

효율적인 이미지 분할을 위한 RGB 채널 선택 기법 (RGB Channel Selection Technique for Efficient Image Segmentation)

김 현 중 [†] 박 영 배 ^{**}
(Hyun-Jong Kim) (Young-Bae Park)

요 약 최근 초고속 통신망 및 멀티미디어 관련기술의 발달로 인해 멀티미디어 데이터를 좀 더 효율적으로 전송하고 저장, 검색하는 기술이 요구되고 있다. 그 중에서 의미 기반 영상 검색은 색상, 질감, 모양 정보 등의 저 차원 특징 정보와 이미지 데이터에 의미를 부여하기 위해 주석 처리하는 것이 일반적이다. 그리고 부여된 키워드와 같은 어휘 사전을 이용하여 의미기반 정보검색을 수행하고 있지만, 기존의 키워드기반 텍스트 정보검색의 한계를 벗어나지 못하는 문제를 야기 시킨다. 두 번째 문제점으로 내용 기반 이미지 검색시스템에서 검색 성능이 떨어지며, 복잡한 배경을 가진 이미지에서 객체를 분리하기가 어렵고, 그리고 영역의 과잉 분할로 인하여 영역 추출이 어렵다. 그리고 복잡한 다중 객체를 가진 이미지에서 객체들을 분리하기 어렵다는 것이다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해서, 본 논문에서는 총 다섯 가지 단계로 처리할 수 있는 내용 기반 검색 시스템을 구축한다. 다섯 단계 중에서 가장 중요한 부분은 RGB 이미지들 중에서 배경이 가장 큰 것과 가장 작은 것을 추출한다. 특히, 배경이 가장 큰 이미지를 이용하여 피사체와 배경을 추출하는 방법을 제안한다. 두 번째 문제점을 해결하기 위해서, RGB 채널 분할 기법을 이용하여 객체를 분리하고, Watermerge의 임계값을 이용하여 영역의 과잉분할을 최적화하며, RGB 채널 선택 기법을 이용하여 다중 객체를 분리하는 방법을 제안한다.

실험을 통하여 기존에 검색하기 어려웠던 복잡한 객체들을 검색하는 방법들을 대체할 수 있도록, 제안한 기법이 기존의 방법보다 검색 성능이 우수함을 입증한다.

키워드 : 이미지 검색, 웨이블렛, RGB 채널, 워터머지, 칼라 모멘트, Zernike 모멘트

Abstract Upon development of information super-highway and multimedia-related technologies in recent years, more efficient technologies to transmit, store and retrieve the multimedia data are required. Among such technologies, firstly, it is common that the semantic-based image retrieval is annotated separately in order to give certain meanings to the image data and the low-level property information that include information about color, texture, and shape. Despite the fact that the semantic-based information retrieval has been made by utilizing such vocabulary dictionary as the key words that given, however it brings about a problem that has not yet freed from the limit of the existing keyword-based text information retrieval. The second problem is that it reveals a decreased retrieval performance in the content-based image retrieval system, and is difficult to separate the object from the image that has complex background, and also is difficult to extract an area due to excessive division of those regions. Further, it is difficult to separate the objects from the image that possesses multiple objects in complex scene.

To solve the problems, in this paper, I established a content-based retrieval system that can be processed in 5 different steps. The most critical process of those 5 steps is that among RGB images, the one that has the largest and the smallest background are to be extracted. Particularly, I propose the method that extracts the subject as well as the background by using an image, which has the largest background. Also, to solve the second problem, I propose the method in which multiple objects are separated using RGB channel selection techniques having optimized the excessive division of area

[†] 정 회 원 : 여주대학 컴퓨터인터넷과 교수
yjkfc@yeojoo.ac.kr

^{**} 중신회원 : 명지대학교 컴퓨터공학과 교수

parkyb@mju.ac.kr

논문접수 : 2004년 4월 16일
심사완료 : 2004년 7월 28일

by utilizing Watermerge's threshold value with the object separation using the method of RGB channels separation.

The tests proved that the methods proposed by me were superior to the existing methods in terms of retrieval performances insomuch as to replace those methods that developed for the purpose of retrieving those complex objects that used to be difficult to retrieve up until now.

Key words : Image Retrieval, Wavelet, RGB Channel, Watermerge, Color Moment, Zernike Moment

1. 서론

최근 초고속 통신망 및 멀티미디어 관련기술의 발달로 인해 멀티미디어 데이터를 좀 더 효율적으로 저장하고 검색, 전송하는 기술이 요구되고 있다. 그 중 이미지를 효율적으로 검색하기 위해 필요한 기술이 내용 기반 이미지 검색 기법이다. 내용 기반 이미지 검색 시스템은 효율적인 특징 추출 기법이 검색 성능에 많은 영향을 주므로 특징을 추출하기 위한 전처리 과정은 매우 중요하다. 전처리 과정 중 하나인 영상 분할 방법은 오랫동안 연구된 분야이지만 여전히 어려운 문제로서 다양한 시도들이 계속되고 있다.

Qian[1]에서는 색상이나 패턴의 변화가 거의 없는 평탄한 배경을 가진 영상에서 객체를 분리하고 있다. Qian에서는 복잡한 배경을 가지는 영상에서는 배경과 객체를 분리하기 힘들다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서, 본 논문에서는 복잡한 배경에서 객체를 추출하기 위해 Wavelet 변환에 의한 RGB 채널 분할기법을 제안한다. 또한 처리 속도의 향상과 효율적인 저장 공간 관리를 위해 Wavelet 변환에서 저대역 부밴드만을 사용한다.

Deng[2]에서는 중요한 특징을 포함한 영역 위주의 영상 분할을 수행하고 있다. Netra에서는 입력 영상의 크기에 따른 임계값을 정하기가 어려워 과잉 분할되는 경향이 있다. 이미지 과잉 분할의 근본적인 문제점은 원 영상에서 복잡한 배경을 가지거나, 다중 객체를 많이 포함하고 있다는 것이다. 따라서, 본 논문에서는 하나의 영상을 바로 사용하는 것보다 RGB 채널 분할에서 생성된 세 가지 이미지 중에서 최적의 임계값을 설정하는 것이 효율적이다.

JPEG2000[3]에서는 하나의 영상에 둘 이상의 다중 객체가 존재하는 것은 그 중 특정 객체는 다른 객체보다 높은 중요성을 가질 수도 있다. 그렇지만, 객체의 중요도는 사용자가 수작업으로 선정해야 하는 문제점을 가진다. 또한 일반적인 내용기반 검색 시스템에서는 단일 객체만을 고려하고 있으며, 하나의 영상에 다양한 객체를 참조할 수 있는 방법이 필요하다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 다중 객체를 가진 이미지에서 객체를 분리할 수 있는 방법으로 RGB 채널 선택기법을 사

용한다. 또한 RGB 채널 선택에서 생성된 세 가지 특징 중 하나는 단일 객체와 다중 객체의 차이를 이용한 특징 값을 가진다.

본 논문에서 얻어질 수 있는 세 가지 장점은 복잡한 배경을 가진 영상에서 객체를 분리할 수 있으며, 영역의 과잉분할을 최적화하는 방법과 복잡한 다중 객체를 가진 이미지에서 객체를 분리할 수 있는 효율적인 방법, 그리고 특징 정보들로 질의 영상과 데이터베이스 영상 간의 가중치 기반의 유사도 척도를 정의하여, 유사도를 측정 비교함으로써 일반적인 이미지에서 높은 검색 성능을 보인다.

