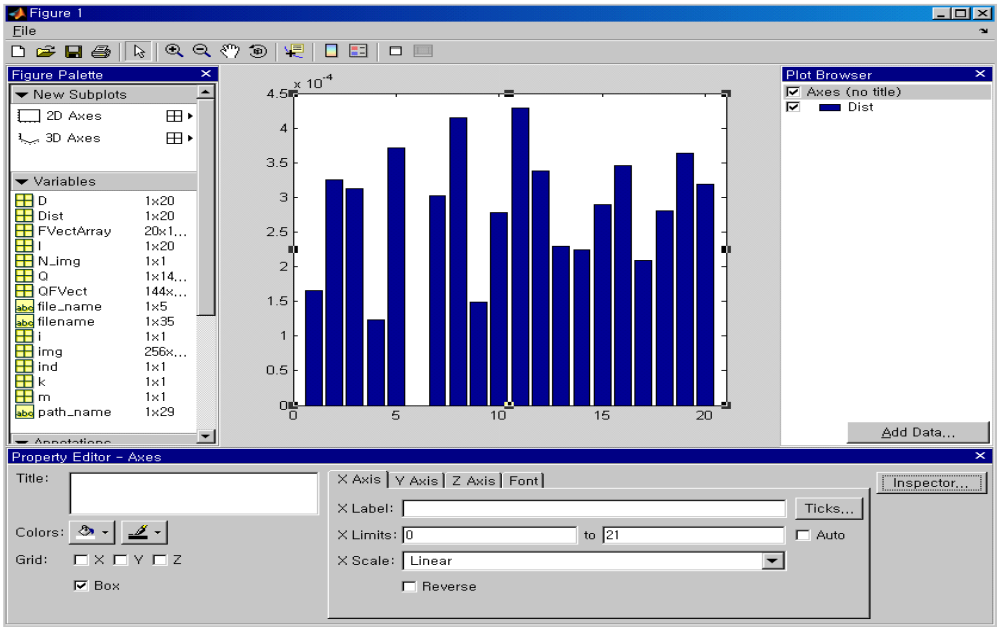


그림 4.4 특징값을 이용한 유사성 측정 데이터베이스 영상 순위

표 4.1 특징값을 이용한 유사성값 측정 데이터베이스 영상 순위

Image Number	1	2	3	4	5
Similarity Value	0.000165	0.000325	0.000313	0.000123	0.000372
	6	7	8	9	10
	0.000000	0.000302	0.000415	0.000149	0.000278
	11	12	13	14	15
	0.000429	0.000339	0.000229	0.000224	0.000290
	16	17	18	19	20
	0.000346	0.000209	0.000281	0.000363	0.000319

그림 4.4와 표 4.1에서는 최대/최소 칼라 코렐로그램을 이용한 특징값의 유사도 값들을 플로우 차트와 표로 나타내었다. 그림 4.4와 표 4.1의 순위는 데이터베이스 영상의 번호에 맞추어 유사도의 순위가 정해졌다.

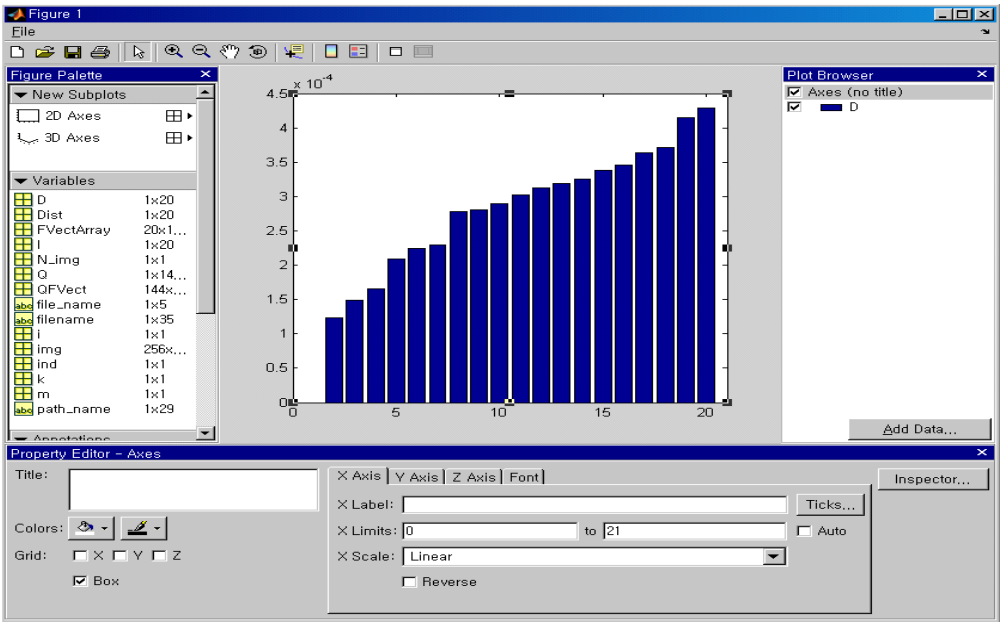


그림 4.5 특징값을 이용한 유사성 측정 영상검색 순위

표 4.2 특징값을 이용한 유사성값 측정 영상검색 순위

Image Number	6	4	9	1	17
Similarity Value	0.000000	0.000123	0.000149	0.000165	0.000209
	14	13	10	18	15
	0.000224	0.000229	0.000278	0.000281	0.000290
	7	3	20	2	12
	0.000302	0.000313	0.000319	0.000325	0.000339
	16	19	5	8	11
	0.000346	0.000363	0.000372	0.000415	0.000429

마찬가지로 그림 4.5와 표 4.2에서도 그림 4.4와 표 4.1과 같은 방식으로 나타내었지만 20개의 영상검색은 유사도 측정값의 순위대로 재배열되어 영상검색이 이루어졌다.

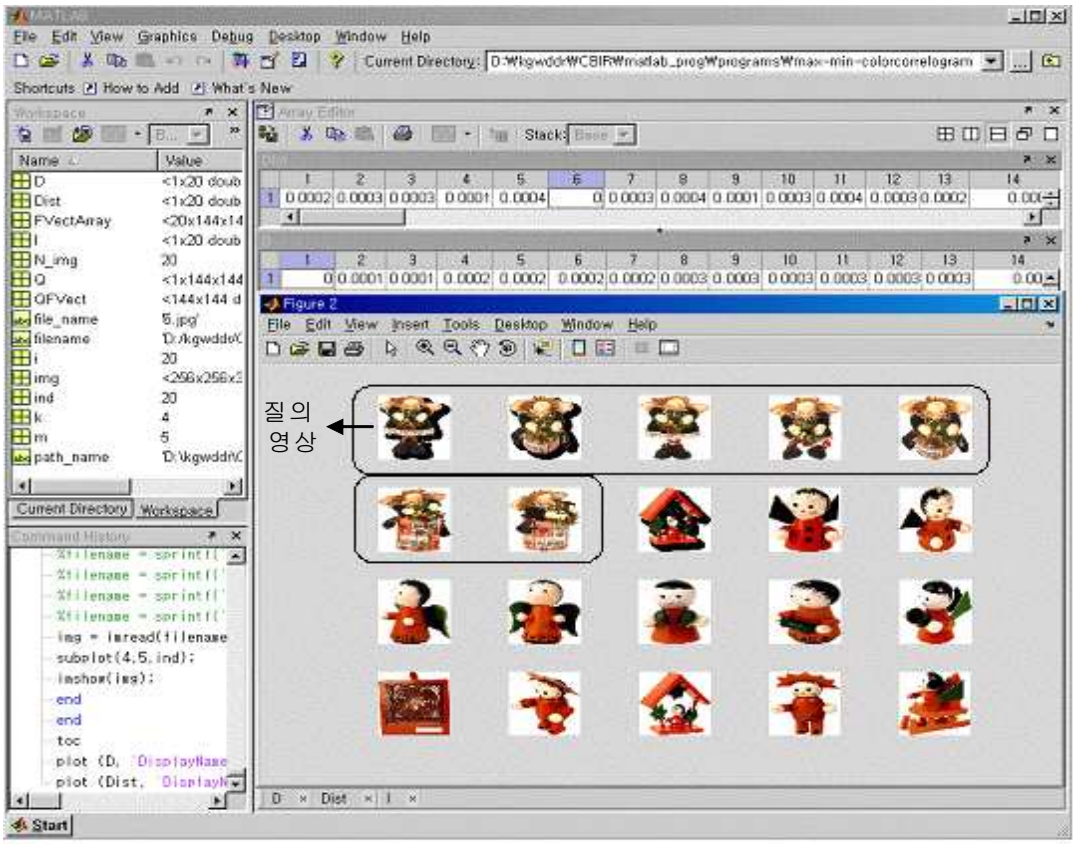


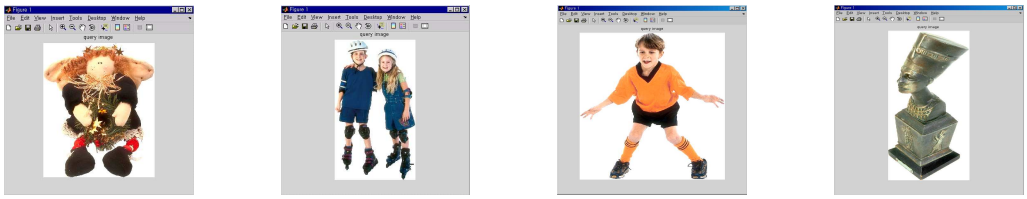
그림 4.6 유사도 값에 의한 영상 검색

표 4.3 유사성값 측정 검색 영상의 오차율

Image Number	6	4	9	1	17
relative error	0.000	0.254	0.267	0.269	0.235
	14	13	10	18	15
	0.237	0.240	0.691	0.742	0.769
	7	3	20	2	12
	0.774	0.784	0.785	0.791	0.793
	16	19	5	8	11
	0.805	0.812	0.815	0.825	0.828