2. 관련 연구

2.1 기존 내용 기반 시스템

1992년 Nagasaka 등은 영상의 지역 정보를 사용한 Color pair를 이용했고, 1995년 Chua는 이를 개선하여 영상의 두드러진 특징만을 고려하는 효율적인 방법을 제시했다[4]. 색상 정보를 이용하는 이러한 연구들은 서로 연관된 화소 간의 위치정보를 잘 나타내지 못하고 대략적인 구분정보만을 가지게 된다. 1990년 Grosky, 1993년 James 등은 모양 정보를 이용하는 검색 방법을 제시한바 있으나, 이 방법은 객체를 이루는 윤곽선이 모양의 변환이나 방향에 따라 민감하게 반응하고, 응용 분야에 이용되는 모양 데이터가 미리 등록되어야 한다는 조건이 따른다[5,6]. 1976년 Tamura 등은 Gray 레벨의 변환 정도에 따른 Co occurrence Matrix를 이용한 영상의 통계적 질감 분석 방법을 제안하였다[7]. 그리고 1993년 Wang 등은 이러한 통계적 질감 정보를 이용하여 이진 문서 영상 분석에 사용하였다[8]. 하지만 질감 정보의 통계 값을 구하는 알고리즘이 복잡하고 유사도를 측정하기 위한 구성도 복잡하다. 그러나 질감은 영상의 표면특성을 나타내는 중요한 특징이며, 서로 다른 영상들을 구별하기 위한 중요한 요소이다.

Jian[9]은 모양의 경계선에 있는 점들을 2차원 평면상에 두고 이 점들을 2차원 신호로 만들어 푸리에 변환을 통해 얻어지는 계수를 벡터로 표현하기도 하였다. 하지만 이와 같은 윤곽선을 이용하는 방법은 윤곽선의 작은 변형에도 민감하게 반응하는 단점을 가지며 푸리에 서

술자나 Moment는 영역의 지역적인 정보를 제공하지 못하는 단점을 가진다.

또한 Jain[10]은 색상정보와 함께 모양정보를 결합한 방법으로 Invariant Moment와 Equalization를 적용시킨 에지 방향 Histogram Intersection을 이용하였다. 이 방법은 영상의 크기 변화에 강건하지만 필요 이상의 정규화나 Equalization에 의해 서로 다른 영상을 유사 영상으로 인식하는 단점을 가진다.

2.2 Wavelet 특징 추출 과정(Feature Extraction)

Wavelet은 다양한 크기와 해상도에서 신호를 고찰, 분석하기 위해서 순수, 응용과학 및 공학 등에서 급속한 발전을 이루고 있는 분야이다.

Jacobs[11]의 연구에서는 완전 색상 이미지에 대하여 직접 Wavelet 변환을 적용하여 색상 이미지의 각 채널("R"ed, "B"lue, "G"reen)마다 따로 특징 벡터를 구성하기 때문에, 실제 한 이미지에 대한 특징 벡터의 차원이 너무 커서 색인을 구성하여 검색하기에 적합하지 않으며, 순차 검색을 할 경우에도 상당히 비효율적일 수 있다. 따라서, 대규모 이미지 데이터베이스를 검색하는 경우에는 적합하지 못하다는 단점이 존재한다.

또한, Jacobs의 연구에서는 색상 이미지에 대하여 직접 Wavelet 변환을 적용하여 특징 벡터를 추출했을 뿐 그 특징 벡터가 이미지의 어떤 속성을 표현하는지는 명확히 구별할 수가 없다. Wavelet 변환은 Wavelet이라고 불리우는 기저함수(basis function)를 이동(translation)하고 확장(Scaling)함으로써 주파수 영역에 따른 다른 해상도를 갖게 된다[12]. Wavelet 변환의 일반적인 수식은 다음과 같다.

$$WT_{f,a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi((t-b)/a)f(t)dt \quad (1)$$

여기서 $\varphi(\cdot)$ 는 기저 Wavelet으로서 변환을 위하여 b만큼 이동하고 a 만큼 확장한 형태를 사용한다. 그림 1은 실제 영상에 대하여 Wavelet 변환을 수행한 후의 예와 생성되는 부대역들을 보여준다.

그림 1(a)의 640*480 원 영상을 Wavelet 변환하면

그림 1(c)와 같이 320*240 크기의 하나의 저주파 부대역(LL)과 수평(LH), 수직(HL), 대각선(HH)의 방향성분을 가진 3개의 고주파 부대역을 얻을 수 있다. 이 때 저주파 부대역은 원 영상의 축소판으로 가장 중요한 영역이고, 고주파 부대역들은 각 방향으로의 영상의 에지 성분과 같은 고주파 성분의 정보를 제공한다.

Wavelet은 주파수의 국부적인(localization) 성질을 이용하여 영상을 저대역 밴드와 고대역 밴드의 부밴드로 분할한다. 즉, 영상을 저대역 통과 필터(Low Pass Filter)와 고대역 통과 필터(High Pass Filter)에 적용하고 subsampling을 행하여 다해상도로 분해한 후 이를 이용하는 것이다.

영상으로부터 Wavelet 변환을 수행하면 저주파 부대역과 방향(수평, 수직, 대각선) 성분을 갖는 3개의 고주파 부대역을 생성시킬 수 있다. 각각의 부대역들은 다해상도 분해에 의해 압축되어 검색효율이 향상되고, 같은 해상도와 위치의 영상정보를 소유한 고주파 부대역(LH, HL, HH)의 조합으로 윤곽선을 얻을 수 있다. 추출된 윤곽선은 객체의 윤곽선과 배경을 포함하게 된다.

3. RGB 채널 분할과 선택 기법을 이용한 이미지 검색 시스템

3.1 제안된 시스템 구성도

본 논문에서는 영상 내 존재하는 두드러진 객체를 추출하기 위해서, 기존의 Wavelet 변환을 이용한 것으로는 Wavelet 계수를 특징 값으로 하여 계수의 비교에 의한 검색방법이 있고, 영상의 특징인 색상, 질감, 그리고 모양 등을 이용한 기법들이 많이 소개되고 있다[13]. 이 중에서 모양 특징을 이용한 방법은 영상내의 객체의 모양을 일정한 수치 데이터로 변환하여 이를 기반으로 영상을 검색하는 방법이다. 이러한 모양 특징 데이터는 내용기반 영상검색에서 응용이 가장 어려운 부분 중의 하나이다.

전체적인 시스템의 구성은 그림 2와 같다. 본 시스

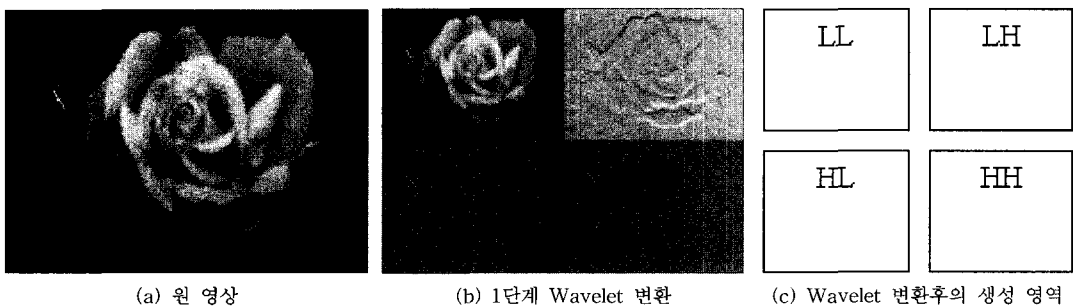


그림 1 Wavelet 변환 수행 예

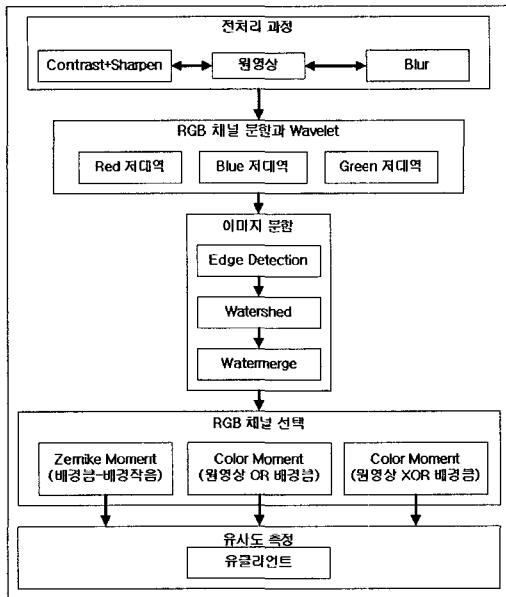


그림 2 RGB 채널 분할과 선택을 이용한 검색 시스템 구성도

템에서 제시하고 있는 방법에서 처음 처리되는 것은 전처리 과정이다. 전처리 과정에서는 원 영상에 세 가지 방법을 사용하여 수정하게 된다. 전처리 과정에서 첫 번째는 원 영상을 그대로 Wavelet으로 처리한다. 두 번째는 Contrast와 Sharpen 필터를 거쳐서 수행하는 경우이다.

원 영상, Contrast + Sharpen, 그리고 Blur 과정을 거친 세 가지 영상 중에서 최적의 영상을 찾기위해서, PSNR(Peak Signal Noise Ratio)을 이용하여 선명도가 가장 높은 것을 선정한다. 또한 Wavelet에서는 각 영역마다 한 개의 저대역과 세 개의 고대역 서브밴드를 만들게 되며, 그 중에서 Edge에 대한 정보를 포함하고 있는 고대역 부밴드를 사용하지 않고, 시각적으로 잘 표현할 수 있는 질감 정보를 가지고 있는 저대역 부밴드만을 사용한다. 그리고 Wavelet에서 변환된 저대역 정보

를 이용한 이후, 배경을 제외한 가장 중요한 영역만을 추출하기 위해서 Edge Detection, Watershed, 그리고 Watermerge를 수행하게 된다.

Edge Detection은 Edge 정보만 표현하며, 그 밖에 정보는 소멸된다. 그 다음으로 Watershed 과정을 거쳐서 Edge정보에서 더욱 세분화된 정보로 분리하게 된다. 이렇게 분리된 정보를 이용하여 Watermerge에서는 통합을 하게 되며, 실제 Edge Detection에서 찾지 못한 부분까지도 Watermerge에서는 찾을 수 있다. 마지막으로 RGB 채널 선택에서 배경이 가장 큰 것과 배경이 가장 작은 것을 분리한다. 그리고 유사도를 측정하기 위해서 Zernike Moment 처리를 거친 결과와 그리고 원 영상에서 얻은 Color Moment를 참조하여 최종 유사한 이미지를 얻을 수 있다.

3.2 전처리 과정

전처리 과정은 크게 세 가지 이미지가 생성되며, 이들은 그림 3에서 보이는 세 가지 이미지이다.

원 영상에 Edge를 찾고 영역을 구분하기 위해서는 많은 문제점을 가지고 있다. 즉, Edge가 미약하거나 Noise를 포함하는 경우이다. 원 영상에 존재하는 잡음과 같은 두드러진 점들이 제거할 수 있도록, 원 영상에 Blur작업을 수행한다. 이와 같은 과정에 영상 내에 존재하는 잡음들이 제거될 수 있다.

반대로, 원 영상에서 Edge 부분을 구분하기 어려운 경우에, 원 영상에 Contrast와 Sharpen을 사용하여 색상을 더욱 강하게 대조시킬 수 있다. 이는 Edge 부분을 더욱 진하게 만든다. 그렇지만, Noise가 많이 포함된 경우에 Noise가 더 뚜렷하게 나타나는 단점을 가지고 있다.

그림 4(a)의 5 X 5 팔각형 필터(octagon filter)를 적용하여 작은 영역내의 화소들을 큰 영역에 병합시키거나 큰 영역 내에 포함된 두드러진 작은 영역들을 제거하였다. 또한 그림 4(b)는 Edge 부분을 처리하기 위한 Sharpen 필터 마스크이다.

3.3 RGB 채널 분할과 Wavelet 처리 과정

본 논문에서는 질감 정보를 고려하기 위해 Wavelet 변환을 이용한다. Wavelet 변환은 크게 Haar와 Dau-



(a) 원 영상 (b) Contrast와 Sharpen (c) Blur

그림 3 전처리 과정인 Contrast와 Sharpen, 그리고 Blur를 수행한 결과

0	1	1	1	0			
1	1	1	1	1	-1	-2	-1
1	1	1	1	1	-2	-19	-2
1	1	1	1	1	-1	-2	-1
0	1	1	1	0			

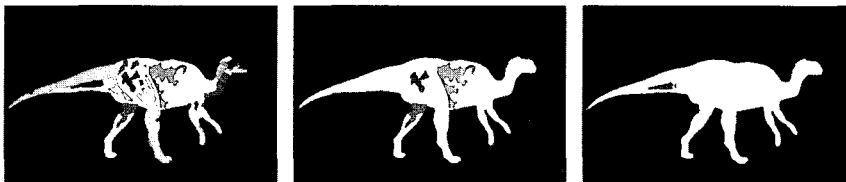
(a) Blur 필터 마스크 (b) Sharpen 필터 마스크
그림 4 전처리 과정에서 필요한 마스크 종류

bechies가 있다. 이 중에서 Daubechies을 선정하였다. 이것을 선정한 근거는 여러 가지 영상을 비교한 결과 선정하였으며, 비교한 대상은 세 가지가 이다. 먼저, 첫 번째는 기존의 영상과 4분의 1로 축소한 이미지이다. 두

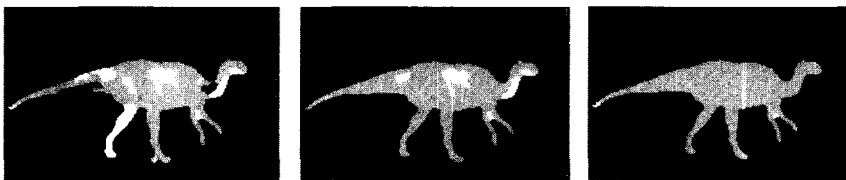
번째는 Haar Wavelet이며, 그리고 마지막으로는 Daubechies Wavelet을 비교한 결과이다. 그림 5(a)는 원 영상을 사용하여 Wavelet 과정을 거치지 않고, 최종 마지막 단계인 Watermerge까지의 수행 결과이다. 그림 5(b)는 원 영상에서 이미지의 크기를 4분의 1로 줄인 이미지를 가지고 Watermerge까지 수행한 결과이며, 그림 5(c)는 원 영상에서 Haar Wavelet 방식을 사용하여 Watermerge까지의 수행한 결과이다. 마지막으로 그림 5(d)는 Daubechies Wavelet을 사용한 결과로 앞의 세 가지 방법보다 뛰어난 것을 알 수 있다. 그러므로, 본 시스템에서는 Daubechies를 선정하게 되었다.

그림 5는 원 영상을 이용하여 Watermerge까지의 수행결과이다.