그림 4.6에서 보면 질의 영상을 가장 먼저 찾는 것을 확인할 수 있다. 그 다음의 영상들은 질의 영상들과 비슷한 칼라를 가지는 영상들의 순으로 찾아 졌다. 20개의 데이터베이스 영상 중 7개의 유사 영상이 유사도 순으로 찾아지는 것을 확인 할 수 있다. 표 4.3의 오차율은 유클리디언 오차거리를 이용하여 질의 영상과 유사 영상들 간의 특징값의 오차를 나타낸 것이다. 유사도 순으로 나열되었기 때문에 오차율의 순서도 유사도 순서와 같게 나온다. 영상 마다 유사 영상값의 오차율의 임계값이 다르므로 각 영상의 정보에 따라 가중치를 주어야 한다.

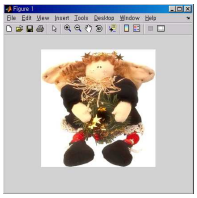
다음 그림의 실험들은 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 성능 비교를 위하여 데이터베이스를 변경한 후 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 성능이 우수함을 보여주기 위해 실험을 하였다.



Q1 Q2 Q3 Q4

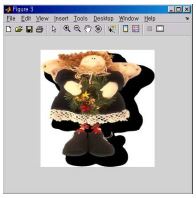
그림 4.7 질의 영상

그림 4.7과 같은 질의 영상들에 대한 각각의 데이터베이스를 50 ~ 500개를 놓고 각각의 질의 영상들의 유사 영상들을 그림 4.8에서 나타내었다. 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 질의 영상에 대한 얼마나 많은 유사 영상들이 찾아지는 성능을 보여 주고 있다.



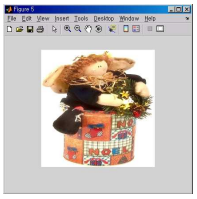
Q1-1

Q1-2



Q1-3

Q1-4

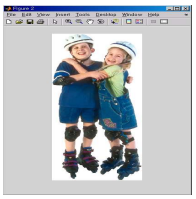


Q1-5

Q1-6

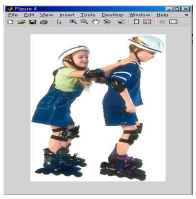
(a) DB 50개의 유사영상 6개

Q2-1



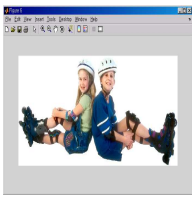
Q2-2

Q2-3

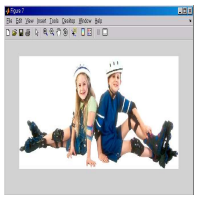


Q2-4

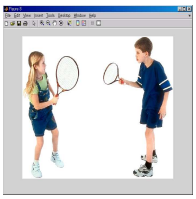
Q2-5



Q2-6



Q2-7

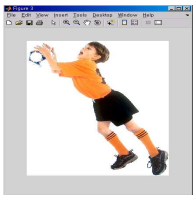


Q2-8

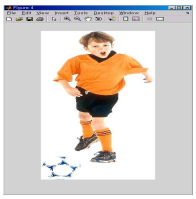
(b) DB 50개의 유사영상 8개

Q3-1

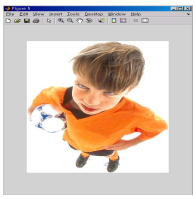
Q3-2



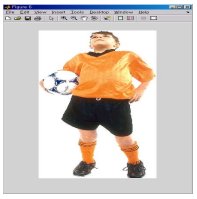
Q3-3



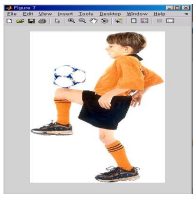
Q3-4



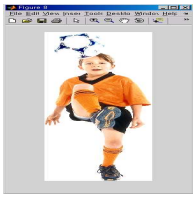
Q3-5



Q3-6



Q3-7

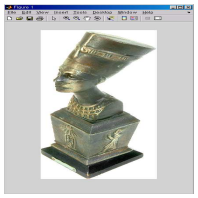


Q3-8

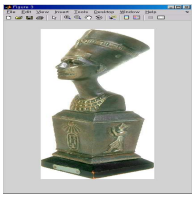
Q3-9

Q3-10

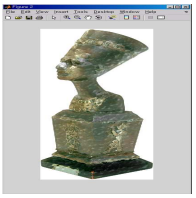
(c) DB 500개의 유사영상 10개



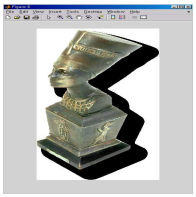
Q4-1



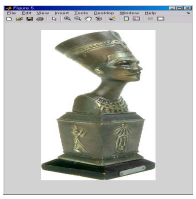
Q4-2



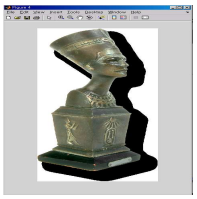
Q4-3



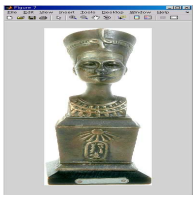
Q4-4



Q4-5



Q4-6



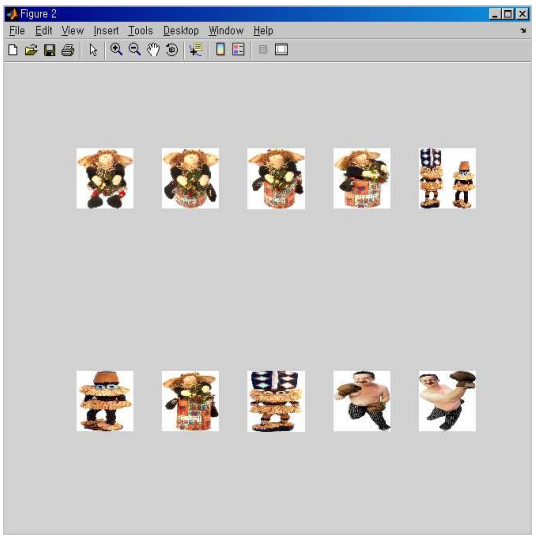
Q4-7

(d) DB 500개의 유사영상 7개

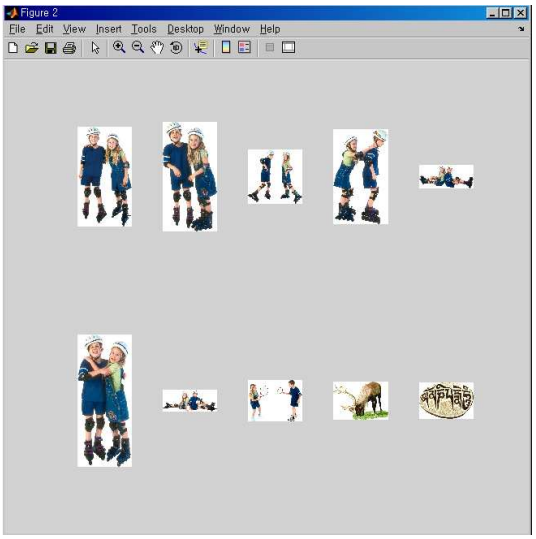
그림 4.8 (a), (b), (c), (d) 유사영상

각각의 질의 영상들에 대한 각각의 유사영상들에서 기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘의 검색 결과와 알고리즘의 성능을 다음의 그림에서 설명하였다.

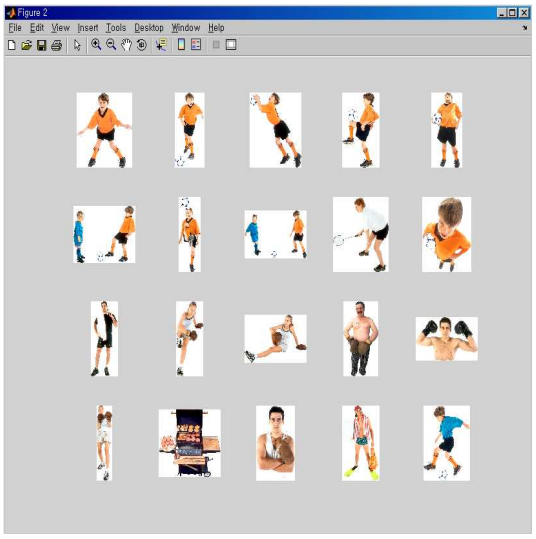
그림 4.9는 기존의 알고리즘 칼라 히스토그램의 검색 결과를 나타내었으며, 그림 4.10은 칼라 코렐로그램의 검색 결과를 나타내었다. 그리고 그림 4.11은 제안한 알고리즘인 최대/최소 칼라 코렐로그램을 나타내었다. 제안한 알고리즘인 최대/최소 칼라 코렐로그램이 기존의 알고리즘인 칼라 히스토그램과 칼라 코렐로그램보다 성능이 더 우수하다는 것을 보여주는 것을 확인할 수 있다.