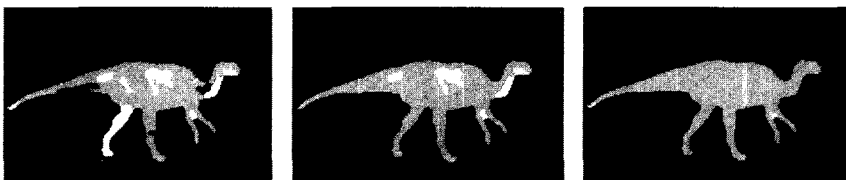
그림 5(a)보다는 그림 5(b)의 결과가 그룹들의 수가 작아진 것을 볼 수 있다. 그리고 원 영상에 4분의 1만을



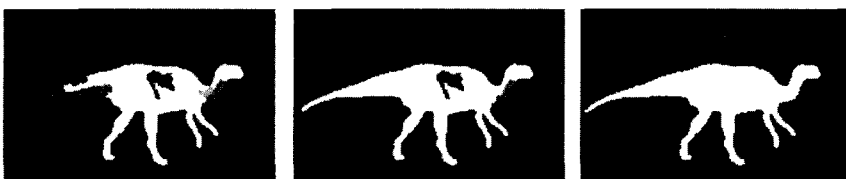
(a) 원 영상에서 Watermerge를 수행한 결과



(b) 원 영상에서 4분의 1로 축소한 이미지를 Watermerge까지의 수행결과



(c) Haar Wavelet 알고리즘을 수행한 Watermerge 결과(원본에 25% 크기)



(d) Daubechies Wavelet 알고리즘을 수행한 Watermerge 결과(원본에 25% 크기)

그림 5 원 영상에서 이미지 축소한 화면(좌측에서 우측으로, 임계값 30, 40, 50),

사용하기 때문에 4개의 점은 한 개의 점으로 변환하는 작업이 필요하다. 여기서 사용되는 방법은 Area Average Scale 이다. 위의 방법들에서는 Wavelet을 사용하지 않았지만, 이후 실험에서는 Wavelet을 사용한 결과들이다.

그림 5(a)에서 5(d)까지의 결과 중에서 그림 5(d)의 결과가 가장 좋은 것을 알 수 있다. 즉, 이미지를 줄임으로써 내용검색 시스템의 성능을 향상 시킬 뿐만 아니라, 실제로 찾아지는 영역 또한 더 잘 찾아짐으로, 본 시스템에서는 Daubechies Wavelet 알고리즘을 사용하여 검색한다. 따라서, 현재 시스템에서는 Daubechies Wavelet 알고리즘을 사용하여 RGB 채널을 분리한다. 즉, 각각의 RGB 색상정보를 추출하여 Wavelet에 대입함으로써 그레이스케일 형식으로 변환된다.

3.4 이미지 분할(Watershed)

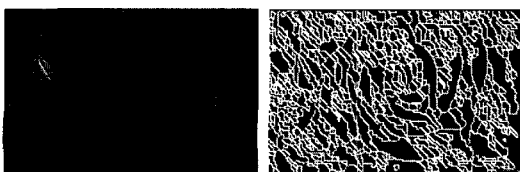
이미지를 분할하기 위해서 먼저 Edge Detection 과정을 거쳐야 한다. 그 이후에 사용하는 영역 분할 과정인 Watershed와 영역 병합 과정인 Watermerge를 수행하게 된다. Watershed 알고리즘은 지형학에서 연구된 것으로 단순화된 기울기 영상에 대해 화소의 밝기 값 크기를 고도(altitude)로 생각함으로써 영상 처리의 경계 결정에 응용되었다.

이러한 기존의 Watershed 알고리즘의 문제점은 마커(marker)로부터 형성된 모든 최소지역마다 영역할당이 되기 때문에, 주요 영역 사이의 미세 영역임에도 불구하고 모두 분할되는 과분할 현상을 보인다. 모든 지역적인 최소들은 동일한 중요도를 가지는 것은 아니며, 일부는 잡음에 의해 생성된다. 또한 다른 몇몇은 영상의 의미 없는 부분에 의하여 생성된다.

이와 같이 Watershed 방법에서 담수 지역의 수는 마커로 형성된 영역들의 수와 직접적인 관련이 있기 때문에 마커를 선택하는 문제는 과분할 뿐만 아니라 저분할에 직접적인 영향을 미치게 된다.

그림 6은 원 영상과 Watershed 까지 거친 처리 결과의 비교이다. 그림 6(b)는 원 영상의 이미지 Edge 정보가 어느 정도 포함된 것에서, 더욱 세분화된 그룹들로 잘라지는 것을 볼 수 있다.

Watershed 과정을 수행하여 영역 분할을 하였지만



(a) 원 영상 (b) Watershed
그림 6 원본 영상에서 찾아낸 Watershed 분할 영상

영상 안에는 아직도 큰 영역으로 병합되지 못한 의미 없는 작은 영역들이 많이 존재한다. 객체 위주의 검색을 수행하기 위하여 분할된 객체 영역을 병합함으로써 분할된 영역이 보다 의미 있는 객체영역으로 나누어지기 위하여 작은 영역들은 크기가 작은 경우에는 의미가 약하다는 전제하에 주위의 보다 큰 객체영역으로 반복적으로 병합시킨다. 따라서 이러한 작은 영역들은 영역 병합 방법에 의해 주위에 있는 비슷한 속성을 가진 큰 영역으로 병합하여 영역을 확장해 나가게 되며 유사성 척도를 만족할 경우 주위의 영역으로 병합시킨다. 병합 알고리즘은 다음과 같다.

3.5 이미지 결합(Watermerge)

새로운 객체영역으로 할당되지 않은 영역들 중 가장 큰 영역을 병합을 위한 기준영역(seed region)으로 정하고 이 영역으로부터 시작하여 주변 영역으로 확장하기 위해서 병합 알고리즘을 사용하는데 이는 여러 번의 반복 수행 과정 단계를 통하여 영역 확장이 이루어진다.

Watermerge에서는 저장 공간과 계산의 효율성을 위하여 최대 병합 될 수 있는 실험 치로 임계값 30, 40, 그리고 50으로 정의하였다. 여기서 30, 40, 그리고 50을 나타내는 수치는 Watershed에서 분할된 정보가 얼마나 많이 결합을 하는가에 대한 정도의 값이다. 이것은 Watershed에서 얼마나 많이 분할되었는가에 영향을 받을 수 있으며, 같은 문턱값 50이라고 해도 이미지에 따라서 영역이 결합되는 정도의 차이는 다르다. 그러므로, 이들 세 가지 영역 중에서 가장 큰 모양을 찾아내서 선정하게 된다. 만약 임계값 50에서 영역이 가장 큰 부분이 발견 되었다면, 임계값 50에서 생성된 세 가지 RGB 영상 정보를 선정하게 된다. 임계값의 값이 크면 클수록, 통합되는 그룹의 크기가 커지며, 그룹의 수는 작아진다. 또한 임계값이 너무 큰 경우에는 전체가 배경으로 흡수된다. 반대로 임계값이 작으면 그룹의 크기는 작아지고, 그룹의 개수는 많아지게 된다.

3.6 RGB 채널 선택

RGB 채널은 각각의 세 가지 이미지를 중에서 최적의 이미지를 찾는 과정이다.

먼저, 그림 7은 RGB 채널 선택의 세부적인 처리 내용이다.

1단계에서는 RGB이미지들 중 아주 작은 이미지들이 많은 문제를 야기 시킨다. 왜냐하면, 일정 크기보다 작은 이미지는 객체인지 배경인지 알 수 없기 때문이다. 따라서 일정 크기인 16분의 1(6.25%)보다 작은 이미지의 경우는 객체 혹은 배경으로 흡수되는 것이 실험 결과 좋은 성능을 나타내는 것으로 확인되었다. 다시 말해서, 흡수되는 방식은 작은 이미지가 객체에 붙어 있다면, 객체에 흡수되고, 그 외에 이미지들은 배경에 흡수

```

입력 : 320x240인 3개 이미지(Red, Green, 그리고 Blue)
출력 : 실수 값을 가지는 세 가지의 특징

1단계 : 기준치보다 작은 영역보다 작은 이미지 흡수
      if(찾아낸 영역의 크기 < 6.25%) /* 320x240 영상의 16분의 1 */
        찾아낸 영역을 주변 영역에 흡수

2단계 : RGB 채널 선택
      if(배경이 가장 큰 이미지를 선택) {
        big_image = Zernike_Moment(배경이 가장 큰 이미지)
      } else if(배경이 가장 작은 이미지를 선택) {
        small_image = Zernike_Moment(배경이 가장 작은 이미지)
      }
      zernike_diff = big_image - small_image
      color_AND = Color_Moment(배경이 가장 큰 이미지 AND 원 영상)
      color_XAND = Color_Moment(배경이 가장 큰 이미지 XAND 원 영상)

```

그림 7 RGB채널 선택을 사용한 처리 과정

된다.