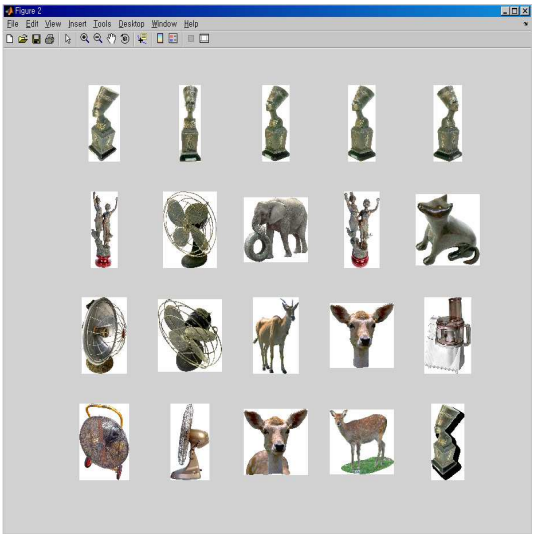
(a)



(b)



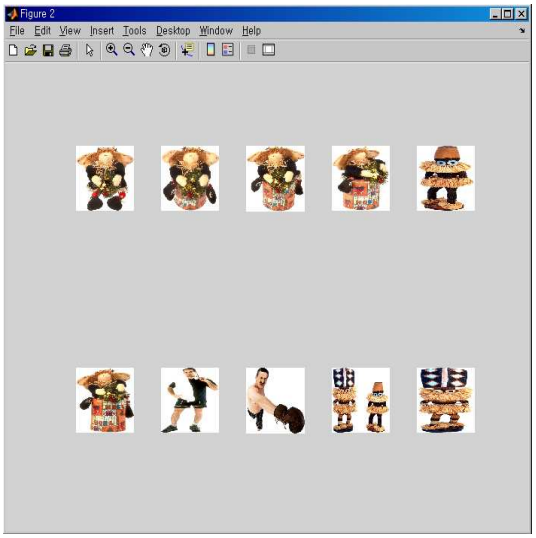
(c)



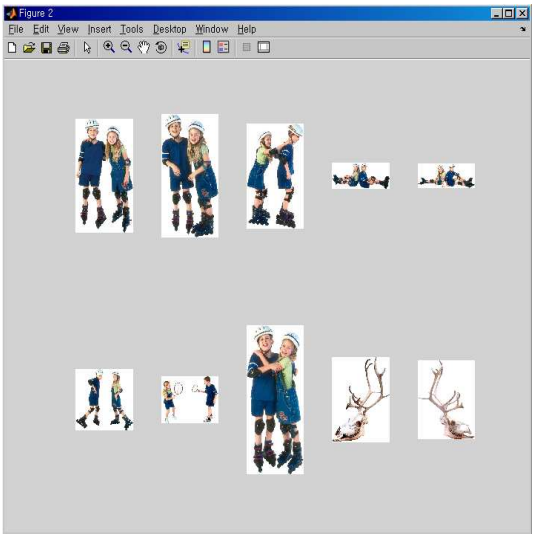
(d)

그림 4.9 (a),(b),(c),(d) 칼라 히스토그램 결과 영상

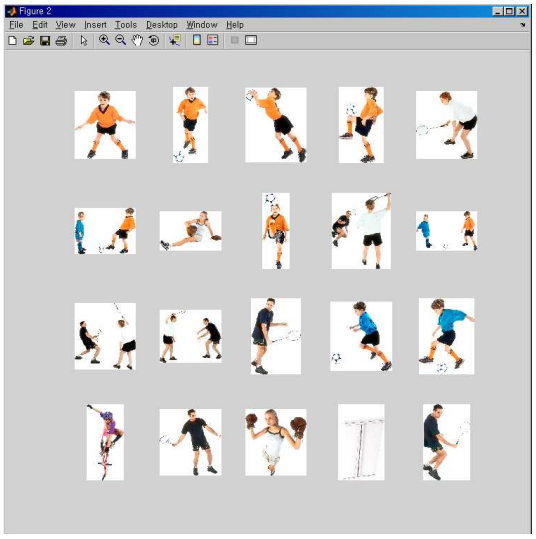
칼라 히스토그램은 각각의 성능 측정값인 Recall 값이 (a-0.83), (b-1.00), (c-0.90), (d-0.86)으로 측정되었다.



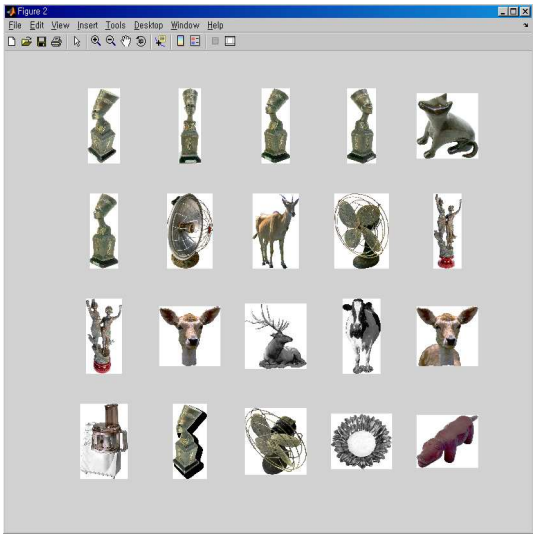
(a)



(b)



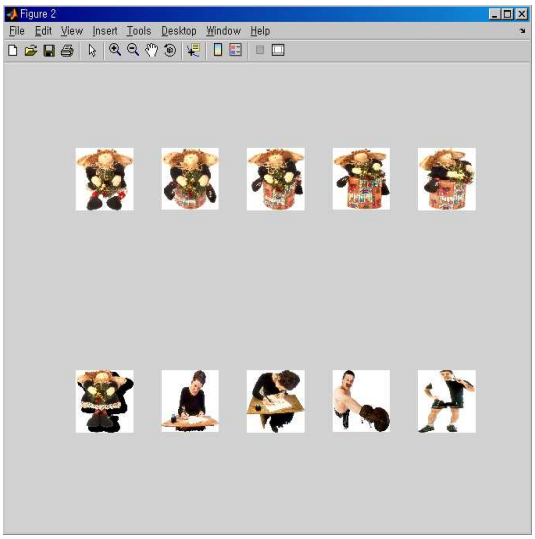
(c)



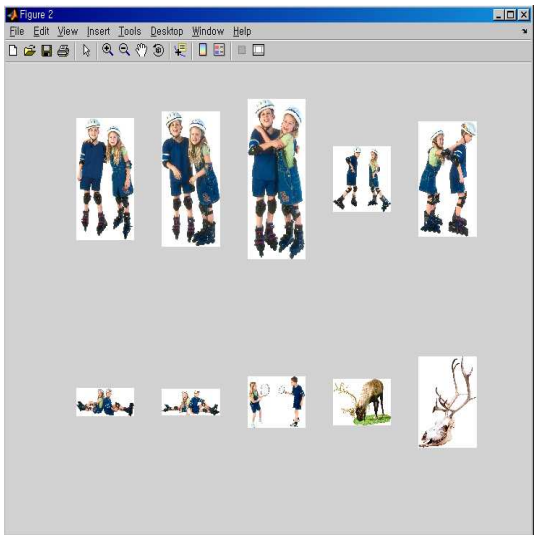
(d)

그림 4.10 (a),(b),(c),(d) 칼라 코렐로그램 결과 영상

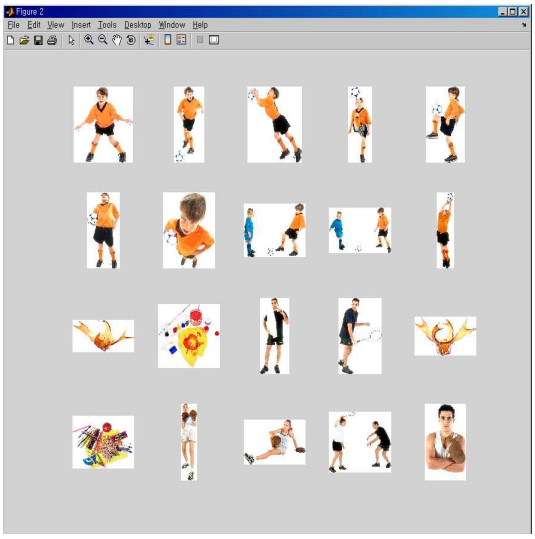
칼라 코렐로그램은 각각의 성능 측정값인 Recall 값이 (a-0.83), (b-1.00), (c-0.70), (d-0.86)으로 측정되었다.



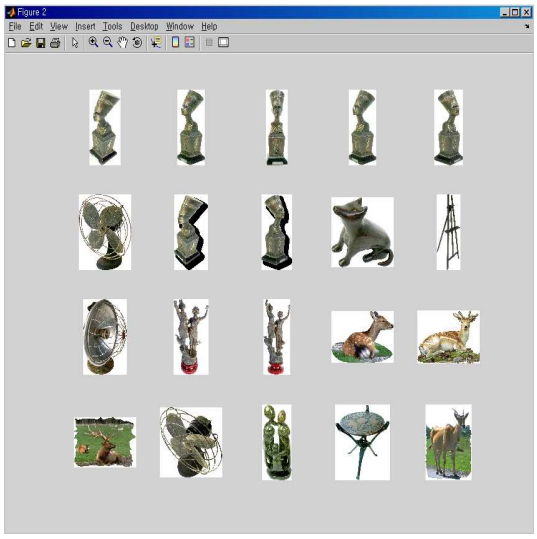
(a)



(b)



(c)



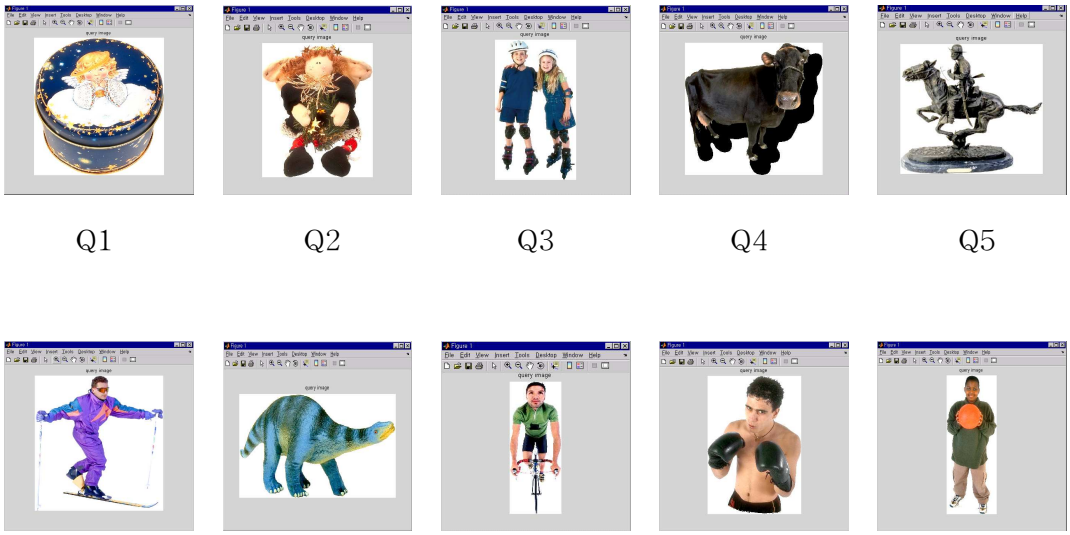
(d)

그림 4.11 (a),(b),(c),(d) 최대/최소 칼라 코렐로그램 결과 영상

위의 두 알고리즘에 비해 최대/최소 칼라 코렐로그램은 각각의 성능 측정값인 Recall 값이 (a, b, c, d - 1.00)으로 향상되었다.

V. 분석 및 고찰

A. 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘 비교

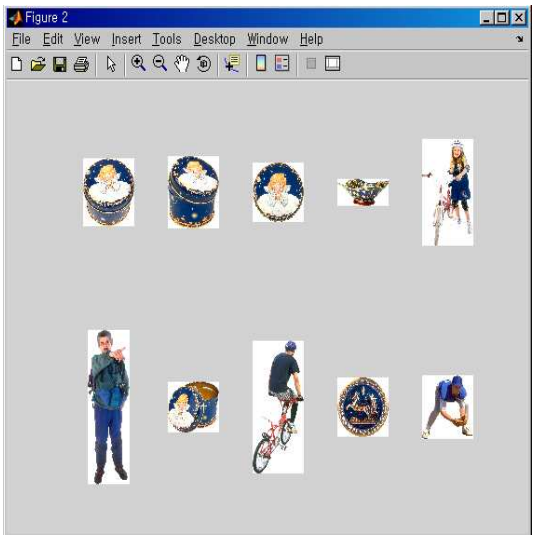


Q1 Q2 Q3 Q4 Q5

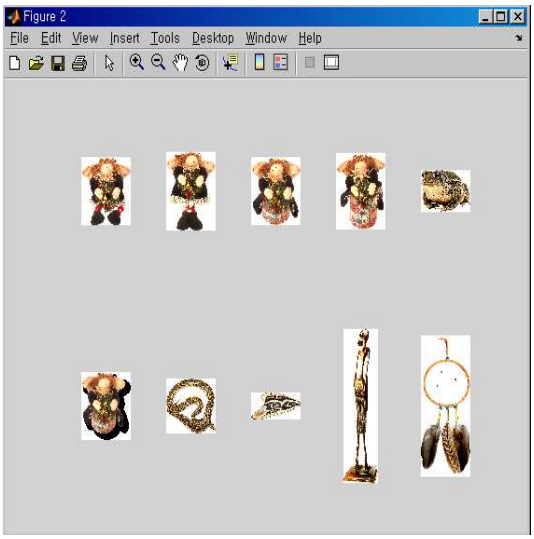
Q6 Q7 Q8 Q9 Q10

그림 5.1 질의 영상

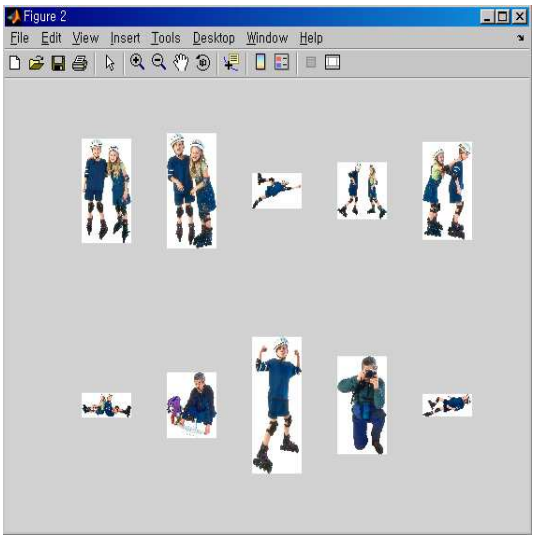
본 알고리즘의 성능 측정을 위해 그림 5.1의 질의 영상 Q1 ~ Q10을 갖는 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 검색 결과의 성능 측정을 비교하기 위해 실험에 사용하였다. 질의 영상을 10개로 사용하였으며 각각의 질의 영상 Q1 ~ Q10은 3000개의 데이터베이스 안에 질의 영상에 맞는 유사영상을 가지고 있다. 실험에서 질의 영상과 비교 후 유사도가 높은 순으로 유사영상 10개를 찾도록 정의해 놓았다. 질의 영상에 대한 유사 영상의 개수들이 모두 10개 이하로 정의 해놓았기 때문에 10개만 찾도록 정의 하였다.