2단계 RGB 채널 선택에서는 유사도 측정에 필요한 세 가지 특징을 추출해야 한다. 세가지 특징 중에서 첫 번째 특징 정보는 배경이 가장 큰 것과 배경이 가장 작은 이미지를 찾아내며, 각각의 이미지는 Zernike Moment 처리를 거쳐서 이들 간에 차이를 구한다. 두 번째와 세 번째 특징 정보는 배경이 가장 큰 이미지와 원 영상을 비교 연산하여 객체의 색상과 배경 색상을 추출한다. 원 영상에서 객체와 배경을 분리하지 않고 전체 영역을 Color Moment 처리하면, 객체와 배경의 색상이 섞임으로써 원하는 영상을 얻을 수 없다. 특히, 객체와 배경의 색상이 확실하게 분리가 되는 경우, 찾고자 하는 색상은 전혀 다른 색상으로 분리되어 찾아지게 된다.

특히, 이들 세 가지 특징 중에서 첫 번째 특징은 배경이 가장 큰 이미지와 배경이 가장 작은 이미지의 차이를 이용한다. 여기서 차이가 큰 경우는 특정한 객체가 특정 색상에 두드러지게 나타날 수도 있고, 반대로 잘 드러나지 않을 수도 있다. 이는 색상이 다른 다양한 객체가 존재한다는 것을 의미한다. 반대로 차이가 적은 경우는 특정한 색상에 두드러지지 않으며, 객체의 색상이 유사하다는 것을 의미한다. 다음으로 두 번째와 세 번째 특징은 객체의 색상과 배경의 색상이 모두 중요한 요소가 될 수 있다. 왜냐하면, 객체의 색상과 배경의 색상을 보고 이미지를 검색하는 경우도 많기 때문이다.

또한 두 번째와 세 번째 특징은 배경이 가장 큰 이미지를 사용하여 추출한다. 만약, 배경이 작은 이미지를 사용하여 객체의 색상과 배경의 색상을 추출하였을 경우, 배경에는 영향을 끼치지 않는다. 그러나 다양한 객체가 존재하는 경우, 특정한 객체의 색상이 그 밖의 다른 객체의 색상으로 인하여 영향을 받기 때문에, 다른 색상으로 오인될 수 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서는 배경이 가장 큰 이미지를 사용한다. 왜냐하면, 두드러진 객체를 제외하고 그 밖의 객체 색상과 배경 색상이 결합되어도 배경의 색상에는 영향을 거의 끼치지 않는다. 그뿐만 아니라,

가장 두드러진 객체의 색상만을 고려하기 때문에 색상을 오인하지 않고 특정한 객체의 색상만을 추출할 수 있다. 이러한 문제점의 근본적인 원인은 배경이 일반적으로 객체의 크기보다 크기 때문이다.

Zernike Moment의 자체 특성은 회전, 조명에 불변 특성을 갖도록 하고, 스케일 스페이스 이론을 도입하여 크기에도 불변 특성을 갖도록 한다. Zernike Moment는 식 (2)와 같이 단위 디스크 $x^2 + y^2 \leq 1$ 상에서 완전히 직교(orthogonal)하는 복소수 다항식 집합(complex polynomial set)으로 정의된다[14]. Zernike Moment는 영상 $f(x, y)$ 를 직교기저함수(orthogonal basis function) $V_{nm}(x, y)$ 로 투영한 것으로 볼 수 있다.

$$A_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) V_{n,m}^*(\rho, \theta), \quad x^2 + y^2 \leq 1 \quad (2)$$

여기서 $V_{nm}(y, x)$ 는 식 (3)에서 정의된다.

$$V_{n,m}(\rho, \theta) = R_{n,m}(\rho) \exp(jm\theta) \quad (3)$$

여기서 방사 다항식 $R_{n,m}$ 은 단위 디스크 내에서 식 (4)와 같이 정의된다.

$$R_{n,m}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!} \rho^{n-2s} \quad (4)$$

3.7 유사도 측정

대용량의 영상 데이터베이스를 검색하기 위해서는 간단하면서도 효율적인 유사도 척도(distance measure)가 정의되어야 한다. 일반적으로 영상간의 유사도를 얻기 위한 척도로 각 영상의 특징 값들 사이의 거리(distance)를 구하여 비교한다. 본 시스템에서는 RGB 채널에서 추출된 세 가지 특징 정보를 이용하여 유사도를 측정한다. 유사도 측정은 유클리드 거리[15]를 계산하여 가장 근접한 이미지들을 찾아낼 수 있으며, 이를 위해서 가중치를 사용한다. 이들 가중치는 특정한 특징에 값이 적을 경우에 높은 가중치를 줄 수 있으며, 반대로 수치가 큰 경우에는 가중치가 적다.

본 논문에서는 질의 영상과 데이터베이스 영상간의 유사도를 계산하기 위한 식 (5)와 같은 특징 벡터간의 유클리드 거리들의 선형 결합을 유사도 함수로 사용한다.

$$D_v(f_q, f_d) = [w_1(m(f_q) - m(f_d))^2 + w_2(s(f_q) - v(s_d))^2 + w_3(c(f_q) - c(f_d))^2]^{1/2} \quad (5)$$

가중치 w_1, w_2, w_3 는 특징간의 상대적인 가중치로 정의되며 그 합은 1이다. 유사도 결정은 사용하는 여러 실험 영상의 객체에 대한 테스트를 거쳐 가장 효과적인 것으로 결정하였다. 여기서 w_1 은 모양 특징에 대한 가중치이고, w_2 와 w_3 은 색상에 대한 가중치로서 w_1 를 보다 크게 할 경우 영상내의 모양특징에 비중을 두는

경우가 되며, 그 반대의 경우는 색상 정보에 비중을 고려하는 것이다. 검색하고자 하는 대상과 목적에 따라서 가중치를 적절하게 적용함으로써 검색의 효율성을 향상시킬 수 있다. 두 객체 특징벡터간의 유사도를 0~1사이로 표현했는데 유클리언트의 거리 합이 1에 가까울수록 큰 유사도를 나타낸다.

4. 실험 및 분석

본 논문에서 제안한 방법을 실험하기 위한 시스템 구현 환경으로 하드웨어 시스템은 펜티엄 4 1.8G를 사용하며, 운영 체제는 Windows XP 환경에서 JAVA 1.4, 그리고 라이브러리는 JAI(Java Advanced Imaging) API를 이용하여 구현하였다. 사용된 이미지는 Stanford[16]에서 제공하는 1000개와 10000개 이미지 모델이며, 각각의 해상도는 384*256과 128*85이다.