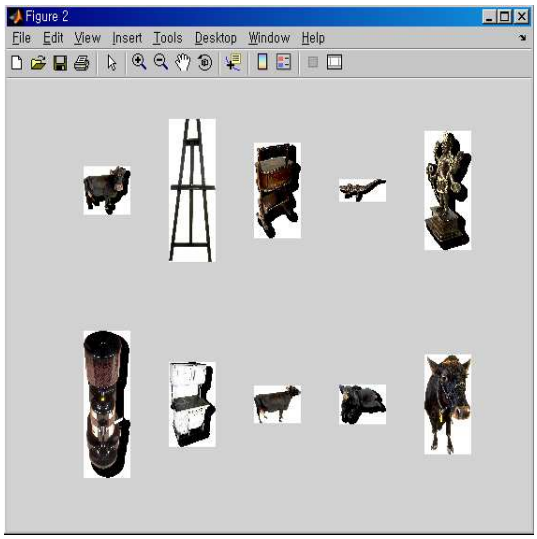
Q1 결과 영상



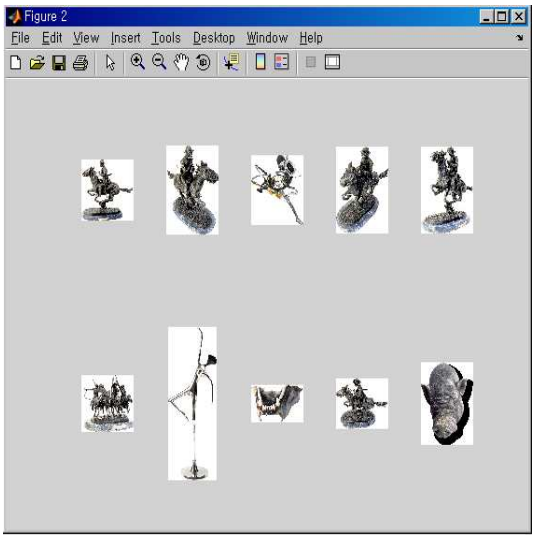
Q2 결과 영상



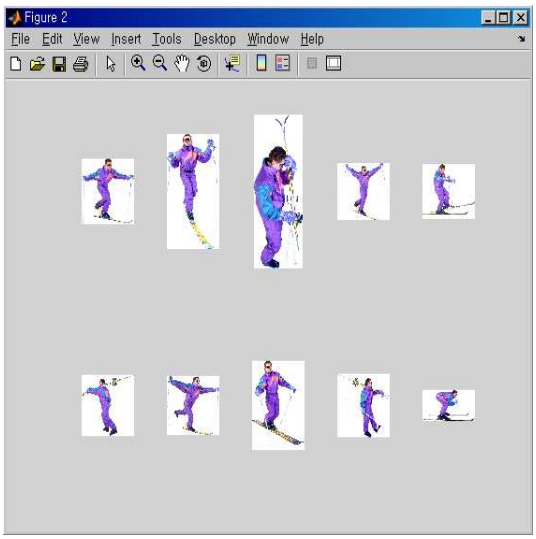
Q3 결과 영상



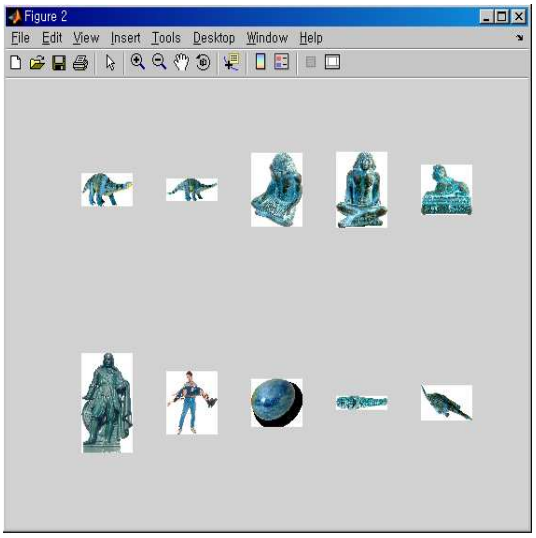
Q4 결과 영상



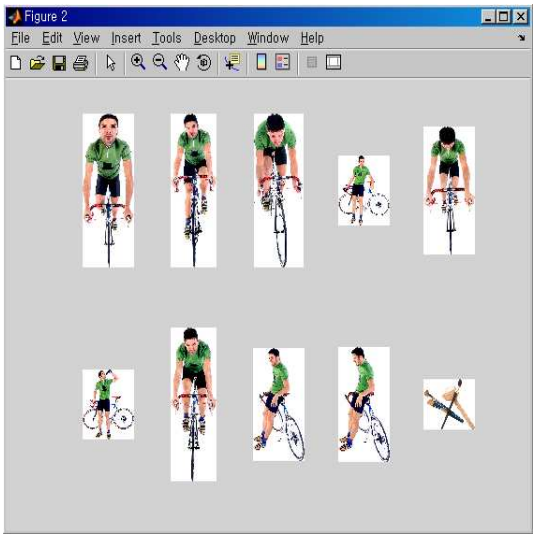
Q5 결과 영상



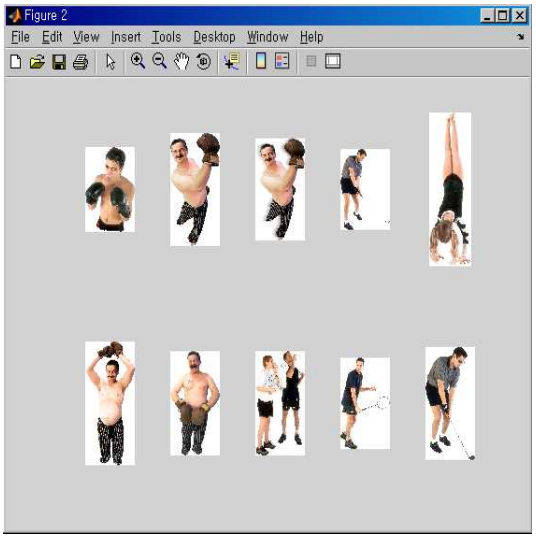
Q6 결과 영상



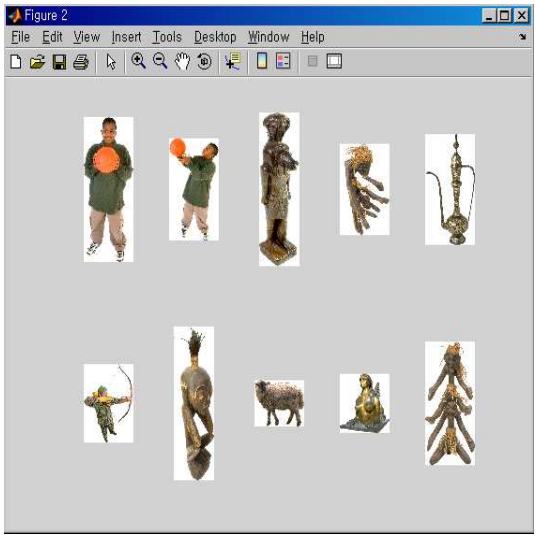
Q7 결과 영상



Q8 결과 영상

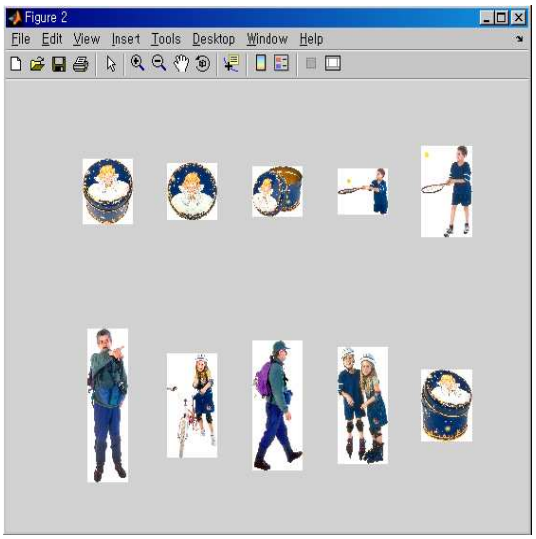


Q9 결과 영상

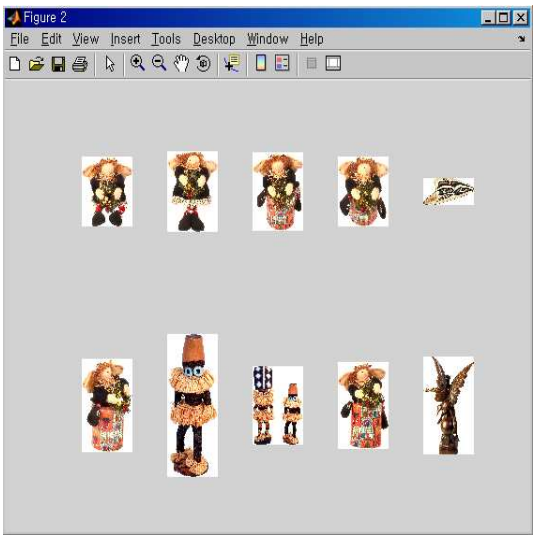


Q10 결과 영상

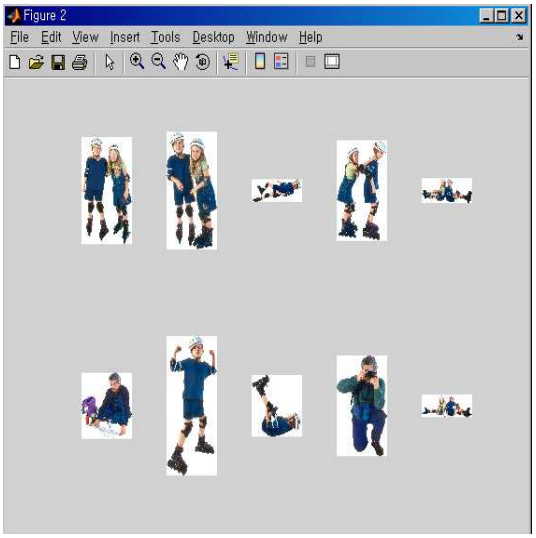
그림 5.2 질의 영상(그림 5.1)을 갖는 칼라 히스토그램 검색 결과



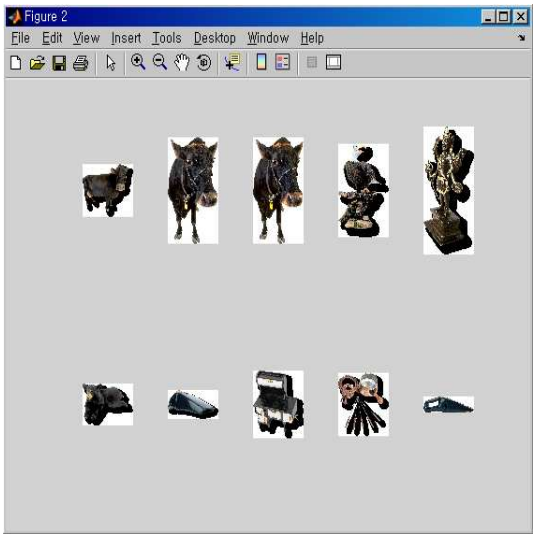
Q1 결과 영상



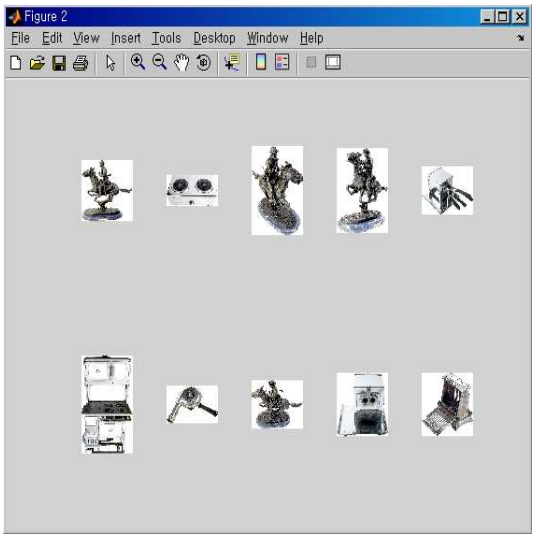
Q2 결과 영상



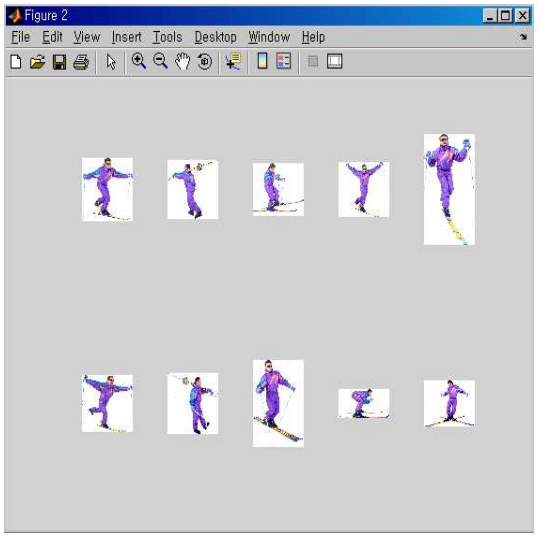
Q3 결과 영상



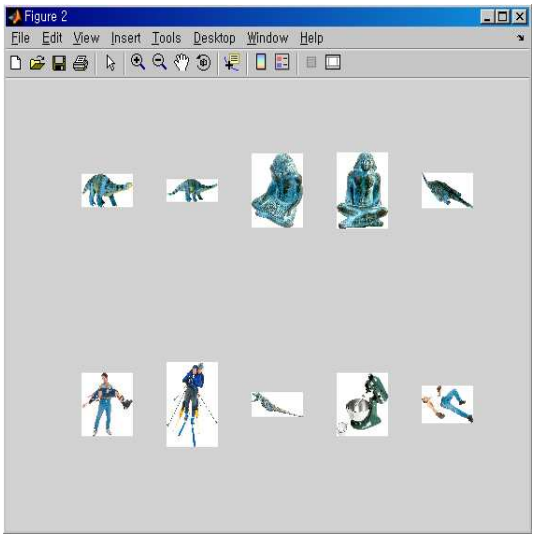
Q4 결과 영상



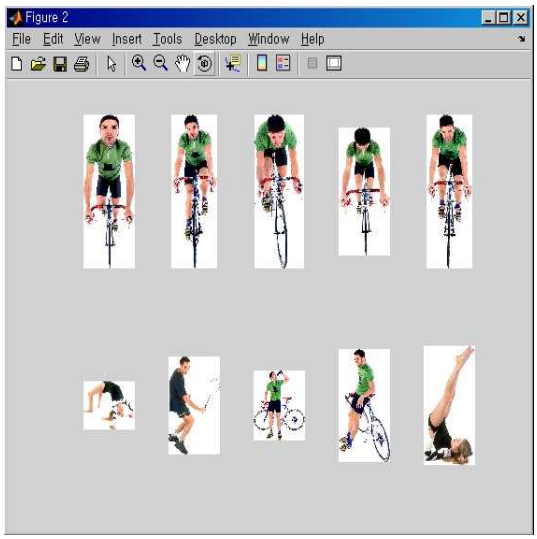
Q5 결과 영상



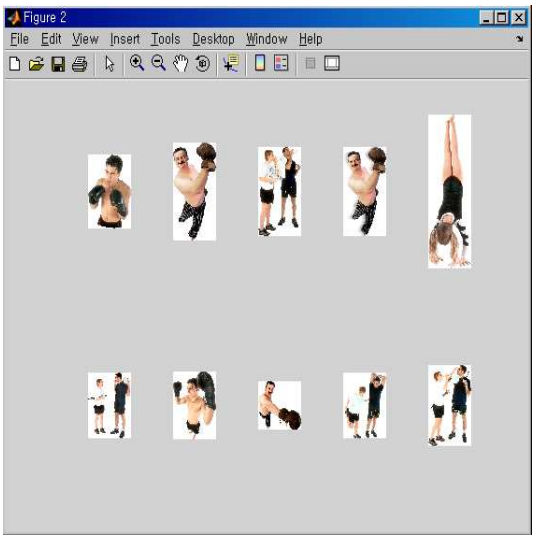
Q6 결과 영상



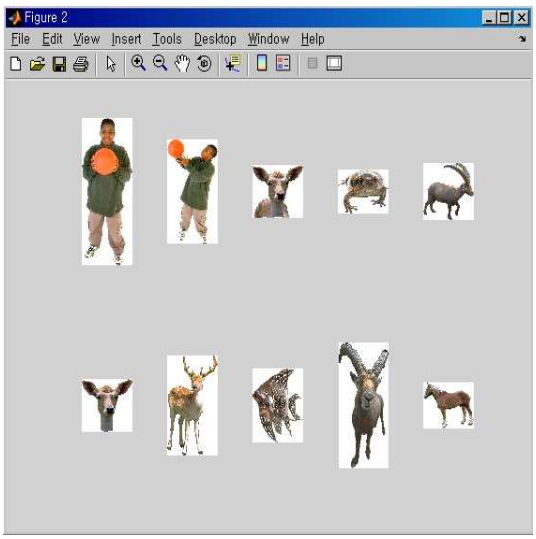
Q7 결과 영상



Q8 결과 영상

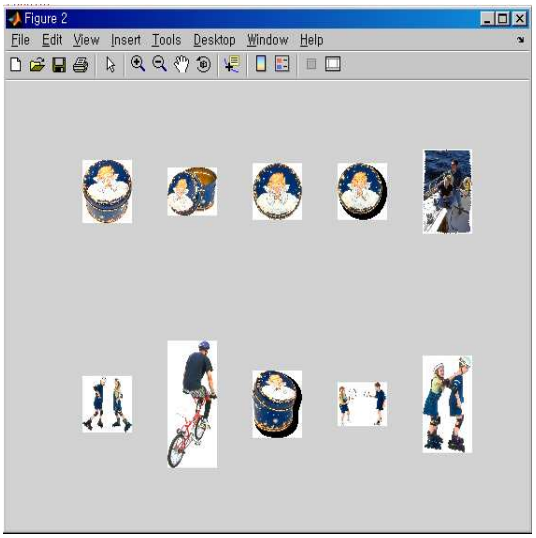


Q9 결과 영상

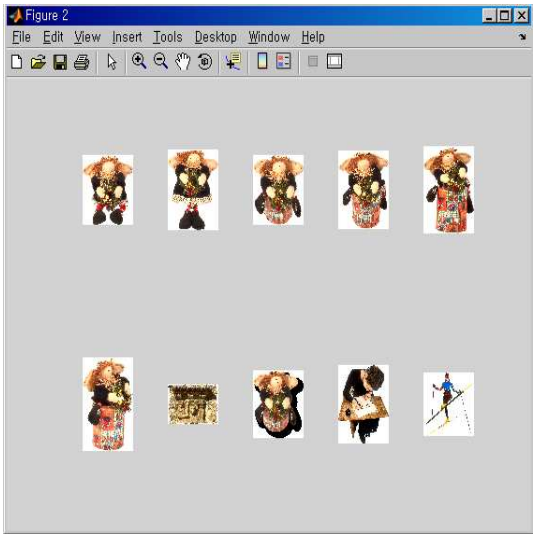


Q10 결과 영상

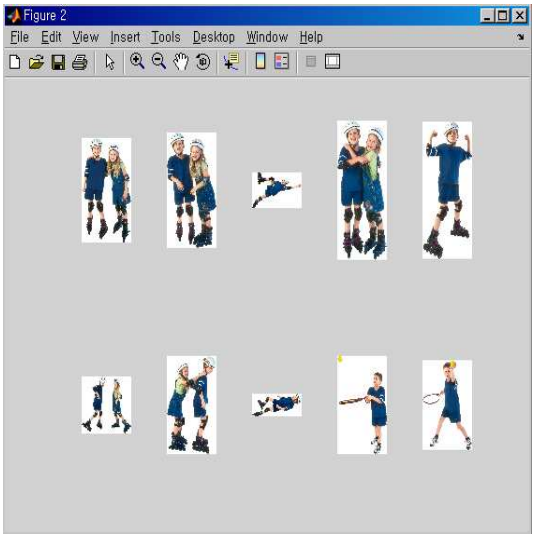
그림 5.3 질의 영상(그림 5.1)을 갖는 칼라 코렐로그램 검색 결과



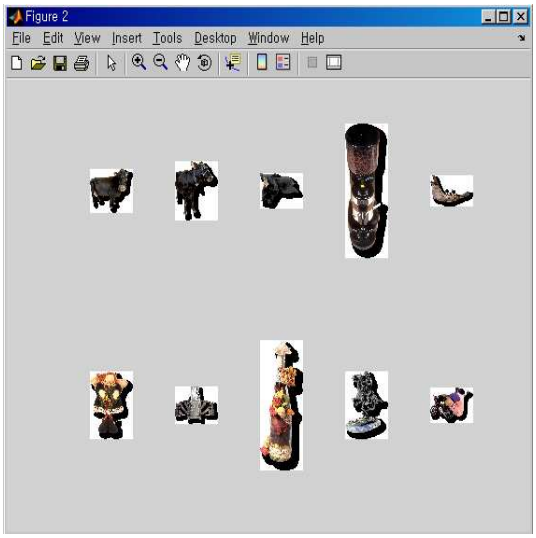
Q1 결과 영상



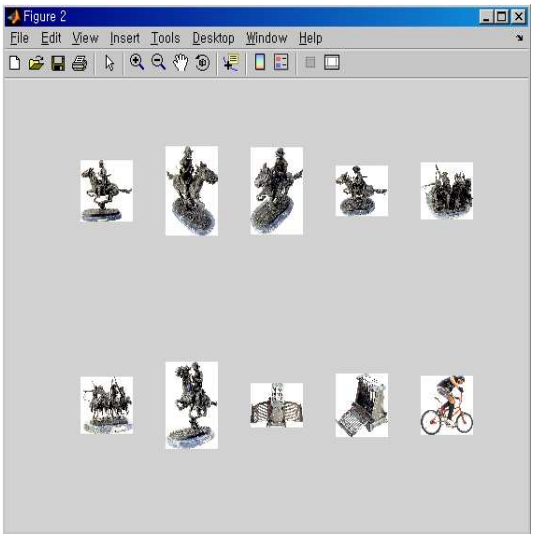
Q2 결과 영상



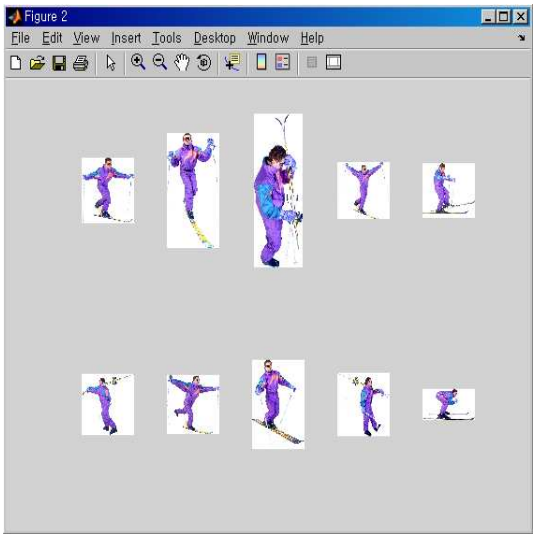
Q3 결과 영상



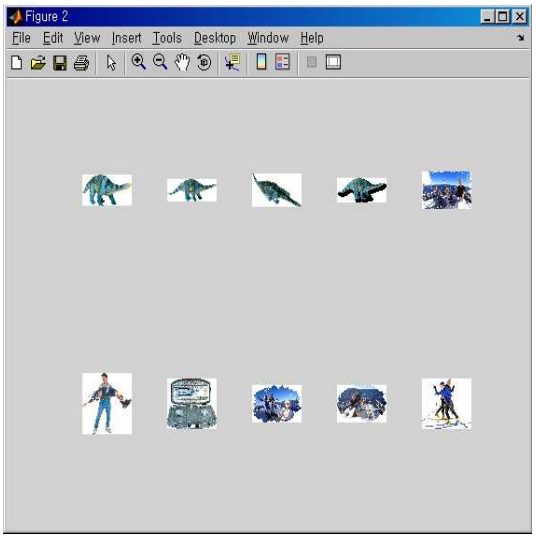
Q4 결과 영상



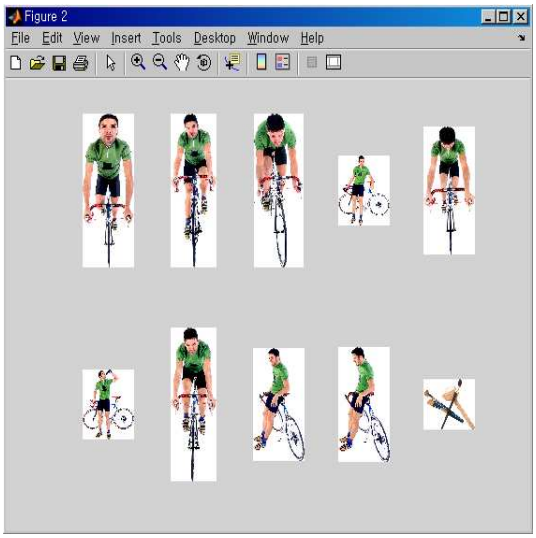
Q5 결과 영상



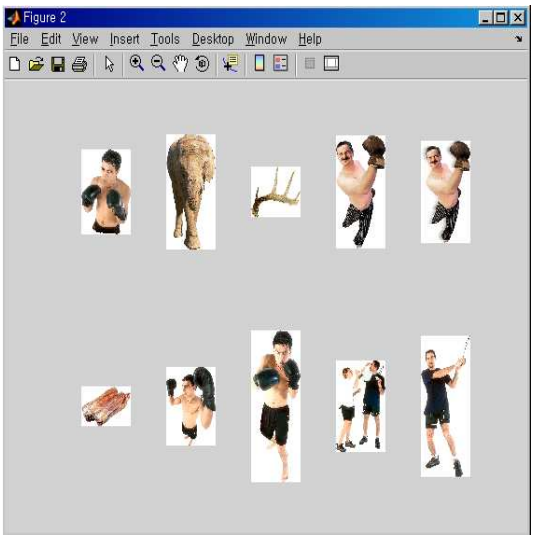
Q6 결과 영상



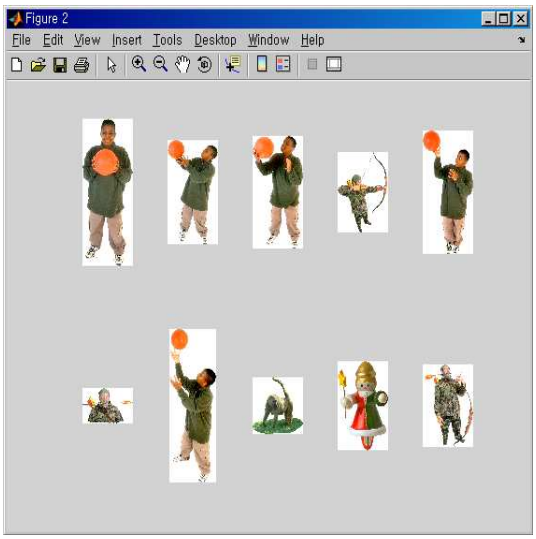
Q7 결과 영상



Q8 결과 영상



Q9 결과 영상



Q10 결과 영상

그림 5.4 질의 영상(그림 5.1)을 갖는 최대/최소 칼라 코렐로그램 검색 결과

표 5.1. 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 성능 분석