4.1 RGB 채널 분할과 Wavelet 실험

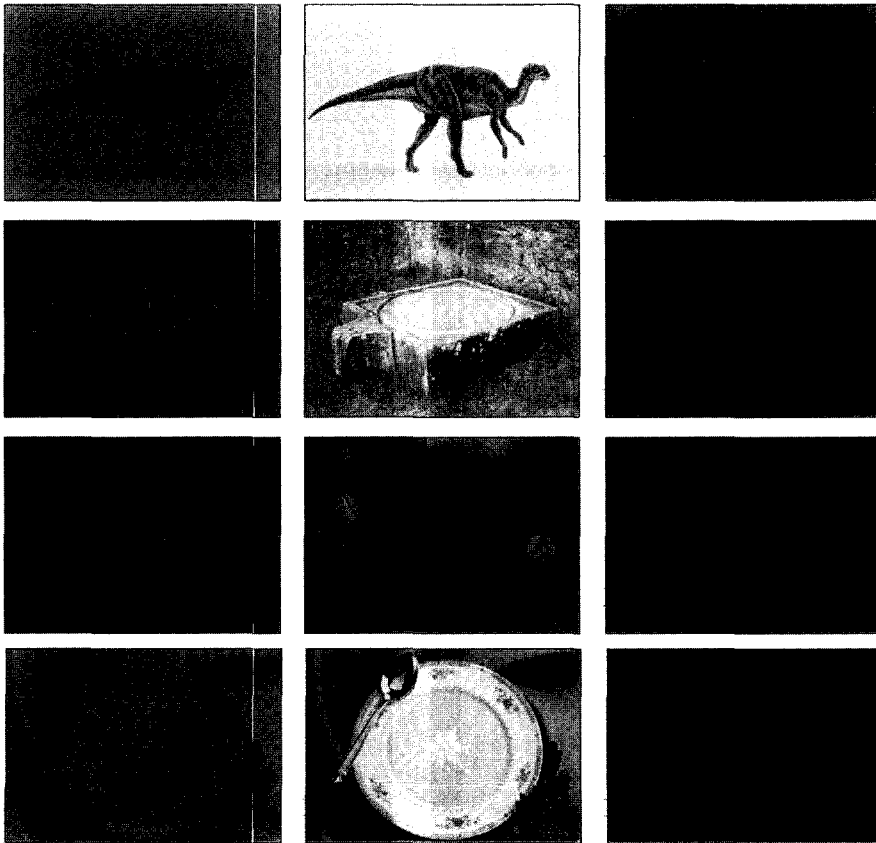
원 영상에서 RGB 채널 분할은 RGB 채널 선택에서

가장 두드러진 이미지를 선정하기 위해 사용된다. 또한 Wavelet에서 제공하는 저대역 부밴드만을 이용하여 영역이 더욱 잘 찾아지는 것을 실험으로 보인다.

그림 8(a)는 원 영상에서 Red만을 추출한 화면이며, 그림 8(b)는 Green만을 추출하고, 마지막으로 그림 8(c)는 Blue만을 추출한 화면이다.

특히, 장미 그림은 RGB 색상 중에서 Red 값이 두드러지는 것으로, Green과 Blue의 정보가 두드러지지 않은 것을 볼 수 있다. 그러므로 최종 결과에서도 Red 정보만을 이용하여 영역을 분류해야 한다. 그러나 원 영상에 밝은 부분이 많은 경우에는 RGB 모두가 잘 구분되지만, 특정 색상에서 두드러지는 경우, 다른 색상에 잘 나타나지 않을 수 있다. 이렇게 분리한 세 가지 이미지들을 Wavelet처리를 거치며, Wavelet에서 제공하는 질감 정보를 이용하여 영역 추출을 더욱 용이하게 한다.

그림 9는 원 영상을 사용하여 RGB 각각의 색상 이미지들로 Wavelet과정을 거친 저대역 서브밴드들이다. 또



(a) Red 영상

(b) Green 영상

(c) Blue 영상

그림 8 이미지에서 RGB를 빼낸 결과

한 생성된 이미지에서 4분의 1만을 사용하기 때문에, 처리 시간을 단축시킬 수 있다. 축소된 장미 이미지를 이용하면 Wavelet 처리한 시간은 325ms가 소비된다. 그렇지만 원 영상을 축소하지 않고 RGB를 분리하여 처리된 전체 처리 시간은 617ms가 소비되므로, 52%(325/617)의 효율성을 가지게 된다. 결과에서처럼, Wavelet 처리과정에 의한 지연시간이 발생되므로, 처리 시간이 4분의 1로 감소되는 것은 아니다.

4.2 이미지 분할 실험

이미지 세분화 처리를 위해서 먼저 선행해야 할 작업은 Edge Detection이다. 이는 원 영상에서 Edge 정보만을 추출하기 때문에, 이들 정보를 이용하여 세분화 작업을 거칠 수 있다. 세분화 된 작업을 보이는 그림 10은 RGB 각각의 색상 이미지들을 Watershed 수행한 결과이다.

Watershed 결과는 Edge Detection된 정보를 이용하여 더욱 세분화 하는 작업으로, 실제 원본의 Edge는 살아있게 된다.

이렇게 분리된 영역들을 분리한 이후에 결합하는 과정이 필요하며, 이 과정을 Watermerge라고 한다. Watermerge의 처리 결과를 보이는 그림 11은 RGB 각각의 색상 이미지들에 대한 것이다. 그렇지만, 원 영상의 복잡성에 따라서 병합이 잘 되지 않은 것을 볼 수 있다. 또한 Watermerge에서는 임계값을 사용하며, 임계값을 50으로 주었을 때 결과 화면은 그림 11이다.

4.3 RGB 채널 선택 실험

그림 12는 원 영상에서 얻어낸 RGB 이미지를 이용하여 영역들을 추출하며, 각각의 이미지 중에서 배경이 가장 큰 것과 가장 작은 것을 추출한다.

이미지들 사이에 유사도를 측정하기 위해서 세 가지의 특징을 정의한다. 먼저, 원 영상에 단일 객체를 가지고 있는지 아니면 복수개의 객체를 가지고 있는지 알아야 한다. 이들을 위해서, 그림 12(b)와 (c) 정보를 이용하여 Zernike Moment 처리를 거친다. 각각에 얻어낸 정보들은 수치로 나타낼 수 있으며, 이들 사이에 차이값을 구한다. 이렇게 얻어낸 결과 값이 첫 번째 특징으