Simulation \ Method		Color histogram	Color Correlogram d = 1	Color Correlogram d = 2	Max/Min Color Correlogram d = 1	Max/Min Color Correlogram d = 2
Image Q1	Recall	0.66	0.66	0.66	0.80	0.83
Image Q2	Recall	0.63	0.70	0.75	0.85	0.88
Image Q3	Recall	0.75	0.63	0.63	0.63	0.63
Image Q4	Recall	0.43	0.43	0.43	0.43	0.43
Image Q5	Recall	0.66	0.44	0.44	0.70	0.78
Image Q6	Recall	0.90	0.95	1.00	1.00	1.00
Image Q7	Recall	0.75	0.95	1.00	1.00	1.00
Image Q8	Recall	0.75	0.70	0.70	0.70	0.75
Image Q9	Recall	0.14	0.29	0.29	0.43	0.43
Image Q10	Recall	0.33	0.33	0.33	0.83	0.83
Average	ARR	0.60	0.61	0.62	0.74	0.76

표 5.1은 본 논문에서 제안한 최대/최소 칼라 코렐로그램과 기존 알고리즘의 성능비교 결과이다. 공간정보를 이용한 칼라 코렐로그램은 거리에 따라 성능

값이 다르지만 거리를 변경하여 실험하여 본 결과 거리를 2로 하였을 때 좋은 검색 성능을 보이는 것으로 확인 되었다. 마찬가지로 공간정보를 이용한 최대/최소 칼라 코렐로그램도 거리를 2로 하였을 때 가장 좋은 성능을 보인 것으로 확인되었다. 또한 기존 알고리즘보다 제안한 알고리즘이 최대 0.16 에서 최소 0.14의 성능 향상을 보인다.

표 5.2 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 비교 결과

Method \ Measure		ARR
기존 알고리즘	Color histogram	0.60
	Color Correlogram d = 1	0.61
	Color Correlogram d = 2	0.62
	Average	0.61
제안된 알고리즘	Max/Min Color Correlogram d = 1	0.74
	Max/Min Color Correlogram d = 2	0.76
	Average	0.75

표5.2 에서는 기존의 알고리즘의 ARR 평균값과 제안한 알고리즘의 ARR의 평균값을 비교 해보았다. 제안한 알고리즘이 더 좋은 성능을 보인 것이 확인 되었다.

Ⅵ. 결론

본 논문에서는 영상검색을 위해 칼라 특징과 공간정보를 이용한 영상검색 알고리즘을 제안하였다. 칼라 영상의 칼라는 RGB로 정하여, 각 화소의 칼라를 부 영역 R,G,B로 분할하였다. 분할된 각각의 부 영역의 RGB에서 각 칼라의 최대/최소 특징자로 구성한 후 하나의 영상으로 배열하여 만들었다. 구성된 하나의 영상을 공간정보를 이용할 수 있는 칼라 코렐로그램을 사용하여 단순한 칼라의 빈도수를 특징으로부터 오는 단점을 공간 정보를 이용하여 칼라의 최대/최소값을 이용한 검색 시스템을 제안하였다. 제안한 알고리즘에 따라 여러 칼라 영상들을 시험 영상으로 사용하여 시뮬레이션 한 결과 다음과 같은 사실을 확인하였다.

- 칼라 영상의 단순한 칼라 빈도수를 나타내는 칼라 히스토그램보다 더 좋은 성능을 확인하였다.
- 칼라 영상의 방대한 양의 칼라 정보를 공간 정보로 사용하는 칼라 코렐로그램 보다 성능이 더 좋은 것을 확인하였다.
- 최대/최소값으로 만들어진 칼라 특징값을 사용함으로써 단순 칼라 보다 검색 성능이 더 우수한 결과를 확인하였다.
- 시험 영상들에 대한 시뮬레이션 결과 기존 알고리즘 보다 제안된 알고리즘이 0.14 ~ 0.16 정도의 성능이 향상됨으로써 그 효율성을 입증하였다.

본 연구에서 제안한 칼라 특징과 공간정보를 이용한 영상검색 시스템'의 개발로 대규모 멀티미디어 데이터베이스로부터 질의 영상과 유사 영상을 추출하기 위한 칼라 영상의 영상검색 기법으로 널리 활용될 것으로 기대된다.

앞으로의 연구는 제안한 방법의 문제점인 특징 추출에 대한 계산량 단축에 관한 문제와 특징 벡터의 크기에 관한 문제를 해결하기 위한 연구를 하고자 한다. 또한 본 연구에 맞추어 칼라와 형태 정보에 관한 정확한 특징 추출 방법에 대하여 연구하고자 한다.

참고문헌

[1] W. Niblack, R. Barber, W. Equits, M. Flickner, E. Glasman, D. Petkovic, P. Yanker, C. Faloutsos and G. Taubin, "The Qbic Project : Querying Images", proceeding of SPIE 1908, pp. 173-187, 1993.

[2] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, "NETRA : A Toolbox for navigating large image databases", ICIP'97, Santa Barbara, October 1997.

[3] Virginia E. Ogle and Michael Stonebraker, "Chabot : Retrieval from a Relational Database of images", IEEE Computer, 28(9), 1995.

[4] M.J. Swain and D.H. Ballard, "Color indexing", International Journal of Computer Vision, Vol. 7, No. 1, pp. 11-32, 1991.

[5] V. Gudivada, V. Raghavan, "Content-Based Image Retrieval Systems," IEEE Computers, 28(9), pp. 18-22, 1995.

[6] B. Scasellati, S. Alexopoulos, and M. Flickener, "Retrieval images by 2-D shape: A comparison of computation methods with human perceptual judgements," Proc. SPIE: Storage Retrieval Image video Databases Ⅲ 2185, pp. 2-14, February 1995.

[7] Alberto Del Bimbo, "Visual Information Retrieval," Morgan Kaufmann Publishers, 1999.

[8] Brian V. Funt and Graham D. Finlason, "Color constant color indexing," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 17, No. 5, pp. 522-529, May 1995.

[9] Yong Rui and Thomas S. Huang, "Image retrieval: Current technologies, promising directions, and open issues,"Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 10, pp. 39-62, 1999.

[10] Theo Gevers and Arnold W.M. Smeulders, "PicToSeek: Combining

color and shape invariant features for image retrieval," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, No. 1, pp. 102-119, January 2001.

[11] G. C. Gotlieb and H.E. Kreyszig, "Texture descriptors based on co-occurrence matrices,"Computer Vision, Graphics, and Image Processing 51, 1990.

[12] Arnold W.M. Smeulders, Marcel Worring, Simone Santini, Amarnath Gupta, and Ramesh Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early years," IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, No. 12, pp. 1349-1380, December 2000.

[13] A.K. Jain and A. Vailaya, "Image retrieval using color and shape,"Pattern Recognition, vol. 29, No. 8, pp. 1233-1244, 1996.

[14] N.R. Howe and D.P. Huttenlocher, "Integrating color, texture, and geometry for image retrieval,"Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 239-247, 2000.

[15] V. Kovalev, S. Volmer, "Color co-occurrence descriptors for querying-by-example," Multimedia Modeling (MMM'98), p. 32-38, 1998.

[16] Jan-Mark Geusebroek, Rein van den Boomgaard, Arnold W.M. Smeulders, and Hugo Geerts, "Color invariance," IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, No. 12, pp. 1349-1380, December 2001.

[17] A. Califano and R. Mohan, "Multidimensional indexing for recognizing visual shapes," IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, No. 4, pp. 373-392, April 1994.

[18] D.A. Forsyth, "A novel algorithm for color constancy,"International Journal of Computer Vision, vol. 5, No. 1, pp. 5-36, 1990.

[19] J. Huang and S.R. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu and R. Zabih, "Spatial color indexing and applications,"International Journal of Computer Vision, vol. 35, No. 3, pp. 245-268, 1999.

[20] M. A. Stricker, "Bounds for the discrimination power of color indexing techniques," Storage and Retrieval for Image and Video Databases II, SPIE Proceedings Series Vol. 2185, pp. 15-24, 1994.

[21] M. A. Stricker and M. Orengo,"Similarity of color images," Storage and Retrieval for Image and Video Databases III, volume 2420 of SPIE Proceedings Series, pp. 381-392, February 1995.

[22] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W.J. Zhu, and R. Zabih, "Image Indexing using Color Correlograms," In Proc. IEEE Comp. Soc. Conf. Comp. Vis. and Patt. Rec., pp. 762-768, 1997.

[23] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, and Z. W. J. "Spatial Color Indexing and Applications," In IEEE International Conference on Computer Vision ICCV '98, 1998.

[24] 안명석, 조석제, "분할된 영상에서의 칼라 코렐로그램을 이용한 내용기반 영상검색", 정보과학회 논문지, vol. 28, no.10, 2001

[25] 안명석, 조석제, "칼라 코렐로그램을 이용한 영상검색", 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, 2002

[26] 박종안, Muhammad Bilas Ahmad, "Modified Color Co-occurence Matrix for Image Retrival", Springer, LNCS 3661, 2005.9

[27] Greg Pass and Ramin Zabih, "Histogram Refinement for Content-based Image Retrieval," Workshop on the Application of Computer Vision, 1996.

[28] Greg Pass, Ramin Zabih, and Justin Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors," ACM Conference on Multimedia. Boston,

Massachusetts, November 1996.

[29] Nagasaka A. & Tanaka Y, "Automatic Video Indexing and Full-Video Search for Object Appearance," Visual Database Systems, Ⅱ, vol. A-7 of IFIP, Transation A : Computer Science and Technology, pp. 113-127, 1992.

[30] W. I. Grosky, and Z. Jiang, "A hierarchical approach to feature indexing," Proc. SPIE: Storage and Retrieval Systems 1662. pp. 9-20, February 1992.

[31] R. Mehrotra, and J. E. Gary, "Similar-Shape Retrieval in Shape Data Management," IEEE Computer, 28(9), pp. 57-62, September 1995.

[32] K. Hirata and T. Kato, "Query by Visual Example-Content Based Image Retrieval," Advances in Database Technology(EDBT '92), pp. 56-71, 1992.

[33] C. E. Jacobs, A. Finkelstein, and D. H. Salesin, "Fast Multiresolution Image Query," Proc. ACM SIGGRAPH, New York, 1995.

[34] Ruggero Milanese and Michael Cherbuliez, "A Rotation, Translation, and Scale-Invariant Approach to Content-Based Image Retrieval," Journal of visual communication and Image Representation 10, pp. 186-196, 1999.

[35] Niblack, W., R. Barber, W. Equitz, M. Flicner, E. Glassman, D. Petkovic and P. Yanker., "The QBIC project: Querying image by content using colour, texture and shape," Storage and Retrieval for Image and Video Databases In SPIE 1908, 1993.

[36] J. R. Smith and S. F. Chang, "VisualSEEk: a Fully Automated Content-Based Image Query System," In: Proceedings of ACM Multimedia'96 Conference, Boston, USA, November 1996.