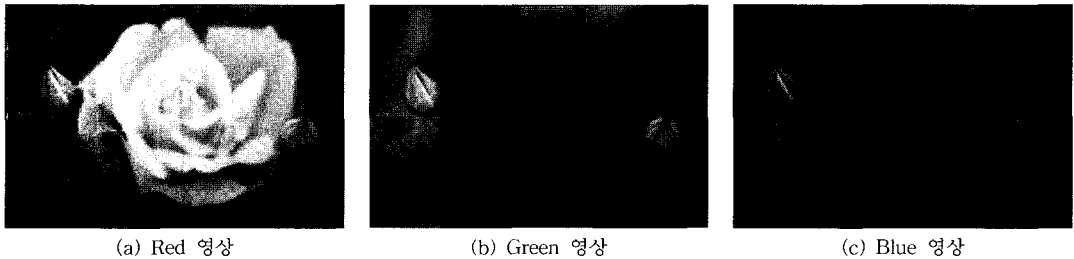


그림 9 RGB의 저대역 서브밴드 수행 결과

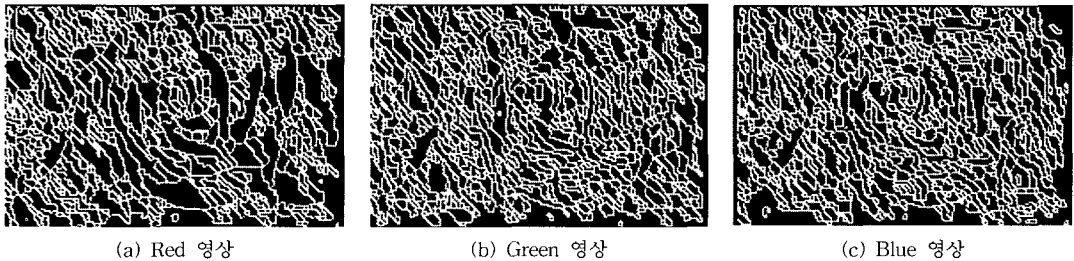


그림 10 RGB의 Watershed 수행 결과



그림 11 임계값이 50일 때 찾아낸 영역들

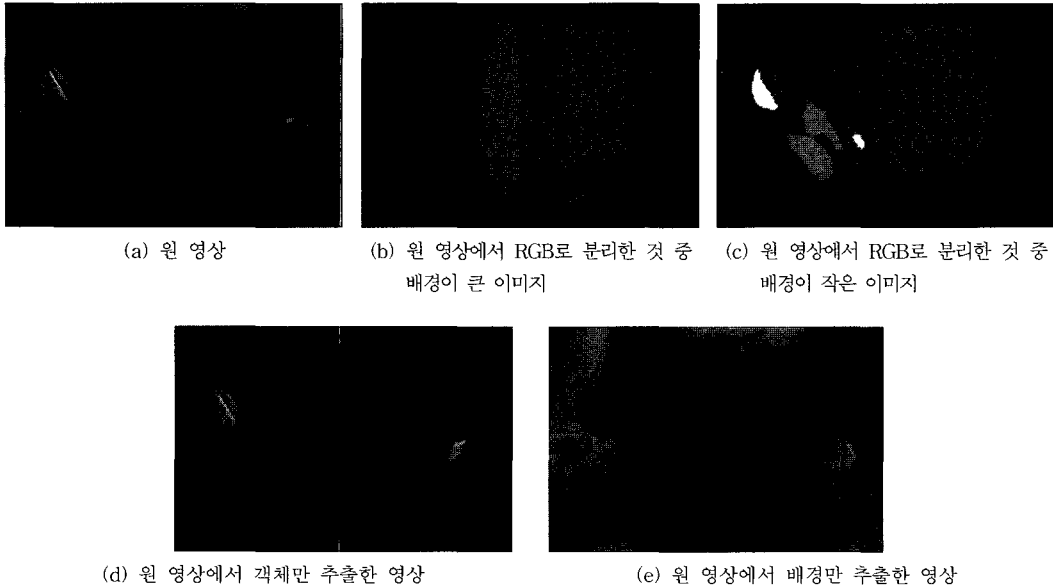


그림 12 RGB 채널에서 배경이 작은 것과 큰 이미지 생성 결과

로 정의된다. 그리고 원 영상과 그림 12(b) 영상을 이용하여 AND 연산을 수행한 그림 12(d)이다. 그림 12(d) 이미지를 Color Moment 처리한 결과가 두 번째 특징이다. 반대로, 원 영상과 그림 12(b) 영상을 이용하여 XAND 연산을 수행한 그림 12(e)이다. 그림 12(e) 이미지를 Color Moment 처리한 결과가 세 번째 특징이 된다.

4.4 유사도 측정 실험 및 분석

영상 검색의 성능 평가를 위해서는 일반적으로 많이 사용되는 Recall rate와 Precision rate를 이용하여 측정하였다. Recall rate와 Precision rate는 식 (6)을 이용하여 측정한다. 여기에서 Recall rate이란 영상 데이터베이스 내에서 질의와 관련된 영상 중 검색된 영상의 비율이고 Precision rate이란 검색된 영상 중에 질의와 관련된 영상의 비율을 의미한다.

$$\begin{aligned}
 \text{Recall} &= \frac{R_r}{T} \\
 \text{Precision} &= \frac{R_r}{T_r}
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

여기서 T 는 검색 대상 데이터베이스 중에서 질의와 관련된 항목의 총수를 말하고, R_r 은 검색된 항목 중에

질의와 관련된 항목의 수를 말한다. 그리고 T_r 은 검색된 항목의 총수를 나타낸다. 기존 시스템에서 검색 방법에 대한 성능 평가를 위해 질의 영상의 관심 피사체를 가지는 영상을 무작위로 추출하여 Query by example 방식으로, 기존의 전체 영상에 대한 Wavelet을 사용하지 않은 Invariant, Zernike, 그리고 Color 모멘트를 측정 한 것과, 반대로 Wavelet을 사용한 Invariant, Zernike, 그리고 Color 모멘트를 사용한 것의 차이를 비교한다. 표 1에서는 Wavelet을 사용하지 않은 것보다 Wavelet을 사용한 방법들이 보다 성능이 좋음을 알 수 있다.

두 번째 방법으로, 검색 방법에 대한 성능 평가를 위해 첫 번째 방법으로 질의 영상의 관심 객체를 가지는 영상을 무작위로 추출하여 Query by example 방식으로, 총 네 가지 분류를 사용하여 실험하였다. 기존의 일반적인 방법으로 Wavelet과 RGB 채널을 사용하지 않은 방법, 두 번째는 Wavelet 만을 사용하고, RGB 채널을 사용하지 않은 것, 세 번째는 Wavelet을 사용하지 않고 RGB 채널만을 사용한 방법, 마지막으로 Wavelet 과 RGB 채널을 모두 사용한 방법으로 분류한다.

표 1 Wavelet사용에 따른 검색 성능 비교

실험방법	Wavelet을 사용하지 않음		Wavelet을 사용 함	
	Recall	Precision	Recall	Precision
Invariant 모멘트	0.65	0.60	0.73	0.69
Zernike 모멘트	0.67	0.63	0.75	0.71
Color 모멘트	0.80	0.62	0.85	0.64

그림 13은 Wavelet과 RGB 채널을 이용한 네 가지 분류에서 실험한 결과이다. 실험한 영상은 그림 15(a)이다.

그림 13은 제안된 시스템을 각각의 특징들을 따로 분류하여 측정한 것과, 세 가지 모두를 결합한 방법으로 검색 성능을 측정한다.

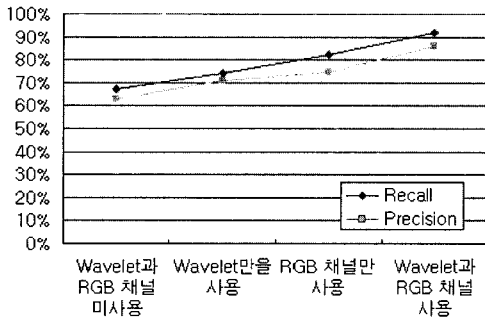


그림 13 기존 시스템과 제안된 방법을 이용한 검색 성능 비교

그림 14에서 첫 번째 특징은 그림 15(b)이며, 두 번째 특징은 그림 15(c)이며, 세 번째 특징은 그림 15(d)이며, 그리고 세 가지 특징 결합한 것은 그림 15(e)에서 보여진다.

그림 14는 세 가지 특징을 결합한 방법이 각각의 특징 별로 수행한 결과보다 좋은 검색 성능을 보임을 할

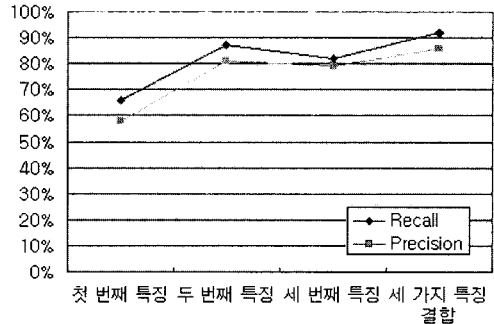


그림 14 세 가지 특징에 따른 검색 성능 비교



(a) 원본 영상



(b) 객체의 색상정보를 이용하여 Query한 이미지 검색 결과



(c) 배경의 색상정보를 이용하여 찾아낸 검색 결과



(d) 배경의 크기가 큰 것과 작은 것의 차이를 이용하여 검색한 결과



(e) 3가지 특징(객체 색상, 배경 색상, 배경 크기의 차이)을 모두 사용한 검색 결과

그림 15 말 이미지를 이용하여 Query한 영상들

수 있다. 특히, 그림 14의 Recall을 보았을 경우, 세 가지 특징을 모두 사용한 것이 각각의 특징의 성능보다 최소 5%(92/87)에서 최대 26(92/66)%까지의 성능을 보임을 알 수 있다. 또한 Precision을 보았을 경우, 세 가지 특징을 모두 사용한 것이 각각의 성능보다 최소 5(86/81)%에서 28(86/58)%까지의 성능을 보임을 알 수 있다.

그림 14에서 생성된 세 가지 특징들을 이용하여 실험한 결과가 그림 15이다. 그림 15(a)는 Query를 사용할 때 사용된 원본 영상을 의미하며, 그림 15(b)는 객체의 색상정보를 이용하여 찾아서 Query한 이미지 검색 결과이다. 그림 15(c)는 원 영상에서 객체를 제외한 배경의 색상정보를 이용하여 찾아낸 검색 결과이며, 그림 15(d)는 배경이 큰 것과 배경이 작은 이미지의 차이를 이용하여 검색한 결과이다. 마지막으로 그림 15(e)는 3가지 특징(객체 색상, 배경 색상, 그리고 배경 크기의 차이)을 모두 사용한 검색 결과이다.

예를 들어, 여러 개의 말들이 포함된 이미지인 경우에, 그 중에서 두드러진 말만을 이용하여 검색하게 된다. 그림 15(a) 이미지처럼 원 영상에 적토마와 백마가 있는 경우에는 백마가 RGB에 모두 잘 찾아진다. 이는 배경과 뚜렷한 차이를 보이고 있기 때문에, 백마를 가장 잘 찾게 된다. 이러한 결과를 이용하여 얻어낸 배경이 큰 것과 배경이 작은 것의 차이를 계산한 그림 15(d)는 원 영상에서 여러 개의 객체가 있는지를 알아내게 된다. 때문에, 객체가 여러 개 있는 경우에는 좋은 성능을 보인다. 일반적으로 하나의 이미지에는 여러 개의 객체를 가지는 경우가 많으므로, 그림 15(d)와 같은 경우와 같이 다수의 객체를 고려해야 한다. 뿐만 아니라 이미지의 색상 정보도 이미지 검색에 많은 영향을 끼치게 하는 것을 알 수 있다. 또한 그림 15(b)와 (c) 같이 이미지의 색상 정보를 이용하여도 우리가 원하는 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 그렇지만 Color Moment를 수행한 결과는 색상에 너무 의존적이라서, 모양이 다르더라도 색상이 비슷하면 검색이 되어진다. 그래서 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로, 이들 세 가지 특징들의 장점을 모두 포함하는 방법을 제안하며, 그림 15(e)에서처럼 우리가 원하는 이 미지들이 잘 찾아지는 것을 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후 과제

내용 기반 이미지 검색의 문제들은 복잡한 배경을 가진 이미지에서 객체를 분리하기 어려울 뿐만 아니라, 영역의 파인 분할에 의한 영역 추출이 어렵고, 또한 복잡한 다중 객체를 가진 이미지에서 객체들을 분리하기 어렵다는 문제점을 가진다.

이러한 문제점을 위해서 본 논문에서는 복잡한 배경에서 객체를 추출하기 위해, Wavelet 변환에 의한 RGB 채널 분할기법을 제안한다. 뿐만 아니라 기존 시스템이 가지는 이미지 파인 분할의 근본적인 문제점을 해결하기 위해서, RGB 채널 분할에서 생성된 세 가지 이미지 중 최적의 임계값을 설정한다. 본 시스템은 단일 객체만을 고려하는 기존 시스템에 비해, 다중 객체를 분리할 수 있는 방법으로 RGB 채널 선택기법을 사용하며, 특징 정보들로 질의 영상과 데이터베이스 영상간의 가중치 기반의 유사도 척도를 정의하여, 유사도를 측정 비교함으로써 영상을 검색할 수 있도록 한다. 실험 결과 Wavelet 방법에 비해 최소 5%에서 최대 28%의 높은 검색 성능을 보였으며, 또한 복잡한 이미지에서 RGB 채널의 다양한 접근 방법을 사용하여 효율적인 검색이 이루어짐을 확인할 수 있다.

그렇지만, 배경과 객체의 구분이 모호한 경우에는, 검색하기 어렵다는 문제가 있다. 뿐만 아니라, 객체의 크기가 배경보다 큰 경우에는 배경을 찾아내기 어렵다는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위한 연구가 계속 진행 되어야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] H. Qian, D. Byron, S. David, A. Jon, and N. Wayne. "Foreground/Background segmentation of color images by integration of multiple cues," In Proceedings of 1995 IEEE Conference on Image Processing, pp. 1246-1249, 1995.
- [2] Y. Deng, B. S. Manjunath, and H. Shin, "Color Image Segmentation," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 446-451, 1999.
- [3] JPEG2000, <http://www.jpeg.org/jpeg2000/j2kpart1.html>
- [4] A. Nagasaka, Y. Tanaka. "Automatic Video Indexing and Full Video Search for Object Appearance," Visual Database System II, IFIP, Elsevier Science Publishers, pp. 113-127, 1993.
- [5] E. Binaghi, I. Gagliardi, and R. Schettini, "Indexing and Fuzzy Logic Based Retrieval of Segmented Image," ACM Multimedia '94, pp. 211-218, 1994.
- [6] I. William, M. Rajiv, "Index Based Object Recognition in Pictorial Data Management, Computer vision, Graphics, and Retrieval of Similar Shapes," 9th International Conference on Data Engineering, pp. 108-115, 1993.
- [7] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki, "Textures corresponding to visual perception," IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC 8(6), pp. 460-473, 1978.
- [8] D. Wang, S. N. Srihari, "Classification of Newspaper Image Blocks Using Texture Analysis,"

- Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 47, pp. 327-352, 1989.
- [9] A. Jian, Fundamentals of digital image processing. Prentice Hall, 1989.
- [10] A. K. Jain, A. Vailaya, "Image retrieval using color and shape," Pattern Recognition, VOL.29, No.8, pp. 1233-1244, 1996.
- [11] C. E. Jacobs, A. Finkelstein, and D. H. Salesin, "Fast Multiresolution Image Query," Proc. ACM SIGGRAPH, New York, 1995.
- [12] M. K. Mandal, T. Aboulnasr, "Image Indexing Using Moments and Wavelets," IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.42, No.3, pp.557-565, Aug, 1996.
- [13] 배희정, 정성환, "칼라와 질감을 이용한 칼라영상데이터베이스 검색 시스템", 한국정보처리학회 추계논문집 vol.3, No.2, pp. 326-331.
- [14] M. Samer, B. Abdallah. "Object Recognition via Invariance," Doctor's Thesis, The Univ. of Sydney, 2000.
- [15] R. Jain, S. N. Jayaram, and P. Chen, "Similarity of Color Image," SPIE VOL.2420, NO, 1, pp. 381-392, 1995.
- [16] Stanford University, Content based Image Retrieval Project, <http://www-db.stanford.edu/IMAGE/>



김 현 중

2001년 명지대학교 컴퓨터공학과 박사 수료. 1995년~현재 여주대학 컴퓨터인터넷과 부교수. 관심분야는 Multimedia DB, Web DB, XML DB, 이미지 검색 등



박 영 배

1993년 서울대학교 컴퓨터공학과(공학박사). 1990년~1992년 명지대학교 전자계산소장. 1997년~2001년 명지대학교 산업대학원장. 1981년~현재 명지대학교 컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 Spatial DB, Multimedia DB, Web DB, XML DB, Large Fingerprint DB, Data Warehousing & Data Mining 등